

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche
Scientifique

Université de Batna
Faculté des Sciences

Thèse

En vue de l'obtention du diplôme de
Doctorat en Sciences en Informatique

Titre

**Conception par Emergence Inversée d'Agents
Autonomes dans le Cadre de Systèmes Complexes
Adaptatifs**

Présentée Par

Mohamed Rida ABDESSEMED

Soutenue le 02 septembre 2013 à 11h

Devant le jury composé de :

<i>Président</i>	<i>A. Zidani</i>	<i>Prof., Université de Batna</i>
<i>Rapporteur</i>	<i>A. Bilami</i>	<i>Prof., Université de Batna</i>
<i>Examineurs</i>	<i>M.C. Batouche</i>	<i>Prof., Université de Constantine</i>
	<i>M. Benmohamed</i>	<i>Prof., Université de Constantine</i>
	<i>S. Chikhi</i>	<i>Prof., Université de Constantine</i>
	<i>S. Zidat</i>	<i>MCA., Université de Batna</i>

Résumé - Les *systemes artificiels* augmentent significativement de *complexité* depuis quelques années. Les méthodes classiques s'avèrent peu efficaces, aussi bien pour les concevoir et les mettre en œuvre que pour les gérer et les entretenir. Des chercheurs dans diverses disciplines se sont tournés vers la nature où ils ont découvert, à leur grande surprise, que les *systemes naturels* plongés dans des environnements très changeants ont pu résoudre des *problèmes ardu*s, similaires à ceux dont ils commencent à y faire face actuellement, et que la nature a résolu depuis déjà des milliers d'années. L'*adaptation* basée sur l'*émergence* et l'*auto-organisation* ressortent comme des propriétés essentielles singularisant ces systèmes naturels. Parmi les méthodes récentes, très prometteuses, permettant d'intégrer ce type d'adaptation dans les systèmes artificiels complexes, on retrouve l'*apprentissage automatique*. Inspirée du comportement des systèmes naturels complexes, l'idée sur laquelle on travaille ici, s'appuie sur une méthode combinant entre l'apprentissage automatique *évolutionniste* et l'*émergence inversée* pour retrouver les *règles* qui contrôlent le comportement des entités de bas niveau constituant le système complexe étudié afin de faire émerger le macro-phénomène désiré dans un environnement de simulation orienté agents. Cette macro-émergence est considérée comme le résultat d'une adaptation du système dynamique complexe à des contraintes changeantes imposées par son environnement. Plusieurs cas ont été étudiés, dans ce contexte, issus d'un domaine de première importance présentement. Il s'agit de la *robotique du groupe*. Cette discipline représente un cadre idéal pour cette étude, étant donné que les systèmes auxquels elle s'intéresse renferment un grand nombre d'éléments mobiles en interactions intenses, leurs permettant d'évoluer dans l'espace et dans le temps. L'adaptation, de la façon dont elle a été traitée, souffre d'anomalies ; puisque rien ne garantit son efficacité et ceci peut engendrer des conséquences néfastes. Une idée semble pallier ce problème, elle est évoquée ici en tant que perspective, il s'agit de l'*adaptation prédictive* qui consiste à *évaluer les conséquences* d'une telle action avant de la lancer. L'impact économique, social et politique d'un tel travail est d'une importance stratégique ; des agents mobiles que ce soit des ordinateurs, des systèmes embarqués ou des robots autonomes dans des environnements réseau ou autres, très complexes, qui arrivent à régler leurs problèmes en s'auto-adaptant aux variations de leur environnement sans aucune intervention externe, représentent une propriété recherchée depuis déjà longtemps.

Mots clés : *Apprentissage automatique, Auto-organisation, Adaptation émergente, Emergence inversée, Robotique de groupe, Simulation orientée agents, Système complexe, Système dynamique.*

Abstract – The Complexity of artificial systems has significantly increased in recent years. Conventional methods proved to be less efficient to design, implement, manage and maintain these systems. Researchers have resorted to nature, where they found out that natural systems survived in a very changing environment. These systems' Adaptation was based on the emergence and self-organization which appeared to be keyproperties clearly distinguishing them. Among the very promising recent methods that integrate adaptation into artificial complex systems, is machine learning. Inspired by the behavior of complex natural systems, our idea, here, uses a method combining machine learning and evolutionary reverse emergence to find the rules that control the behavior of low-level entities constituting the complex system studied in order to bring out the desired macro-phenomenon. This macro-emergence is seen as the result of a complex adaptive system with changing constraints, imposed by its environment. Several cases have been studied in this context, in an area of primary importance nowadays: Robotics Group. This discipline is an ideal framework to study complex adaptive systems dynamics. Since the systems on which they focus contain many mobile elements in intense interactions, allowing them to evolve in space and time. Adaptation, as it was treated, suffers from inconsistencies; there is no guarantee to its effectiveness, it can lead to disastrous consequences. The idea, which seems to solve this problem and will be taken into account in the future, consists of predictive adaptation. This adaptation has to evaluate the consequences of such action before it starts. Economic, social and political impact of such work is of strategic importance; the networked mobile nodes as computers, embedded systems or autonomous robots, which succeed to solve their problems by self-adaptation to changes in their environment without any external intervention represents an achievement which has long been looked for.

Keywords: *Complex system, Dynamic system, Emerging Adaption, Machine Learning, Reverse emergence, Robotics Group, Self-organization, Simulation oriented agents.*

ملخص – تعقيد النظم الاصطناعية تفاقم في السنوات الأخيرة، حتى أصبحت الطرق التقليدية عاجزة على تصميمها، إعدادها، إدارتها و المحافظة عليها. تحول الباحثون في مختلف التخصصات للطبيعة حيث اكتشفوا أن النظم الطبيعية تمكنت من حل مشاكل صعبة للغاية، مشابهة لتلك التي نواجهها الآن، و ذلك منذ آلاف السنين. يظهر التكيف والتنظيم الذاتي كخصائص لهذه النظم الطبيعية. من بين الأساليب الحديثة، الواعدة لإدماج التكيف في النظم المعقدة الاصطناعية، نجد التعلم الآلي. الفكرة التي يركز عليها هذا البحث مستوحاة من سلوك الأنظمة الطبيعية المعقدة ، وهي تجمع بين أسلوب التعلم الآلي التطوري والظهور العي المتوقع المعكوس للعثور على القواعد التي تحكم سلوك الكيانات ذات المستوى الهجيري والتي تشكل النظام المعقد المدروس لإخراج الظاهرة المرجوة و المرئية بالعين المجردة باستخدام المحاكاة. وقد تم دراسة حالات عدة في هذا السياق، في مجال من الأهمية بكان : مجموعات الروبوتات، المثالي في هذه الحالة، بما أنه يهتم بدراسة الأنظمة التي تحتوي على عدد كبير من عناصر متحركة في تفاعلات مكثفة، فذلك ما يسمح لهم بالتطور في المكان والزمان المشكلة أنه لا يوجد ضمان لفعليتها، مما يمكن أن يؤدي إلى عواقب وخيمة. التكيف التنبؤي لتقييم العواقب قبل الشروع في يبدو حلاً منطوقاً لهذه المشكلة في المستقبل. الأثر الاقتصادي، الاجتماعي والسياسي لهذا العمل ذو أهمية استراتيجية؛ أنظمة من التعقيد بكان ، تنتج في حل مشاكلها من خلال التكيف الذاتي من جراء تغيرات تحدث في بيئتها دون أي تدخل خارجي تمثل إنجازاً طاملاً سعي له.

كلمات البحث : *التكيف، التعلم الآلي، التنظيم الذاتي، الظهور العي متوقع المعكوس، المحاكاة الموجهة عم لاء، النظام المعقد، النظام اليناميكي، مجموعات الروبوتات.*

Remerciements

Dieu Merci,

*Je tiens à remercier vivement Dr. **Azeddine Bilami**, professeur à l'**Université de Batna** et directeur de recherche du laboratoire LaSTIC d'avoir accepté d'être mon rapporteur et pour m'avoir soutenu dans beaucoup de situations escarpés et Dieu sait que ça n'a pas était toujours facile.*

*Je tiens également à remercier Dr. **Abdelmajid Zidani**, professeur à l'**Université de Batna** et président du comité scientifique du département d'informatique pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de présider le jury.*

*Je tiens également à remercier Dr. **Mohamed CHawki Batouche**, professeur à l'**Université de Constantine** d'avoir consenti à évaluer ce travail et pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de faire partie du jury.*

*Je tiens également à remercier Dr. **Mohamed Benmohamed**, professeur à l'**Université de Constantine** d'avoir consenti à évaluer ce travail et pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de faire partie du jury.*

*Je tiens également à remercier Dr. **Salim Chikhi**, professeur à l'**Université de Constantine** d'avoir consenti à évaluer ce travail et pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de faire partie du jury.*

*Aussi, je tiens à remercier Dr. **Samir Zidat**, maître de conférence à l'**Université de Batna** et chef du département d'informatique d'avoir consenti à évaluer ce travail et pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de faire partie du jury.*

*Un signe de gratitude et de reconnaissance au service de la pédagogie de notre département d'informatique et plus spécialement à son premier responsable : Dr. **Guezouli Larbi**.*

*Pareillement, je tiens à remercier les personnes qui m'en accueilli au sein de leur laboratoire et ceci pour mes stages en France, notamment Pr. **Mohamed Slimane**, Dr. **Sébastien Aupetit**, Dr. **Nicolas Monmarché** ainsi que toute l'équipe **HaNT**.*

*Je tiens aussi à remercier mon oncle maternel **Saad-allah Benfettoum**, réalisateur et metteur-en-scène, en retraite, de la radio et télévision algériennes pour avoir pris le temps de me relire.*

*En dernier, je tiens à remercier tous les étudiants que j'ai encadré et qui ont participé à ce travail, que ce soit les **Ingénieurs** ou les **Masters**.*

Abréviations

AE	Algorithme évolutionniste
AG	Algorithme génétique
IA	Intelligence Artificielle
IAD	Intelligence Artificielle Distribuée
MANET	Mobile Ad hoc Network
MDP	Processus de Décision de Markov
PE	Programmation Evolutionnaire
PG	Programmation Génétique
RNA	Réseau de Neurones Artificielles
SE	Stratégies Evolutives
SMA	Système multi-agent
VA	Vie Artificielle

Liste des Figures

Figure.1.1	Vue conceptuelle d'un système dans son environnement	005
Figure.1.2	Evolutions des bordures d'un système dans le temps	005
Figure.1.3	Vue conceptuelle multi-niveaux d'un système complexe dans son environnement	009
Figure.1.4	Evolution temporelle discrète d'une population animale	012
Figure.1.5	Jeu de la vie	013
Figure.1.6	Recherche de nourriture et émergence d'un plus court chemin dans un système de fourmis	014
Figure.1.7	Illustration du concept de phase, sur un pendule pesant	015
Figure.1.8	Tâche de coordination bi-manuelle	015
Figure.1.9	Représentation schématique d'un paysage d'attracteurs	016
Figure.1.10	Solution des équations circulaires non-linéaire	017
Figure.1.11	Exemple de système conservatif déterministe	018
Figure.1.12	Classification du comportement des automates cellulaires de <i>Langton</i>	020
Figure.1.13	Vue 3D de l'attracteur étrange de <i>Lorenz's</i>	021
Figure.1.14	Types de phénomènes complexes exhibés par les CASs	024
Figure.1.15	Causalité descendante	028
Figure.1.16	Supervenience	028
Figure.1.17	Paysage de fitness	031
Figure.1.18	Les cellules	031
Figure.1.19	Système adaptif complexe	033
Figure.2.1	Automate cellulaire autoreproducteur	042
Figure.2.2	Approche générale d'identification et d'ajustement des paramètres	044
Figure.2.3	Identification et ajustement de paramètres	045
Figure.2.4	Perceptron à une seule couche cachée	047
Figure.2.5	Stables maximale et maximum	048
Figure.2.6	Problème du voyageur de commerce	048
Figure.2.7	Traitement du PVC par AE	051
Figure.2.8	Reconstruction de macro-dynamique	053
Figure.2.9	Cycle d'exécution d'un agent	055
Figure.2.10	Plus court chemin découvert par des fourmis	057
Figure.2.11	Emergence inversée	060
Figure.2.12	Stratégies émergentes	061
Figure.2.13	Processus général de l'inversion itérative	064
Figure.2.14	Processus général de l'inversion direct	065
Figure.3.1	Induction & Déduction	076
Figure.3.2	Arbre de décision climatologique	079
Figure.3.3	Résolution d'équation analogique	080
Figure.3.4	Neurone artificiel	082
Figure.3.5	Réseau multicouche	083
Figure.3.6	Méthode des pixels moyennés	083
Figure.3.7	Méthode par chaîne de code	084
Figure.3.8	Résultat de l'extraction de caractéristiques utilisée par chaîne de code	084
Figure.3.9	La roue de loterie biaisée	085
Figure.3.10	Deux problèmes de classification en 2 dimensions	087
Figure.3.11	Problème de régression en une dimension	088
Figure.3.12	Labyrinthe	089
Figure.3.13	Boucle d'interaction agent-environnement	090
Figure.4.1	Type de relations entre les actions des agents	118
Figure.4.2	Architecture réactive d'un agent	119
Figure.4.3	Graphe d'états	121
Figure.4.4	Architecture délibérative	122
Figure.4.5	Types d'interactions	122

Figure.4.6	Exemple de locomotion	127
Figure.4.7	Boucle de contrôle	128
Figure.4.8	Architecture comportementale	129
Figure.4.9	Evitement d'obstacle et suivi de chemin	130
Figure.4.10	Sojourner	130
Figure.4.11	Structure du bâtiment	131
Figure.4.12	Séquencement d'une mission	132
Figure.4.13	Tâches nécessitant la coopération de plusieurs robots	133
Figure.4.14	Navigation en formation maintenue	135
Figure.4.15	Groupement et tri	135
Figure.4.16	Grille d'occupation d'un couloir du laboratoire	136
Figure.4.17	Représentation topologique	136
Figure.4.18	Exemple d'une communication de haut niveau	137
Figure.4.19	Exemple d'une communication de bas niveau	137
Figure.4.20	Emergence d'un cycle de patrouille	138
Figure.4.21	Swarm-bot	140
Figure.4.22	Graphes de dépendance	143
Figure.4.23	Comportement d'un essaim de robots	144
Figure.4.24	Organisme multi-robots symbiotique	148
Figure.4.25	Robots Bioid	149
Figure.4.26	Robot compagnon	150
Figure.4.27	Exosquelette	151
Figure.4.28	Robot <i>Leonardo</i>	151
Figure.4.29	Salle expérimentale du bâtiment Adream	155
Figure.4.30	Nano-robotique	156
Figure.4.31	Micro-robotique	157
Figure.4.32	Nouveau dispositif d'essais	158
Figure.4.33	Robot autonome mobile <i>Hemisson</i>	126
Figure.4.34	Montage <i>polybot</i>	153
Figure.4.35	Exemples d'essaim naturel	139
Figure.5.1	Technique de cadrage d'un Tas	176
Figure.5.2	Environnement locale 5-connexe de l'agent-robot	176
Figure.5.3	Instantanés de formation de tas (selon la première approche)	177
Figure.5.4	Comportement de l'AG (selon la première approche)	177
Figure.5.5	Mise à l'échelle du nombre d'agents-robots (selon les deux approches)	178
Figure.5.6	Mise à l'échelle du nombre d'objet (selon les deux approches)	178
Figure.5.7	Mise à l'échelle de l'espace d'entraînement (selon les deux approches)	178
Figure.5.8	Instantanés de formation de tas (selon la deuxième approche)	180
Figure.5.9	Effet de l'intensité du marquage sur le temps de formation d'un tas	181
Figure.6.1	Vision local d'un agent-robot (<i>5-connexe</i>)	190
Figure.6.2	Instantanés de la première phase	190
Figure.6.3	Comportement de l'algorithme génétique (selon la première phase)	190
Figure.6.4	Mise à l'échelle du nombre d'agents (selon la première phase <i>et la deuxième phase</i>)	191
Figure.6.5	Mise à l'échelle de la taille du terrain (selon la première phase et la seconde phase)	191
Figure.6.6	Instantanés de formation de tas selon le principe de rendez-vous	191
Figure.6.7	Mise à l'échelle du nombre d'objet, selon la deuxième phase	192
Figure.6.8	Instantanés de la 1 ^{ière} phase montrant le regroupement selon le principe de rendez-vous	193
Figure.6.9	Instantanés de la 2 ^{ième} phase montrant la formation de tas selon le principe de rendez-vous	193
Figure.6.10	Choix de la future orientation de formation d'un tas	194
Figure.6.11	Degré de génération d'obstacles sur le terrain d'entraînement	194
Figure.7.1	Connexité	214

Liste des Tableaux

Tableau.1.1	Types de comportements	007
Tableau.3.1	Données climatiques	078
Tableau.3.2	Evaluation initiale	084
Tableau.3.3	Nouvelle population	085
Tableau.3.4	Chromosomes avant et après le croisement	085
Tableau.3.5	Nouvelle population après mutation	085
Tableau.3.6	Phase d'évaluation	085
Tableau.3.7	Types de case	089
Tableau.5.1	Règles sensorimotrices	174

Table des matières

Introduction generale

Chapitre 1 **Système Dynamique Complexe Adaptatif**

Introduction	003
1.1 Système	003
1.1.1 Définition	004
1.1.2 Bordures	006
1.1.3 Classification des comportements	006
1.2 Systèmes complexes	007
1.2.1 Définition	007
1.2.2. Classification des relations entre les éléments dans un système complexe	008
1.3 Système dynamique	010
1.3.1 Evolution temporelle	011
1.3.2 Le caractère formel de l'approche dynamique	012
1.3.3 Niveau d'analyse	013
1.3.4 Problème de causalité	013
1.3.5 Systèmes clos et systèmes ouverts	014
1.3.6 Non linéarité	014
1.3.7 Paramètre d'ordre	015
1.3.8 Attracteurs	016
1.3.9 Bifurcations et transitions de phase	016
1.3.10 Stabilité et instabilité	017
1.3.11 Bruit	017
1.3.12 Paramètres de contrôle	017
1.3.13 Aspect conservatif et non conservatif	018
1.4 Système complexe adaptatif (CAS)	018
1.4.1 Etats des systèmes	019
1.4.2 Domaine de l'état complexe	020
1.4.3 Domaine de l'état chaotique	022
<i>1.4.3.1 Caractéristiques des systèmes chaotiques</i>	022
<i>1.4.3.2 Théorie du chaos</i>	023
1.4.4 Les macro-phénomènes complexes	023
<i>1.4.4.1 L'émergence, phénomène fondamentale des CASs</i>	025
<i>1.4.4.2 Auto-organisation et auto-adaptation</i>	030
1.4.5 Propriétés des CASs	033
<i>1.4.5.1 Génération de nouveauté</i>	033
<i>1.4.5.2 Sensibilité aux conditions initiales et perturbations</i>	033

<i>1.4.5.3 Evolution</i>	034
<i>1.4.5.4 Fitness</i>	034
<i>1.4.5.5 Résilience</i>	034
<i>1.4.5.6 Robustesse</i>	034
<i>1.4.5.7 Criticalité auto-organisée</i>	034
Conclusion	035
Références bibliographiques	036

Chapitre 2 **Problème Inverse et Emergence Inversée**

Introduction	041
2.1 Typologie de problèmes	041
2.1.1 Problème direct	042
2.1.2 Problème inverse	042
2.1.3 Taxonomie des problèmes inverses	043
2.2 Problèmes bien et mal posés	043
2.3 Identification et ajustement des paramètres	044
2.4 Différentes formes du problème inverse	045
2.4.1 Réseau de neurones artificiels	046
2.4.2 Problèmes combinatoires inverses	047
2.4.2.1 <i>Problème du Stable de poids maximum</i>	048
2.4.2.2 <i>Problème du voyageur de commerce</i>	048
2.4.3 Ingénierie inverse de logiciels	049
2.4.3.1 <i>Définition</i>	049
2.4.3.2 <i>Possibilités et limites de la décompilation</i>	049
2.4.3.3 <i>Exemples de problèmes inverses</i>	050
2.4.4 Approche évolutionniste	050
2.4.4.1 <i>Problème du voyageur de commerce</i>	050
2.4.4.2 <i>Problème de convergence dans les algorithmes génétiques</i>	051
2.4.5 Problème de reconstruction de faits dans un système complexe	052
2.4.5.1 <i>Principe de reconstruction</i>	053
2.4.5.2 <i>Analyse expérimentale</i>	053
2.4.5.3 <i>Problème de cohérence</i>	054
2.4.5.4 <i>Robustesse des hypothèses</i>	054
2.4.6 Système multi-agents	054
2.4.7 Intelligence en essaim	055
2.4.7.1 <i>Optimisation par colonie de fourmis</i>	056
2.4.7.2 <i>Routage par colonie de fourmis</i>	057
2.4.8 Apprentissage	058
2.5 Emergence inversée	058
2.5.1 Introduction	058
2.5.2 Formulation du contrôle	060
2.5.2.1 <i>Contrôleur conjonctif</i>	061

2.5.2.2 <i>Contrôle disjonctif</i>	062
2.5.3 Emergence inversée et problèmes mal posés	062
2.5.4 Problème de paramétrisation	063
2.5.5 Approches de résolution	063
2.5.5.1 <i>Inversion itérative</i>	064
2.5.5.2 <i>Inversion directe</i>	065
2.6 Problème de validation	065
2.6.1 Différence entre évaluation et validation	066
2.6.2 Distinction entre vérification et validation	066
2.6.3 Cas de l'émergence et de l'émergence inversée pour un système complexe	066
2.6.3.1 <i>Evaluation</i>	067
2.6.3.2 <i>Vérification</i>	067
2.6.3.3 <i>Validation</i>	067
Conclusion	067
Références Bibliographiques	068

Chapitre 3 **Apprentissage Automatique**

Introduction	075
3.1 Définition générale de l'apprentissage	076
3.2 Définitions de l'apprentissage automatique	076
3.3 Typologie d'apprentissage en informatique	077
3.3.1 Première vision	077
3.3.1.1 <i>L'apprentissage automatique</i>	077
3.3.1.1.1 <i>L'apprentissage symbolique</i>	077
3.3.1.1.2 <i>L'apprentissage adaptatif</i>	080
3.3.1.2 <i>Les théories formelles de l'apprentissage</i>	086
3.3.2 Deuxième vision	086
3.3.2.1 <i>Apprentissage supervisé</i>	086
3.3.2.2 <i>Apprentissage non-supervisé</i>	088
3.3.2.3 <i>Apprentissage par renforcement</i>	088
3.4 Apprentissage collectif	091
3.4.1 Apprentissage chez les humains	092
3.4.2 L'esprit de groupe	093
3.4.3 Apprentissage distribué	095
3.4.3.1 <i>Apprentissage en groupe</i>	096
3.4.3.2 <i>Diversité, spécialisation et hétérogénéité du groupe</i>	097
3.4.3.3 <i>Apprentissage automatique multi-agents</i>	098
3.4.3.4 <i>Apprentissage mutuel et concurrent</i>	100
3.4.4 Exemple de poursuite et capture selon le modèle prédateurs-proies	100
Conclusion	102
Références Bibliographiques	102

Introduction	108
4.1 Intelligence Artificielle et Vie Artificielle	109
4.1.1 Intelligence artificielle	109
4.1.2 Vie artificielle	110
4.2 Intelligence Artificielle Distribuée et Système Multi-Agents	111
4.2.1 Autonomie	112
4.2.2 Intelligence	113
4.2.3 Organisation	114
4.2.4 Distribution	116
4.2.5 Interaction	117
4.2.5.1 <i>Relations entre actions des agents</i>	117
4.2.5.2 <i>Types d'interactions</i>	117
4.2.6 Communication	122
4.2.7 Mobilité	124
4.2.8 Adaptation	124
4.2.9 Délégation	124
4.2.10 SMA et Robotique de Groupes	125
4.3 Robotique autonome mobile	126
4.3.1 Définition	126
4.3.2 Architecture	127
4.3.2.1 <i>Structure fonctionnelle</i>	127
4.3.2.2 <i>Structure matérielle</i>	127
4.3.2.3 <i>Structure logicielle</i>	128
4.3.3 Autonomie d'un robot mobile	129
4.3.4 Planification de suivi de chemin	130
4.3.4.1 <i>Localisation</i>	131
4.3.4.2 <i>Navigation</i>	131
4.3.4.3 <i>Exemple du livreur d'objets</i>	131
4.4 Robotique collective	132
4.4.1 Concept de collectivité	133
4.4.2 Concept de coopération	134
4.4.2.1 <i>Transport et manipulation coopérative d'objets</i>	134
4.4.2.2 <i>Mouvement en formation</i>	135
4.4.2.3 <i>Fourragement</i>	135
4.4.2.4 <i>Groupement et tri</i>	135
4.4.2.5 <i>Exploration d'environnements inconnus</i>	135
4.4.3 Communication	136
4.4.3.1 <i>Communications de haut niveau</i>	137
4.4.3.2 <i>Communications de bas niveau</i>	137
4.4.3.3 <i>Communications indirectes (stigmergie)</i>	137
4.4.4 Patrouille	137

4.5 Robotique en essaim	138
4.5.1 L'intelligence en essaim	139
4.5.2 Définition et caractéristiques de la robotique en essaim	139
4.5.3 Comportements collectives en essaim	140
4.5.3.1 <i>Comportements de base</i>	140
4.5.3.2 <i>Comportements combinés</i>	141
4.5.4 Problème d'exploration	144
4.5.4.1 <i>Dispersion</i>	144
4.5.4.2 <i>Couverture spatiale</i>	144
4.5.4.3 <i>Localisation de cibles</i>	144
4.6. Robotique évolutionniste	145
4.6.1 Intelligence Artificiel incarnée	145
4.6.1.1 L'idée de l'incarnation corporelle	146
4.6.1.2 Réalisation de l'incarnation corporelle	146
4.6.1.3 Objectifs de l'incarnation corporelle	147
4.6.2 Classes de robotique évolutionniste	148
4.6.3 Exemple de Projets robotiques traitant de l'évolution	149
4.7 Autres types de robotiques	149
4.7.1 Robotique sociale	149
4.7.1.1 <i>Robotique pour l'assistance</i>	150
4.7.1.2 <i>Émotions en robotique</i>	151
4.7.1.3 <i>Émotions pour l'apprentissage</i>	151
4.7.1.4 <i>L'apprentissage social en robotique</i>	151
4.7.2 Robotique modulaire	152
4.7.2.1. <i>Propriétés</i>	152
4.7.2.2 <i>Typologie</i>	153
4.7.2.3 <i>Fonctionnalités principales</i>	153
4.7.3 Robotique ubiquitaire	154
4.7.3.1 <i>Intelligence ambiante</i>	155
4.7.3.2 <i>Robotique ambiante pour l'assistance aux personnes</i>	155
4.7.4 Nano-robotique et micro-robotique	156
4.7.4.1 <i>Nano-robotique</i>	156
4.7.4.2 <i>Micro-robotique</i>	157
4.8 Problème du passage au réel	157
Conclusion	158
Références bibliographiques	160

Chapitre 5 **Optimisation du Groupement par Multi-marquage Exclusif dans un Environnement Multi-robots**

Introduction	173
5.1 Système multi-agents	174
5.2 Algorithme génétique	174

5.3 Groupement ordinaire	175
5.4 Résultats de Simulation selon la première approche	176
5.4.1 Mise en œuvre	176
5.4.2 Mise à l'échelle	176
5.5 Groupement par multi-marquage exclusive	177
5.6 Résultat de la simulation selon la deuxième approche	178
5.6.1 Mise en œuvre	178
5.6.2 Mise à l'échelle	179
5.7 Règles décelées	179
5.7.1 Selon la première approche	179
5.7.2 Selon la deuxième approche	179
5.8 Comparaison des deux approches	179
5.9 Comparaison des règles trouvées avec celles décelées chez les Fourmis	179
5.9.1 Première approche	179
5.9.2 Deuxième approche	180
Conclusion	181
Références bibliographique	182

Chapitre 6 **Groupement Adaptatif Orienté par des Robots Autonomes et Mobiles**

Introduction	185
6.1 Système multi-agents	186
6.2 Algorithme génétique	187
6.3 Formation de tas selon le principe de rendez-vous	187
6.4 Résultats de Simulation	189
6.4.1 Mise en œuvre de la phase une	190
6.4.2 Mise à l'échelle de la phase une	190
6.4.3 Mise en œuvre de la phase deux	191
6.4.4 Mise à l'échelle de la phase deux	192
6.5 Terrain à difficulté variable	192
6.5.1 Phase une	193
6.5.2 Phase deux	193
6.6 Règles décelées	193
6.6.1 Première phase	194
6.6.2 Deuxième phase	194
6.7 Règles trouvées et règles décelées chez les fourmis	194
Conclusion	195
Références bibliographiques	196

Chapitre 7 **Discussions**

Introduction	200
---------------------	------------

7.1 Système	200
7.1.1 Propriétés SMAs	200
7.1.2 Bordures	204
7.2 Système complexe	204
7.2.1 Complexité	204
7.2.2 Rétroaction	205
7.2.3 Echelle	205
7.2.4 Modèle agent	205
7.2.5 Point critique auto-organisé	205
7.2.6 Cohérence	206
7.2.7 Altruisme vs égoïsme	206
7.2.8 Relations entre les éléments de notre système de robots	206
7.3 Système dynamique	207
7.3.1 Evolution causale	207
7.3.2 Evolution déterministe	207
7.3.3 Causalité	208
7.3.4 Système ouvert et ordre	208
7.3.5 Comportements non-linéaires	208
7.3.6 Mesure de l'ordre	208
7.3.7 Attracteur et repoussant	208
7.3.8 Bifurcation	209
7.3.9 Bruit	209
7.3.10 Système déterministe chaotique conservatif	209
7.4 Système complexe adaptatif	209
7.4.1 Caractéristiques essentielles des CASs	209
7.4.2 Inconvénients des CASs	210
7.4.3 Caractéristiques des phénomènes macroscopiques	210
7.4.4 Emergence	211
7.4.5 Auto-organisation et auto-adaptation	212
7.4.5.1 <i>Rétroaction positive (amplification)</i>	212
7.4.5.2 <i>Rétroaction négative (stabilisation)</i>	212
7.4.5.3 <i>Adaptation</i>	212
7.4.6 Propriétés des CASs	213
7.5 Problèmes directe, problème inverse et émergence inversée	214
7.5.1 Problème directe	214
7.5.2 Problème inverse	215
7.5.3 Identification et ajustement des paramètres	216
7.5.4 Problème combinatoire inverse	217
7.5.5 Problème de reconstruction	217
7.5.6 Contrôle conjonctif et disjonctif	218
7.5.7 Méthode de résolution itérative	218
7.6 Problème de validation	218
7.6.1 Évaluation	218

7.6.2 Vérification	218
7.6.3 Validation théorique	219
7.6.4 Validation empirique	219
7.7 Apprentissage	219
7.7.1 Apprenabilité	220
7.7.2 Apprentissage automatique	221
7.7.2.1 <i>Apprentissage symbolique</i>	221
7.7.2.2 <i>Apprentissage adaptatif génétique</i>	221
7.7.3 Apprentissage collectif	222
Conclusion	223

Conclusion Générale

Introduction générale

Introduction Générale

Parmi les grâces divines que Dieu a accordé à l'homme, la faculté innée de pouvoir raisonner, vient en premier et ce pour l'honorer en lui permettant d'occuper le rang privilégié à la tête des autres créatures vivantes. L'intelligence qui est aussi le propre de quelques animaux, mais avec différentes mesures, est inouïe chez l'homme. Elle constitue le fruit de ce pouvoir d'analyser, et représente l'un des éléments essentiels (à côté du fait qu'il parle) qui le différencie de l'animal. La conscience, aussi, permet à l'homme de se distinguer du commun des mortels ; elle lui octroie cette prédisposition de percevoir sa propre existence et celle de ceux qui l'entourent. Ainsi, c'est grâce à ces deux aptitudes que sont ensemble : la conscience et la faculté du raisonnement, que l'esprit humain arrive à discerner d'une manière intrinsèque entre une multitude de préceptes tels que le bien et le mal, le réel et le fictif, l'ordre et le désordre, ainsi que le simple et le complexe. Dans ce dernier cas, le degré du discernement incombe aux capacités acquises du sujet considéré pour l'élever, progressivement, du stade de la perspicacité à celui de la compréhension, de la reproduction/construction, de la maîtrise et même au-delà (de la créativité et de l'anticipation).

Tout ce qui est discernable mais difficile à saisir dans ses détails est classé, par un esprit sain et équilibré, comme complexe. Notre réaction naturelle envers cette complexité est de tenter de la réduire en la décomposant (ayant une idée sur ses détails, comme sa structure) ou de la découper (n'arrivant pas à distinguer clairement entre ses constituants) afin de considérer chaque partie délimitée isolément. On peut aussi opérer des abstractions, dans le cas où le nombre de paramètres qui rentrent en jeu est très grand, en ne considérant que ce qui semble clair pour nous et important à notre cause, ou en changeant de niveau d'observation pour passer à un rang plus élevé (afin de ne pas se noyer dans les détails). Notons qu'il reste aussi plausible de passer à des niveaux plus bas pour essayer de la développer (sachant que plus on descend et plus c'est simple). Les éléments perçus, analysés, compris et représentés selon des modèles préconçus sont ensuite synthétisés pour reconstituer une image mentale aussi fidèle que possible du tout dans son cadre original. Sachant, tous compte fait, que toutes ces manipulations ne sont pas sans perte d'informations.

Cette approche réductionniste peut s'effectuer horizontalement, dans le sens où tous les éléments épiés se retrouvent à un même niveau d'observation, ou verticalement, dans le sens où un élément à un niveau donné est construit à base d'éléments situés à des niveaux plus bas. Notons que la combinaison, entre ces deux approches, reste une alternative envisageable. Le problème qui se pose, alors, c'est que cette façon de faire n'est pas toujours efficace ; bon nombre de questions dans différents domaines restent en dehors de sa portée. Citons, comme exemple, les systèmes naturels qui abondent en biologie, physique, chimie, économie ou sociologie conduisant à des phénomènes aussi disparates que la coagulation du sang, l'osmose, la compréhension, la fusion de matériaux, le courant électrique, le champ magnétique, la viscosité de fluides, la cristallisation et l'évaporation de liquides, les réactions chimiques, l'inflation des prix, le craché des bourses, la prise de conscience collective (révolution dans un pays, migration d'humains ou d'animaux) et les phénomènes sociaux (mode, délinquance juvénile ou accent local). Ceci nous amène à admettre deux types de complexité par rapport aux capacités humaines : celle qu'on peut saisir et celle qu'on ne peut pas. Convenons de désigner par « complexité », dans cet ouvrage, celle qui se rapporte au deuxième cas.

L'idée d'accepter la complexité (se rapportant à ce deuxième cas) comme un tout hermétique, impliqué dans notre façon de penser pour solutionner nos problèmes, sans avoir à la comprendre ou à expliquer comment on arrive à la reproduire (chose qu'on a toujours su faire) est un déficit à notre esprit cartésien et à nos tendances de rigueur et d'exactitude dans nos approches scientifiques à caractère, plutôt, déterministe. **Aujourd'hui on commence à se rendre à l'évidence que le complexe n'est pas réductible au simple et qu'il existe, probablement, un ensemble de lois générales qui le régit, en tant que tel, et des caractéristiques communes à tous les systèmes complexes.**

La résignation de la communauté scientifique à cette évidence s'est traduite par la résurrection d'un ancien concept, plus connu sous le nom d'émergence, représentant un phénomène naturel observé, déjà depuis longtemps. L'émergence vient, donc, comme un substitut espérant combler l'insuffisance de l'approche réductionniste, en empruntant un nouveau courant de pensées qui commence à attirer de plus en plus de scientifiques et de chercheurs, issus de disciplines très variées. En effet, Il n'y a pas longtemps que l'émergence n'était qu'un problème philosophique étudié depuis la Grèce antique et classé sur l'étagère aux cotés des belles idées ancestrales ambiguës. Aujourd'hui, grâce au développement de la **systémique**¹ et des sciences de la complexité, l'émergence revient au premier plan de la scène scientifique pour devenir l'un des maîtres-mots dans beaucoup de domaines de recherche. Son utilité est tout particulièrement mise en exergue par les systèmes complexes massivement parallèles ; composés d'un grand nombre d'éléments, de constitution plutôt simple, coopérant simultanément.

Mais, on n'est qu'aux premiers pas d'investigations, de compréhension et d'application de cette nouvelle façon de faire. Ceci dans l'ambition de parvenir à solutionner des problèmes importants, suspendus depuis déjà assez longtemps ou difficilement solvables par les approches classiques à caractère réductionniste. Jusqu'à maintenant, l'émergence n'est qu'une désignation d'un phénomène complexe qui apparaît devant un observateur sans qu'il n'est prévu, ni compris comment cela surgit, et qu'il n'a pu détecter qu'à travers ses sens dans un système à architecture multi-niveaux. Il est clair, dans ce cas, que le phénomène en question naquit aux abysses les plus profonds, du système en question, ou dans ses zones les plus restreintes. Entre le niveau macroscopique et microscopique ou la portée globale et locale plusieurs autres étapes sont, généralement, nécessaires afin de permettre à ce phénomène de passer de manière incrémentale par des stades d'évolutions avant d'atteindre sa forme observable. Il est clair que cette forme, observable, peut durer un laps de temps ou persister plus longtemps (des états d'équilibres statiques et/ou dynamiques sont perceptibles dans ces conditions).

Plus formellement soient $\{\text{étape}_0, \text{étape}_1, \text{étape}_2, \dots, \text{étape}_i, \dots, \text{étape}_n, \dots \text{étape}_m\}$ l'ensemble des étapes significatives par lesquelles passent un système **S** et **Emergence()** une fonction permettant de faire transiter par émergence **S** d'un état désigné par **étape_i** vers un autre état désigné par **étape_j**. On retrouve, alors, comme types de transition canoniques ce qui suit :

- **Transition progressive (pas à pas):**

$$\text{Emergence}(\text{étape}_i) = \text{étape}_{i+1} \forall i \in [0, n],$$

- **Transition constante (équilibre statique) :**

$$\text{Emergence}(\text{étape}_j) = \text{étape}_j \forall j \in [n, m], \text{ où } m \text{ peut tendre vers l'infini,}$$

- **Transition périodique (équilibre dynamique) :**

¹ L'**approche systémique** ou **analyse systémique** est un champ interdisciplinaire relatif à l'étude d'objets dans leur complexité. Pour tenter d'appréhender cet objet d'étude dans son environnement, dans son fonctionnement, dans ses mécanismes, dans ce qui n'apparaît pas en faisant la somme de ses parties, cette démarche vise par exemple à identifier : - la finalité du système (téléologie), - les niveaux d'organisation, - les états stables possibles, - les échanges entre les parties, - les facteurs d'équilibre et de déséquilibre, - les boucles logiques et leur dynamique, etc.

Emergence(étape_j) = étape_a , Emergence(étape_{j+1}) = étape_{a+1} , ... , Emergence(étape_{j+k}) = étape_a $\forall j \in [n, m]$ où $n, m \in \mathbb{N}$, et k représente l'amplitude de la période avec {étape_a, étape_{a+1}, ..., étape_{a+k-1}} qui se répètent continuellement ou pendant un certain temps.

Il va de soit que d'autres modèles de transition sont possibles.

Notons aussi que l'émergence, à ce jour, n'est appliquée qu'à des problèmes qualifiés de **justes difficiles**. Autrement dit concernant des systèmes complexes dont la micro-dynamique est gérée par des **règles simples**. Un exemple type est celui des équations qu'on programme pour visualiser/tracer le comportement géométrique et dont la dynamique observée représente des phénomènes d'itérations et d'agrégations qui finissent par donner des formes graphiques spatio-temporelles qu'il est pratiquement impossible de prédire à partir de la syntaxe de leurs équations. Néanmoins, pour certaines classes d'équations, il reste possible de représenter ces modèles spatio-temporels à partir de l'analyse de la syntaxe des équations. Et ceci, même s'il n'y a pas d'attracteurs qui apparaissent explicitement dans le rapport des équations (les attracteurs influencent le comportement de ces équations de manière à le rendre prévisible ; leur présence conduit le système vers un état d'équilibre statique/dynamique). Les méthodes permettant d'avoir une idée sur ces modèles spatio-temporels fonctionnent, en générale, sans devoir simuler la dynamique sur ordinateur ou observer le système dans son milieu naturel ; avec un peu de pratique on peut comprendre, dans beaucoup de classes de ces problèmes, la relation entre le micro-niveau et le macro-niveau ou la portée locale et la portée globale. Mais, le **problème d'arrêt de Turing**² vient pour freiner notre enthousiasme et nous rappeler que quelque soit l'ensemble d'outils fini (automatiques ou manuels) que nous avons, il y a un nombre infini de questions auxquelles ils ne peuvent pas répondre. **Exemple :** Dans la classe de toutes les équations mathématiques, il y a une infinité de modèles dont l'existence même est indécidable. On peut dire que le rapport entre micro-niveau ou portée locale (comme celui contenant les équations) et macro-niveau ou portée globale (comme celui supportant les modèles de comportements géométriques) est parfois incompréhensible.

L'émergence est un concept profondément épistémologique (posant des questions philosophiques sur l'existence des choses : comment elles sont venues ? et comment elles se sont développées ? sans rentrer dans des considérations ontologiques concernant leur description) exprimant cette dissonance cognitive (qui dérange) que nous éprouvons une fois confronté à deux descriptions radicalement différentes d'un même système ; l'une microscopique/locale et l'autre macroscopique/globale. Il est tous à fait possible de définir le système avec cette différence comme principe de base, sans pour autant exclure son intégrité vis-à-vis des mathématiques. Formellement, l'émergence peut être exprimée via les théories de la calculabilité et de la complexité, ce qui peut constituer une assise solide permettant de passer d'une analyse usant d'un esprit arithmétique vers celle usant d'un esprit algébrique. Une fois qu'il serait possible de donner une explication scientifique aux phénomènes émergents, concernant les systèmes complexes dynamiques, d'autres relations structurales peuvent être explorées en ces termes, comme l'étude des métamathématiques (au bas niveau) en rapport avec les formes et les structures des mathématiques (en haut niveau).

Parmi les phénomènes émergents très étudiés actuellement on retrouve l'**auto-organisation** qui consiste en la formation spontanée de structures bien organisées de patterns à partir de conditions initiales aléatoires. Les systèmes ayant cette propriété possèdent, généralement, un grand nombre d'éléments ou de variables et donc un espace d'état très large. La plupart du temps, l'objectif de ces systèmes complexes n'est pas explicitement conçu, programmé ou

² En théorie de la calculabilité, le **problème de l'arrêt de Turing** consiste, étant donné un programme informatique quelconque (au sens machine de Turing), à déterminer s'il finira par s'arrêter ou non. Ce problème n'est pas décidable, c'est-à-dire qu'il n'existe pas de programme informatique qui prendrait comme entrée le code d'un programme informatique quelconque et qui grâce à la seule analyse de son code ressortirait **Vrai** si le programme s'arrête et **Faux** si c'est le cas contraire.

contrôlé. Ses éléments interagissent librement entre eux et avec l'environnement, et s'adaptent mutuellement pour parvenir aussi bien à une configuration intrinsèque préférable que ajustable, via respectivement les attracteurs/paysages_de_fitness, définissant ainsi le but du système de manière émergente. Notons que parmi les mécanismes de base sur lesquelles s'appuie l'auto-organisation on retrouve la rétroaction positive et la rétroaction négative (**voir Section 1.4.4.2**).

En attendant de maîtriser encore plus les prénommés « émergence » et « auto-organisation », les systèmes artificiels conçus par l'homme (actuellement) comme Internet, les marchés de bourse, les armadas milliaires ou l'industrie spatiale deviennent de plus en plus complexes. La conception, construction et gestion de ces systèmes fait intervenir une myriade de combinaisons d'individus, d'organisations, de données, de matériel, de logiciels et d'autres technologies, exigeant une connaissance, une vigilance et un savoir-faire exceptionnels. Beaucoup de systèmes, actuellement, sont loin d'être la préoccupation d'une personne (quelque soient ses compétences), d'un groupe de spécialistes (quelque soient leurs qualifications), c'est plutôt un problème d'états, d'organisations universelles ou de cartels internationaux.

Pour en venir à bout de cette complexité, un grand nombre de chercheurs, dans différentes disciplines, se sont tournés vers la nature. Les **systèmes naturels**, excitant depuis des milliers d'années, semblent avoir trouvé les solutions aux problèmes auxquels on commence à faire face aujourd'hui. Ces systèmes naturels sont, actuellement, observés dans leur milieu d'origine en vue de comprendre leurs fonctionnalités, puis de les reproduire et les expérimenter (concrètement ou par simulation) afin de vérifier les modèles de comportements (généralement sous forme de règles) qu'on leur a extirpés pour faire émerger lesdites fonctionnalités.

Dans cette perspective, une nouvelle discipline a vu le jour, plus connue sous l'appellation de **biomimétique**. Elle vise à résoudre les problèmes en examinant et imitant des modèles présents dans la nature. Elle désigne l'ensemble des moyens utilisés par les ingénieurs et les chercheurs pour s'inspirer des systèmes naturels en vue de résoudre des problèmes dans des domaines aussi stratégiques que l'industrie, la défense militaire et les télécommunications. Les scientifiques réalisent que les systèmes et les techniques utilisés dans la nature étaient bien supérieurs à leurs connaissances et à leurs capacités et qu'ils offraient des solutions incomparables aux leurs. En adoptant l'approche biomimétique, ils parviennent à résoudre leurs problèmes en un temps record, en économisant sur l'effort et avec des matériaux bien plus efficaces. Aujourd'hui, de nombreux scientifiques étudient la structure des matériaux naturels et les utilisent en tant que modèles pour leurs propres recherches. Les raisons sont tout-à-fait légitimes ; elles ont des propriétés de force, de luminosité et d'élasticité uniques. **Exemples** : la coquille interne des ormeaux (*Haliotides*) est deux fois plus résistante que n'importe quelle céramique artificielle, la toile d'araignée est cinq fois plus tenace que l'acier et l'adhésif utilisé par les moules pour s'accrocher aux rochers conserve ses propriétés même sous l'eau.

Notons que parmi les propriétés les plus intéressantes des systèmes naturels on retrouve l'adaptation (qui se base sur les mécanismes précités d'auto-organisation et d'émergence). Cette propriété est très recherchée dans les systèmes complexes artificiels actuels et elle sera, sûrement, plus sollicitée dans les systèmes complexes du futur.

Le sujet de cette thèse tourne autour de ce qui vient d'être dit. Mais, pour être plus explicite tout en restant concis et précis on doit montrer clairement : « où veut-on en venir ? », et « comment compte-on le faire ? ». Pour répondre à ces deux questions, on va suivre la démarche suivante :

Hypothèses de recherche

Tout travail de recherche doit commencer, au préalable, par se poser des questions et faire des suppositions et des suggestions qu'on qualifie, généralement, d'hypothèses de recherches (puisqu'elles sont à confirmer ou à infirmer). Au début ces hypothèses sont génériques (l'idée

est là mais elle n'est pas claire ; des détails manquent). Mais, au fur et à mesure qu'on avance dans nos investigations, ces questions deviennent de plus en plus spécifiques. Dans ce qui suit nous allons présenter les questions qu'on s'est posées au début sous l'appellation de génériques et celles qu'on s'est posées par la suite sous la dénomination de spécifiques. Notons que c'est la réponse à toutes ces questions qui a donné à cette thèse sa forme actuelle sous le titre de : « *Conception par Emergence Inversée d'Agents Autonomes dans le Cadre de Systèmes Complexes Adaptatifs* », tout en sachant que la conception de ces agents implique aussi bien leurs comportements, leurs structures que leurs propriétés ainsi que ceux des systèmes qu'ils composent.

a) Hypothèses de recherche génériques

- 1) Etant donné un système homogène d'agents autonomes, doté d'une intelligence minimale et immergé dans un environnement pouvant être très changeant, est-il possible de trouver des règles simples permettant d'organiser les comportements élémentaires de ces agents en vue de réussir une réalisation intéressante/acceptable d'une tâche prédéfinie ?
- 2) L'idée de faire apprendre de façon incrémentale à ces simples agents les règles précitées, à partir d'une connaissance minimale (idéalement zéro connaissance), est-elle plausible ?
- 3) Malgré la simplicité des règles trouvées, peuvent-elles être choisies de telle façon à surmonter les changements significatifs de l'environnement et parvenir à réussir, dans la majorité des cas, la réalisation de la tâche en question ?
- 4) Est-il possible d'améliorer la qualité de la tâche ainsi accomplie en faisant appel à des moyens ou des artifices extirpés de théories connues ou inspirés de la nature ?

b) Hypothèses de recherche spécifiques

En essayant de répondre aux hypothèses de recherche précitées, d'autres questions plus caractéristiques ont commencé à faire leurs apparitions pour finir par exprimer des hypothèses de recherches plus pointues, qu'on présente ci-après :

- 5) Peut-on considérer l'émergence inversée comme un cas particulier de problèmes inverses et de l'appliquer, dans cet état d'esprit, en vue de retrouver les règles précitées (**voir question 1**) ? Notons que ces règles sont sensées contrôler la dynamique d'un système complexe adaptatif (CAS), constitué d'agents réactifs au niveau microscopique et doivent conduire à l'émergence d'une tâche désignée au niveau macroscopique.
- 6) Est-il possible de combiner entre la théorie des systèmes dynamiques et celle des systèmes complexes pour proposer, du moins grossièrement, une méthode permettant de concevoir et de réaliser les CASs dont l'adaptation est réactive (en réalité en s'intéressant aux CASs on s'intéresse encore plus aux agents les constituants) ?
- 7) Les systèmes de robots autonomes mobiles peuvent-ils être considérés comme des systèmes complexes adaptatifs (si oui, ceci va nous aider pour répondre concrètement aux questions précitées) ?
- 8) L'apprentissage évolutionniste collective est-il intéressant pour venir à bout de notre deuxième hypothèse de recherche ?
- 9) Après avoir choisie comme tâche-cible la formation en tas (dans le but de concrétiser nos idées sur ces questions), est-il possible de contrôler son émergence dans le sens où on peut la réaliser où on veut et selon la qualité qu'on désire (ceci permet d'introduire le concept de la qualité de service au cœur même du processus émergent) ?

Défis et Motivations

Il est admis au premier abord, que dans tout travail de recherche scientifique il y a des raisons qui poussent à l'entreprendre. On peut comparer, ces raisons, à une sorte d'attracteur qui nous incite à aller au devant en stimulant notre curiosité scientifique mais aussi nos ambitions (faire de la recherche pour la recherche serait aberrant !). Dans cette perspective, les motivations et les défis qui nous exhortent à entreprendre un tel travail peuvent être résumées comme suit :

a) Apport technologique (*Parvenir à maîtriser la construction des systèmes complexes et la reproduction des systèmes naturels*) : La conception et la construction de systèmes artificiels deviennent de plus en plus complexes. De nos jours, ceci nécessite une myriade de machines, de méthodes et de spécialistes humains pour en venir à bout. Dans le domaine de l'ingénierie cette complexité pose un véritable obstacle qui freine la progression technologique. Arriver à solutionner un tel problème peut avoir des répercussions énormes sur tous les plans où la technologie a un mot à dire (comme ceux socio-économique, politique et militaire). Il est clair que notre ambition n'est que de parvenir à ne faire ne serait-ce qu'un petit pas dans la marche scientifique vers cet exploit de grande envergure.

b) Apport scientifique (*Parvenir à comprendre le fonctionnement des systèmes complexes naturels*) : Ceci pose aussi un problème de taille au niveau des laboratoires de recherches où des scientifiques tentent, depuis déjà quelque temps, de comprendre en vue de reproduire mais aussi de contrôler, sur site d'origine, le fonctionnement de systèmes biologiques. Arriver à expliquer la complexité dans ces systèmes pourra nous faire comprendre le secret de la vie même. Ceci peut avoir des répercussions sans précédent sur notre existence. Comme le ralentissement voir-même l'éviction de la vieillesse, le renforcement de l'immunité voir-même l'élimination radicale des maladies et la construction de machines de plus en plus proches des capacités intellectuelles humaines sous toutes leurs formes voir-même les dépasser.

c) Apport cognitif (*Parvenir à trouver une autre manière, plus efficace, de réfléchir sur les systèmes complexes et la complexité ?*) : Les systèmes naturels (d'un point de vue naissance, évolution et persistance) sont beaucoup plus complexes que les systèmes artificiels. Et pourtant, ils fonctionnent à la perfection depuis que la vie a fait son apparition sur terre. Donc, la complexité n'est pas une raison en soit qui entrave la conception et la construction/reproduction de tels systèmes. Il y a une forte probabilité pour que le problème réside dans notre façon d'analyser et de percevoir les choses. Avoir une réflexion sur notre façon d'analyser et de comprendre la complexité, en tant qu'observateurs de systèmes complexes, peut frayer de nouveaux chemins dans la recherche cognitive. Ceci peut donner naissance à des théories inédites, issues de nouvelles formes de pensées.

Objectifs et enjeux

Pour pouvoir vérifier les hypothèses de recherche précitées, dans le cadre du travail mené dans cette thèse, on doit se fixer des objectifs clairs et mesurer les enjeux de l'entreprise à entamer :

1) Parvenir à produire par émergence, au niveau global d'un CAS, des comportements, des structures et des caractéristiques, à partir d'un contrôle simple des éléments le composant au niveau local. Plus concrètement, il s'agit de retrouver les règles qui régissent les interactions d'un groupe de robots pour faire émerger la formation en tas au niveau macroscopique (avec toutes les caractéristiques qui peuvent ressortir de cette formation en tas).

2) Pour se faire, on va miser sur une méthode d'apprentissage évolutionniste intégrant un processus d'émergence inversé. Cette mise est raisonnable, puisque des chercheurs ont déjà expérimentés avec succès ce chemin.

3) Tenter de contrôler l'émergence via la formation du tas selon la direction désignée par l'observateur.

4) Pour se faire, on va miser sur un contrôle à travers les comportements de base (se trouvant plutôt dans le module des actionneurs) concernant chaque robot. Ce type de contrôle est externe au module de prise de décision. Notons que pour ce même type de contrôle d'autres alternatives sont possibles (comme le contrôle via le terrain d'entraînement). Ceci représente une nouvelle voie à expérimenter (la finalité étant de parvenir, dans le futur, à un contrôle de l'émergence de type interne ; provenant directement du module de décision). Il est clair qu'il s'agit ici de

contrôler le lieu de l'émergence sans rentrer dans les considérations de quoi émerge ni quand (ces détails vont à l'encontre de la définition même de l'émergence).

5) Essayer d'accélérer la formation en tas.

6) Pour se faire, on va miser sur le multi-marquage exclusif du terrain (qu'on va utiliser comme attracteur).

7) Essayer de retrouver les règles sensorimotrices qui s'adaptent à l'état du terrain d'entraînement des robots.

8) Pour se faire, on va toujours miser sur la méthode, précitée, d'apprentissage évolutionniste intégrant un processus d'émergence inversé et sur une évaluation locale de l'état du terrain. Cette combinaison représente une autre voie à explorer.

9) Dresser les grandes lignes d'une méthode, qu'on pourra raffiner dans le futur, permettant de concevoir et réaliser les systèmes complexes adaptatifs.

10) Pour se faire, on va miser sur la théorie des systèmes complexes, celle des systèmes dynamiques et sur les SMAs. Ceci représente un défi nécessaire dont on veut, ici, enclencher le processus d'étude. On part sur l'idée d'enrichir les SMAs avec des concepts ajustés (tirés de ces deux théories). La conception orientée agents pourra, ainsi, se faire d'une manière plus adaptée à la problématique des CASs.

Méthodologie

Phase de recherche des règles :

Conception

1) Il s'agit d'utiliser le principe des algorithmes génétiques pour concevoir un algorithme d'apprentissage évolutionniste (intégrant un processus d'émergence inversé).

2) Cet algorithme d'apprentissage évolutionniste sera appliqué à un système complexe de robots conçu selon un modèle de système multi-agents réactifs.

3) Le comportement des agent-robots ainsi conçus sera modélisé selon le principe des automates cellulaires. Ceci pour retrouver les règles permettant l'émergence de la formation en tas.

Implémentation

4) Pour mettre en œuvre l'algorithme d'apprentissage évolutionniste, ainsi conçu, on fait appel à la simulation via un simulateur orienté agents.

Phase de validation des règles :

Empirique

5) Concevoir un algorithme d'interprétation des règles trouvées, appliqué au système d'agent-robots préconçu et le mettre en œuvre dans le simulateur orienté agents précité.

6) Procéder à la mise à l'échelle en vue de valider la consistance des règles trouvées.

Théorique

7) valider ces règles par analogie en les comparant à des règles fiables issues de systèmes biologiques par exemple.

Notons que l'idée de la méthodologie combinant entre une approche système-dynamique pour la conception des systèmes robotiques étudiés et une approche système-complexe pour leur

construction sera prise implicitement dans les études de cas présentés et explicitée, par la suite, dans le **chapitre 7**.

Organisation de la thèse

Le travail accompli dans ce contexte et rapporté dans cette thèse est organisé comme suit : les trois premiers chapitres représentent le cadre scientifique où on a développé cet assise théorique nécessaire aux cas d'études traités (qui se ramène au domaine d'investigation ciblé); dans le **premier chapitre** nous avons recouvert les concepts ayant trait à la complexité, la dynamique, l'auto-organisation et l'adaptabilité des systèmes complexes, nous étions guidés dans ce sens par les résultats issus de la théorie des systèmes dynamiques et ceux des systèmes complexes au profit des systèmes complexes adaptatifs sur lesquels on focalise ici. Dans le **deuxième chapitre** nous nous sommes intéressés aux méthodes de résolution utilisées essentiellement pour modéliser et/ou reconstituer le comportement de systèmes complexes. Il s'agissait de méthodes se rapportant aux problèmes dit inverses et plus particulièrement, au problème de l'émergence inversée, représentant l'un des axes principaux autour desquels s'articule ce travail. Nous nous sommes intéressés aussi au problème de validation des systèmes modélisés/construits avec ces deux facettes : empirique et théorique. Dans le **troisième chapitre** nous avons essayé de reprendre la plupart des techniques d'apprentissage adoptées actuellement, classées en deux visions différentes, tout en distinguant entre l'apprenabilité et l'apprentissage. Il s'agissait des apprentissages symboliques et adaptatifs (dans la première vision) vs les apprentissages supervisés, non supervisés et par renforcement (dans la seconde vision). Après nous avons explicité le concept de l'apprentissage collectif. Dans le **quatrième chapitre** nous nous sommes intéressés au domaine d'étude ciblé où nous avons essayé de développer ce qui se rapporte au paradigme de la robotique de groupes, allant de la robotique autonome mobile, en passant par la robotique collective et celle des essais jusqu'à la robotique évolutionniste, ubiquitaire, sociale et en finissant auprès de la nano et micro robotique. Dans les **cinquième et sixième chapitres** nous avons présenté des études de cas concernant le domaine d'étude visé, accomplis dans le contexte des hypothèses de recherche précitées (- Optimisation du groupement par multi-marquage exclusif dans un environnement multi-robots, et - Groupement adaptatif orienté par des robots autonomes et mobiles). Dans le **septième et dernier chapitre** nous avons essayé de projeter la plupart des concepts exhibés dans les trois premiers chapitres sur le domaine d'étude considéré et plus particulièrement sur les deux cas d'études traités, permettant ainsi de donner une dimension plus concrète aux concepts ainsi étudiés. Une **conclusion générale** est venue en fin de compte pour faire une récapitulation de tous ce qui a été présenté ici, en dressant un bilan du travail ainsi accompli, en faisant une comparaison avec des travaux qui vont dans le même-axe de recherche que le notre, en ressortant les critiques les plus objectives (permettant une éventuelle amélioration de ce que nous venons d'accomplir) et en ouvrant une parenthèse relative aux perspectives de ce qu'il pourrait se faire, pour améliorer et compléter ce travail, à court et à long terme.

Chapitre 1

Systeme Dynamique Complexe Adaptatif

Résumé - On introduit dans ce chapitre les concepts de système, système complexe constitué d'un grand nombre de composants et système dynamique caractérisé par une évolution causale et déterministe dans le temps, sachant que ses parties subissent des changements d'états locaux qui se traduisent en structures, propriétés et comportements globaux. On se penche, dans ce dernier cas, sur la théorie des systèmes dynamiques qui étudie ces phénomènes globaux en vue de les décrire. Après, on s'intéresse aux systèmes complexes adaptatifs (CASs) qui se distinguent par une forte résistance aux perturbations, ainsi qu'à la théorie de la complexité en tant que branche récente dérivant de la théorie des systèmes dynamiques, qui étudie ces derniers dans le but de reproduire par émergence leurs structures, propriétés et comportements. Les CASs se singularisent par une capacité d'apprendre en vue de persister, dans leur meilleur état, aux changements de leur environnement, et ceci en s'auto-organisant de manière Ad hoc. À chaque niveau d'organisation, leur évolution fait explorer de nouvelles variations dans l'espace des possibilités et opère une sélection selon l'objectif ciblé ; améliorer les performances, les maintenir ou subsister. Ce qui entraîne l'émergence de nouveauté en haut-niveau. L'idée de combiner entre les théories précitées, en faisant appel à la théorie des systèmes dynamiques pour la description du système à élaborer et à celle des systèmes complexes pour sa construction, semble prometteuse ; elle permet d'appréhender les systèmes sous leurs aspects les plus difficiles, à savoir : dynamique, complexe et adaptatif. La conception et la construction d'une telle classe de systèmes, avec une tendance plutôt biomimétique, représente la nouvelle direction (très sollicitée) de l'ingénierie.

Introduction	003
1.1 Système	003
1.1.1 Définition	004
1.1.2 Bordures	006
1.1.3 Classification des comportements	006
1.2 Système complexe	007
1.2.1 Définition	007
1.2.2 Classification des relations entre les éléments dans un système complexe	008
1.3 Système dynamique	010
1.3.1 Evolution temporelle	011
1.3.2 Le caractère formel de l'approche dynamique	012
1.3.3 Niveau d'analyse	013
1.3.4 Problème de causalité	013
1.3.5 Systèmes clos et systèmes ouverts	014
1.3.6 Non linéarité	014
1.3.7 Paramètre d'ordre	015
1.3.8 Attracteurs	016
1.3.9 Bifurcations et transitions de phase	016
1.3.10 Stabilité et instabilité	017
1.3.11 Bruit	017
1.3.12 Paramètres de contrôle	017
1.3.13 Aspect conservatif et non conservatif	018
1.4 Système complexe adaptatif (CAS)	018
1.4.1 Etats des systèmes	019
1.4.2 Domaine de l'état complexe	020
1.4.3 Domaine de l'état chaotique	022
1.4.3.1 <i>Caractéristiques des systèmes chaotiques</i>	022
1.4.3.2 <i>Théorie du chaos</i>	023
1.4.4 Les macro-phénomènes complexes	023
1.4.4.1 <i>L'émergence, phénomène fondamentale des CASs</i>	025
1.4.4.2 <i>Auto-organisation et auto-adaptation</i>	030
1.4.5 Propriétés des CASs	033
1.4.5.1 <i>Génération de nouveauté</i>	033
1.4.5.2 <i>Sensibilité aux conditions initiales et perturbations</i>	033
1.4.5.3 <i>Evolution</i>	034
1.4.5.4 <i>Fitness</i>	034
1.4.5.5 <i>Résilience</i>	034
1.4.5.6 <i>Robustesse</i>	034
1.4.5.7 <i>Criticalité auto-organisée</i>	034
Conclusion	035
Références bibliographiques	036

Introduction

Le monde dans lequel nous vivons est perçu comme un système universel complexe, infesté d'une multitude de systèmes, eux même complexes. Ces systèmes sont de tous genres et de toutes tailles, s'influçant les uns les autres. Qu'ils soient écologiques, sociales, financiers ou autres, ces systèmes sont en perpétuelle interaction dans des environnements très changeant, tentant de s'accomplir du mieux qu'ils peuvent. Beaucoup d'entre eux sont essentiels à notre existence. Donc, les comprendre devient de première nécessité. Malheureusement, les interactions, intensives et non-linéaires, inter-composants dans le même système et inter-systèmes dans le même univers ne permettent pas d'élucider leur vérité **épistémologique**¹ via leur historique, ni leur vérité **ontologique**² [Lem 99] via leur simplification à la somme de leurs composants selon une approche réductionniste [Ber 73][All 07], et l'établissement de relations cause-à-effet entre les éléments distingués dans une vision d'ordre déterministe [Ber 73][All 07]. Ces systèmes peuvent, toutefois, être examinés dans leur milieu d'origine ou à travers leur reproduction concrète ou via la simulation [Bra 06][Car 06][Dav 07] pour tenter de déceler des modèles de comportements, de structures et de propriétés [God 99] [Sho 98] dans une dynamique souvent intense, où les états d'équilibre sont rares et plutôt éphémères.

Les systèmes artificiels comme Internet, les marchés de bourse, les armadas milliardaires, l'industrie spatiale ou une métropole sont, quant à eux, de plus en plus complexes, difficiles à prévoir et à contrôler. Leur conception, construction et gestion fait intervenir une myriade de combinaisons d'individus, d'organisations, de données, de matériel (comme les ordinateurs et les environnements de connexion réseau), ainsi que des logiciels et d'autres technologies, exigeant un savoir faire et une gestion de plus en plus complexes et de plus en plus pointus.

D'après John Holland [Hol 96] ces systèmes (dits complexes), qu'ils soient naturels ou artificiels, sont distinguables, en premier, par leurs aspects adaptatifs. Lorsqu'ils intègrent des entités intelligentes comme des humains et/ou des machines intelligentes, ils sont qualifiés, alors, d'adaptatifs intelligents [Ben 04] [Sha 08]. Un porte-avions est l'exemple type de ce genre de système. La théorie de la complexité et des systèmes dynamiques [Cil 02][Hir 04] aident déjà de manière significative dans leur étude et même si ces théories n'ont pas encore atteints leur degré de maturité ultime, vue leur jeune âge, un bon nombre de spécialistes dans diverses disciplines adoptent d'ores et déjà leurs concepts et approches dans leurs travaux.

Ce chapitre introduit les notions de base, issues de ces deux théories, essentielles à la compréhension du principe de l'adaptation dans les systèmes complexes. Pour se faire, il est scindé en quatre sections : dans la **première section** on définit le système et son environnement, dans la **deuxième section** on introduit les systèmes complexes, dans la **troisième section** on aborde les systèmes dynamiques et dans la **dernière section** on présente les systèmes complexes adaptatifs. On achève ce chapitre par une conclusion où on fait une synthèse de tout ce qui a été avancé, dans ce chapitre, sur les systèmes ; que ce soit d'un point de vue complexité, dynamicité ou adaptabilité, et où on ouvre une parenthèse quant à l'avenir de ce domaine de recherche qui commence à s'affirmer comme une discipline à part entière, indispensable pour concevoir et réaliser les systèmes du futur ou pour comprendre des phénomènes issus de systèmes naturels, restant énigmatiques à ce jour.

1.1 Système

¹**Epistémologique** : Déterminer leur origine, leurs fondements, les éléments qui sont derrière leurs évolutions (ce qui les fait progresser), leur objective (la raison de leur existence en tant que système).

²**Ontologique** : Déterminer la structure, les propriétés et les fonctions d'un système en l'observant se manifester en tant qu'être dans son milieu d'appartenance.

1.1.1 Définition : Un système est un tout composé de parties/éléments pouvant être à leur tour, récursivement, des systèmes. Il possède des limites avec un environnement donné dans lequel il est plongé à un instant donné et vérifie la description suivante [Cou 07] :

- il peut être construit à partir de n'importe quelle combinaison d'éléments en interaction.
Exemple : de gens (personne, groupe de personnes, organisation de personnes), d'éléments intangibles (doctrines militaires, méthodes, approches, théories, concepts, idées, etc.) et d'éléments tangibles (ordinateurs, dispositifs réseaux, dispositifs mécaniques, radios, véhicules, etc.),
- ces éléments et les relations qui les font interagir les uns sur les autres représentent la **structure** du système alors que les relations prises séparément représentent l'**organisation** du système. **Exemple :** des travailleurs et des machines et la relation de responsabilité qui les organisent dans une structure d'atelier [Mat 94].
- ses éléments **interagissent** de façon dynamique ; leurs agissements dépendent de l'environnement et du contexte où ils se trouvent. **Exemple :** Dans la faune de **Serengeti**³, un groupe d'hyènes et un lion gravement blaisé interagissent de façon différente de celle où le lion est en possession de toute sa force. Ce sont deux contextes différents où le prédateur dans le deuxième cas devient proie dans le premier cas.
- les éléments d'un système projettent de réaliser une ou plusieurs **fonctions**, à atteindre un ou plusieurs **objectifs** et à accomplir une ou plusieurs **missions**. **Exemple :** dans une scène de poursuite, les lions ont pour fonctions de courir très vite, de changer de direction spontanément, de bondir sur la proie, de l'agripper et la mordre, le but étant de s'en rapprocher le plus possible pour la mettre à terre et leur mission étant de chasser.
- l'ouverture du système sur son environnement permet tous les échanges nécessaires à travers l'**enveloppe du système**. Notons que se sont les missions, les objectifs et les fonctions du système qui représentent les perspectives pouvant être utilisées pour identifier et définir ses limitations avec son environnement.
- les **sorties vers l'environnement** résultent des **mécanismes de transformation** et **production** qui sont internes au système, ils peuvent prendre différentes formes. Les mécanismes de transformation et de production sont influencés par les règles internes, les valeurs, les croyances, les contraintes, les cultures et les modèles internes [Hol 96], qui à leur tour peuvent être influencés par l'environnement.
- le système peut évoluer dans des **états linéaires, complexes** ou **chaotiques**.
- Les **comportements** d'un système peuvent être **déterministes** ; originaires de relations causes-à-effets entre ses éléments constitutifs, comme ils peuvent être **aléatoires**.

Une description de système est représentée dans **Figure.1.1**. Dans ce qui suit, nous allons analyser quelques aspects importants de la définition présentée ci-avant :

- **L'aspect dynamique :** Les systèmes évoluent en respectant le temps ; ils ne sont pas considérés comme des ensembles statiques d'éléments, car les transformations des entrées et les productions des sorties (**voir Figure.1.1**), ne peuvent avoir lieu que lorsque les systèmes sont en action. Une machine inerte peut potentiellement devenir un système, une fois mise en action avec d'autres éléments comme des ressources humaines ou des processus. Cet aspect dynamique est essentiel pour supporter les concepts de la théorie de la complexité. *Beech* mentionne pour les systèmes complexes adaptatifs (**voir Section 1.4**) que les **réseaux complexes**⁴ sont qualifiés d'adaptatifs ou de dynamiques étant donné qu'ils sont entraînés à changer constamment leurs interrelations, basées sur les besoins des agents et les impacts de l'environnement [Bee 04].

³ **Serengeti** : Grand parc national situé au nord de la Tanzanie.

⁴ **Réseaux complexes** : Sont présents dans de nombreux domaines très différents, comme les réseaux complexes : biologique, sociologique, psychologique et informatique. Ils recouvrent ainsi des réseaux aussi divers que Internet, les réseaux d'humains ou encore les réseaux de protéines. Ces réseaux peuvent être regroupés en quatre catégories : réseaux sociaux, réseaux d'informations, réseaux technologiques et réseaux biologiques [New 03].

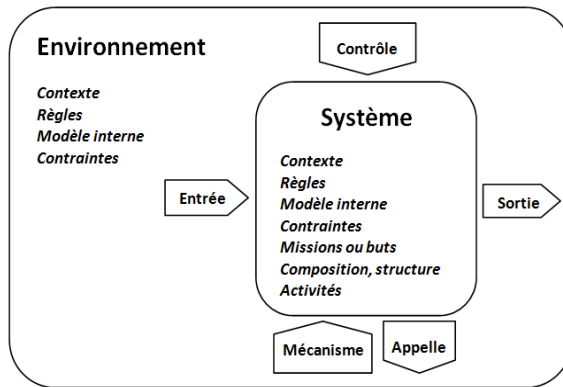


Figure.1.1-Vue conceptuelle d'un système dans son environnement : Le système accueille et transforme des entrées venant de son environnement. Les modèles internes, les règles, les croyances, les contraintes, les missions ou buts et les contextes guident ces processus de transformation pour produire à la fin des sorties. Un système peut aussi être contrôlé par d'autres systèmes. Il peut utiliser des mécanismes extérieurs et il peut avoir la possibilité de faire appel à d'autres systèmes. Des contraintes et des règles externes peuvent être imposées également au système par l'environnement.

- **L'aspect humain :** Pour beaucoup de système, l'homme est considéré comme partie intégrante du système. Un grand nombre de véhicules et de machines dépendent de l'intervention humaine, aussi bien pour les démarrer ou les redémarrer que pour les guider ou les maintenir.
- **L'aspect éléments intangibles :** Le système doit inclure des éléments non-tangibles, dits aussi non-physiques ou non-palpables. Comme les logiciels ou les processus. Cette différenciation entre les éléments tangibles et non-tangibles permet la distinction entre les modèles internes logiques et la structure et composition physique d'un système. **Exemple :** les modèles mentaux de la compréhension chez l'homme (éléments logiques) à l'intérieur du corps humain (élément tangible) constituant une personne (un système dans sa totalité).

1.1.2 Bordures : L'enveloppe délimitant un système est considérée comme dépendant de l'observateur. Elle peut évoluer en respectant le temps. Deux critères sont utilisés, généralement, pour identifier et définir cette délimitation, le premier est basé sur la vision de l'observateur et le second implique les considérations du temps.

- a) Délimitation définie d'un point de vue observateur :** les systèmes sont démarqués par des bornes définies en fonction du point de vue de l'observateur. Les bordures dépendent de la façon de regarder vers les systèmes. Elles peuvent être définies, par exemple, en considérant les fonctionnalités spécifiques du système. **Exemple :** prenons la voiture comme système globale pour illustrer l'identification des bornes par les fonctionnalités. Le point de vue d'un observateur peut être la fonctionnalité de propulsion alors que pour un autre, cela peut être la fonctionnalité de sécurité. Les deux points de vues conduisent à deux bordures différentes, définissant deux ensembles d'éléments ou de sous-ensembles (ou sous-systèmes) pour la même voiture : le sous-système de propulsion et le sous-système de sécurité. Les deux types de sous-systèmes identifiés peuvent être considérés comme des éléments du système voiture. Plusieurs autres points de vue comportant d'autres fonctionnalités peuvent être considérés. Plus encore, les interactions des points de vues doivent être considérées dans une perspective globale dans le but de prendre en considération comment les éléments travaillent ensemble.

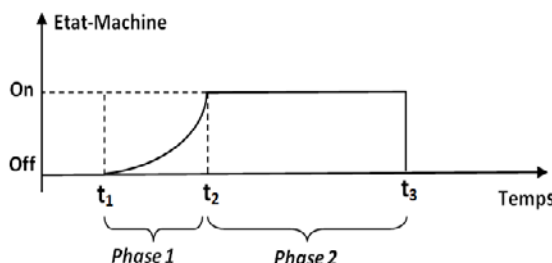


Figure.1.2-Evolutions des bordures d'un système dans le temps : L'homme est un élément du système pendant la première phase de préparation du démarrage de la machine (état off), de t_1 à t_2 . Après t_2 le système démarre et devient autonome (état on), l'homme ne fait plus partie du système.

- b) L'évolution des limites dans le temps :** Le deuxième critère utilisé pour identifier les bordures est le temps. La composition et la structure du système dans une instance donnée peuvent ne pas être les mêmes plus tard ; Ils peuvent évoluer. **Exemple :** un travailleur peut préparer une machine pour réaliser une tâche donnée, en plaçant l'outil qu'il faut et la pièce à usiner et en la programmant, puis lancer le processus d'usinage automatique ; deux phases

sont alors à considérer : la première où le travailleur fait partie du système et la deuxième où le système d'usinage est autonome (voir Figure.1.2).

1.1.3 Classification des comportements

Les comportements des systèmes peuvent être regroupés en : - passif, - réactif, - réceptif, et - actif/proactif. Les classes de systèmes qui en découlent sont : - passive/linéaire, - réactive/s'auto-maintenant, - réceptive/finalisée, et - active/intentionnelle [Gha 99].

- Les **systèmes linéaires** exhibent des **comportements passifs** ; les moyens associés et la finalité de ces systèmes sont décrits dans des spécifications, fixées à la conception ou au développement. **Exemple** : outils dédiés,
- Les **systèmes s'auto-maintenant**, dans des environnements changeants, montrent des **comportements réactifs** ; ils sont en mesure de réagir à des changements afin de maintenir leurs états en vertu de différentes conditions environnementales. Si la finalité de ces systèmes reste figée, leurs moyens doivent varier en fonction de modèles prédéterminés afin de s'adapter aux changements. **Exemple** : un robot-bipède qui traverse un terrain plat doit adapter ses moyens de marche pour entamer la montée d'escaliers, la finalité étant toujours de se déplacer à deux pattes.
- Les **systèmes finalisés** présentent des **comportements réceptifs** en réponse aux changements de l'environnement. Ils peuvent réagir différemment à différents événements dans le même environnement ou dans des environnements différents, jusqu'à ce qu'ils produisent des résultats/états particuliers. Leurs moyens varient en fonction des choix-système, spontanés, dépendant des changements observés. La finalité peut être adaptée en fonction des changements observés, tout en restant à l'intérieur de limites prédéterminées. De pareils systèmes ont le choix des moyens mais pas celui des finalités ; c'est pour cela qu'ils sont plutôt réceptifs/sensibles que réactifs. **Exemple** : L'entreprise est définie comme un système finalisé puisqu'elle n'est pas entièrement déterminée par son environnement ; elle a la possibilité de choisir des moyens qui influencent progressivement et avec modération ses comportements futurs. En tant que système, l'entreprise est constituée d'un ensemble de personnes qui, eux aussi, sont des systèmes finalisés. Ils ont la possibilité par leur action de désorganiser la vie de l'entreprise et de la remettre en cause. C'est pour cette raison que les systèmes complexes sont mieux exploités lorsque le contrôle est relativement réparti entre les éléments au lieu d'être rigide et fortement hiérarchisé ; l'effet négatif sera cerné dans une zone, la plus restreinte possible, évitant ainsi qu'il s'étend à tout le système.
- Les **systèmes intentionnels** démontrent plus d'intelligence et d'autonomie que les autres types de systèmes. Ils sont **proactifs**⁵ ; leurs comportements actifs exigent la diversité dans le choix de moyens et de finalités. Ils peuvent non seulement produire les mêmes résultats de différentes façons dans le même environnement mais aussi des résultats différents dans le même environnement ou des environnements différents. Les systèmes intentionnels ont les capacités des systèmes finalisés et celles des systèmes s'auto-maintenant. Ils sont capables de construire et de changer eux-mêmes leurs finalités, leurs projets et leurs intentions [Lem 06]. **Exemple** : Un agent, dans un système multi-agent, peut représenter un système intentionnel dont les attitudes seront classées en deux groupes : - attitudes informationnelles représentant des croyances liées au monde dans lequel l'agent réside, - attitudes de motivation ou pro-attitudes représentant, entre autres, des désires, intentions, obligations, engagements et choix. La représentation des intentions peut se faire par le biais du modèle **BDI** (Beliefs, Desires, Intentions).

On peut résumer les types de comportements d'un système dans le tableau suivant :

⁵ **Proactif** : anticipe les réponses à donner à un problème.

Comportements	moyens	finalité
passif (système linéaire)	fixes	fixe
réactif (système s'auto-maintenant)	variables déterminés	fixe
réceptif (système finalisé)	variables choisis	variable déterminée
actif (système intentionnel)	variables choisis	variable choisie

Tableau.1.1-Types de comportements : quatre types de comportements des systèmes classés selon leurs moyens et finalités. Ils peuvent être fixes/variables et déterminés/choisis.

1.2 Systèmes complexes

Il n'y a pas de consensus sur la définition d'un système complexe dans la littérature scientifique ; l'une des définitions les plus adoptée serait la suivante :

1.2.1 Définition : Les systèmes complexes sont généralement définis en fonction de leurs caractéristiques. Ils sont formés d'un grand nombre de composants en interactions intenses les uns avec les autres, empêchant l'observateur de prévoir leur **rétroaction**⁶, leur comportement ou évolution par le calcul. Ils ont des dynamiques très riches, dépourvues d'équilibre avec des modèles et des fluctuations sur un grand nombre d'échelles spatiales (pouvant varier d'un macro-niveau à un micro-niveau, allant d'une dimension stellaire à une dimension atomique) et temporelles (pouvant varier du siècle au moment spontané). Le plus frappant dans ces systèmes c'est qu'à première vue ils semblent ne rien avoir en commun. Mais, en les analysant profondément, on réalise qu'ils partagent souvent des modèles de structure et des moyens d'organisation similaires [Cou 07]. **Exemples :** un groupe de machines dans une usine de fabrication, les nœuds dans un réseau P2P, un groupe de récepteurs chimiques sur une surface cellulaire ou même un groupe de personnes dans un contexte donné. Les caractéristiques les plus communes aux systèmes complexes sont :

- Un système complexe est un système composé d'un assemblage d'éléments/agents, pouvant être eux même des systèmes, autonomes (avec un degré d'indépendance relatif) et travaillant ensemble pour atteindre un but commun ou accomplir une mission. Contrairement à un système complexe, un système compliqué a une autonomie réelle limitée, comme un moteur d'avion (on peut démonter et remonter ses pièces, mais si une seule manque il ne pourra pas fonctionner convenablement). Une fourmière, par contre, est un système complexe ; même dans le cas où elle est partiellement détruite, elle continue à assurer pleinement ses fonctions.
- Chaque élément se comporte selon son propre jeu de règles internes, de **croyanances**⁷, de contraintes et de **modèles**⁸ en réponse aux interactions locales avec d'autres éléments et son environnement.
- Les agents/éléments sont guidés par des évaluations locales, motivées par la nécessité de se coupler/grouper avec d'autres agents, de nouer des relations interdépendantes pour un accomplissement mutuel de leurs exigences individuelles. Ces agents ne cessent de revoir

⁶ **Rétroaction** (feedback) : C'est l'action en retour d'un effet sur le dispositif qui lui a donné naissance, et donc, ainsi, sur elle-même. C'est-à-dire que la valeur de sortie, à une date antérieure, fait partie des éléments de la commande du dispositif. **Exemple :** Le click d'un utilisateur sur l'un des hyperliens d'une page web déclenche automatiquement l'ouverture d'une autre page web où un click sur un autre hyperlien provoquera l'ouverture d'une autre page.

⁷ **Croyance** : Capacité individuelle à adhérer à une chose (idée, concept, stratégie, approche, etc.) ; la prendre pour vraie sans intervention du jugement (évaluation, démonstration, vérification) par la seule crédibilité de la source.

⁸ **Modèle agent** : selon qu'il raisonne (cognitif) ou non (réactif) et que ses comportements sont liés à ces perceptions (reflexe) ou non (téléonomique) nous avons 4 modèles : module, intentionnel, tropique et pulsionnel.

leurs préférences en besoins et le degré à partir duquel ils seront compromis à se lier avec d'autres [Bee 04].

- Les systèmes complexes réalisent les **missions**⁹, buts ou fonctions à travers des interactions complexes entre les éléments. Pris séparément, ces éléments ne peuvent pas réussir les mêmes accomplissements ; le tout est plus grand que la somme des parties.
- Les interactions compliquées entre les éléments d'un système complexe favorisent l'émergence de phénomènes complexes.
- Même lorsque les règles propres à chaque élément sont simples et déterministes, le comportement de l'ensemble est souvent complexe et difficile à prévoir à moyen et long terme.
- Les systèmes complexes sont non-linéaires et rétroactifs.
- Les systèmes complexes réalisent l'état de la **criticalité auto-organisée**¹⁰ sans plan ou mécanismes de contrôle centralisé.
- Les systèmes complexes évoluent à proximité de ce que *Kauffman* appelle le **bord du chaos**. Au bord du chaos, le système est optimisé pour l'adaptation; le nombre d'interactions est suffisamment grand pour que de nouveaux changements puissent apparaître. Mais, le système ne devient pas complètement instable [Cal 04].
- Les systèmes complexes exhibent de la **cohérence** sous les changements, via des actions conditionnelles ou de l'anticipation et ceci sans direction centrale ou planification [Hol 96].

Le degré de complexité des systèmes fait souvent référence au potentiel du comportement émergent dans les phénomènes complexes et imprévisibles [Cha01]. L'économie, les écosystèmes, le cerveau humain, les embryons en phase de développement et les colonies de fourmis ou de bactéries sont autant d'exemples de systèmes complexes. Dans le cas d'une économie considérée, les éléments peuvent être des individus ou des entreprises, dans un écosystème les éléments pourraient être des espèces, dans le cerveau humain les éléments sont des cellules nerveuses, dans un embryon les éléments sont des cellules, etc. Notons que pour connaître l'évolution d'un système complexe, il faut faire l'expérience sur un modèle réduit. Autrement dit, lorsqu'on veut modéliser un système, on conçoit un certain nombre de règles d'évolution, puis on simule le système en itérant ces règles jusqu'à obtenir un résultat significatif. Un système est dit complexe si le résultat final n'est pas prédictible directement en connaissant les règles. Chaque système complexe est constitué d'un réseau d'éléments en interaction simultanée les uns avec les autres et avec l'environnement (voir Figure.1.3). Il y a des actions et des réactions continues suite à ce que les autres agents font (rien n'est essentiellement fixe). Les éléments des systèmes complexes présentent un certain degré d'autonomie et leurs missions individuelles ne sont pas nécessairement tout-à-fait alignées avec la mission globale. La tendance de chaque élément à aligner (adapter) ses propres missions à la mission globale peut être modélisée en terme d'**attracteurs** (voir Section 1.3.8) qui influent sur l'efficacité de l'ensemble du système complexe à réaliser sa mission globale. Cela permet aussi d'ajouter de l'ordre dans le système.

1.2.2 Classification des relations entre les éléments dans un système complexe

Selon *Gharajedaghi*, au moins 4 classes de relations peuvent être décelées dans un système complexe. Elles sont déterminées par le niveau de compatibilité entre leurs **moyens** et leurs **finalités** [Gha 99] :

⁹ **Différence entre mission et but** : le but a une durée dans le temps. Par contre, la mission a un caractère plus perpétuel.

¹⁰ **Criticalité auto-organisée** : à partir d'un seuil critique de développement, un système a tendance à atteindre spontanément un niveau supérieur d'organisation ou de performance sous un mode plus complexe. On parle de propriétés émergentes. Cette évolution peut se faire soit sans transition, soit passe par une phase chaotique, comme une sorte d'indécision. On retrouve ce phénomène dans divers domaines, tant relevant de l'univers physique que des évolutions biologiques et des sciences humaines et sociales.

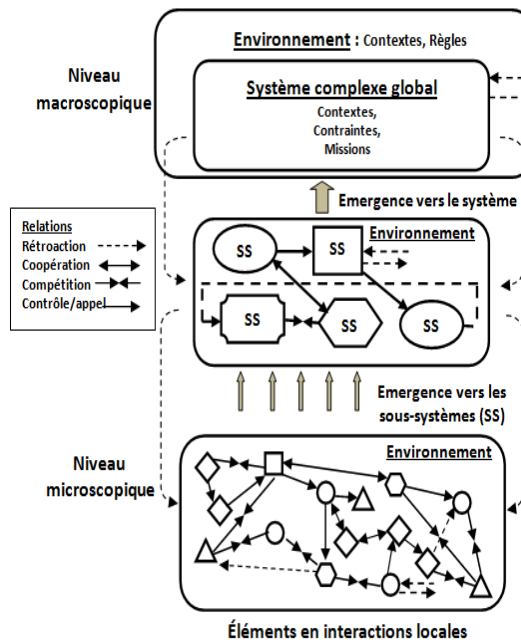


Figure.1.3-Vue conceptuelle multi-niveaux d'un système complexe dans son environnement : Dans une analyse en profondeur, un système complexe est composé de plusieurs éléments (sous-systèmes), eux-mêmes composés de plusieurs autres éléments. Cette relation hiérarchique peut se répéter sur plusieurs niveaux. Les interactions locales entre les différents éléments au niveau le plus bas (généralement microscopique) fait émerger les propriétés, la structure et le comportement du système au niveau le plus haut (généralement macroscopique). Les éléments d'un même niveau peuvent avoir entre eux des relations de coopération, de compétition, de contrôle/appel ou de rétroaction. On a aussi, une relation de rétroaction directe entre les niveaux adjacents exprimant le retour de l'effet de l'émergence qui va dans son sens contraire formant ce qu'on appelle la **boucle rétractive**. On remarque qu'il y a aussi une relation de rétroaction entre l'environnement et le système globale, et entre un élément quelconque du système et son environnement direct.

- **Coopération** : La coopération entre les éléments est possible lorsque les **moyens**¹¹ des éléments sont **compatibles**¹² et les **finalités**¹³ des éléments le sont aussi. **Exemple** : un groupe de fourmis coopèrent pour ramener le cadavre d'un criquet au nid. Leurs moyens de locomotion, de manipulation et de communication compatibles leur permettent de réussir le transport de l'insecte vers la fourmilière. Leur finalité individuelle étant la quête de nourriture.
- **Coalition** : La coalition peut se produire lorsque les moyens des éléments sont compatibles, mais pas leurs finalités. La coalition peut impliquer deux situations opposées: - la première comporte deux systèmes compatibles qui travaillent ensemble pour atteindre et partager un objectif ou une mission en commun. - la seconde comporte deux systèmes compatibles qui ne fonctionnent pas ensemble, mais qui ont un objectif ou une mission en commun. La coalition peut résulter ainsi d'interactions constructives ou désintéressées et dure le temps d'atteindre l'objectif ou d'achever la mission. **Exemple** : Dans la guerre industrielle, des entreprises dont les ressources humaines et matérielles s'accordent mais dont les produits fabriqués différents peuvent rentrer en coalition en vue de concurrencer d'autres coalitions ou sociétés géantes sur le marché dans un domaine spécifique. Comme c'est le cas de la coalition *Mercedes-Benz*.
- **Compétition** : La concurrence peut se produire lorsque les moyens des éléments sont incompatibles, mais les finalités sont compatibles. Les systèmes qui sont en concurrence

¹¹ **Moyen**: organisation, instrument ou méthode utilisée pour atteindre un but. **Exemples** : - le téléphone est un moyen de communication, et - il y a plusieurs moyens pour résoudre un problème.

¹² **Compatible** : - une voiture, même si c'est un système compliqué, elle est composée de sous-systèmes dont chacun représente un élément du système (suspension, freinage, changement de vitesse etc.). Chacun de ces éléments a ses moyens (dispositif de suspension, dispositif de freinage, boîte à vitesse). Le montage des uns avec les autres exprime leur compatibilité. La compatibilité de leurs finalités exprime le fait qu'ils fonctionnent dans cette situation de montage en harmonie. On peut dire qu'ils coopèrent pour faire de la voiture ce qu'elle est à nos yeux. - un logiciel est dit compatible s'il peut fonctionner sur des ordinateurs différents sans modification. - un hardware est dit compatible s'il est capable de se connecter à un autre dispositif sans utilisation d'équipement ou de software spécifiques, et - en électronique on dit qu'un dispositif est compatible s'il est capable d'être utilisé avec un équipement dans un système sans besoin de modification ou conversion spéciales.

¹³ **Finalité** : C'est le but, la destination ou la conclusion d'une action. Le mot finalité peut aussi signifier la motivation à concevoir et entreprendre l'action, l'orientation/tendance donnée à l'action. Le concept de finalité peut aussi exprimer l'état futur d'un système, tel qu'il peut être projeté à partir des conditions initiales, des contraintes et des inter-rétro-actions qui ont contribué à son apparition.

travaillent pour eux-mêmes afin d'obtenir la place ou les résultats les plus avantageux. Les deux systèmes font de leur mieux pour arriver à de meilleurs résultats, aussi rapidement que possible. Vu d'une perspective globale, ils peuvent générer des résultats constructifs parce que les finalités sont compatibles. **Exemple** : des entreprises qui fabriquent le même produit avec des ressources humaines et matérielles non compatibles entrent en compétition ; le sucre peut être fabriqué dans une usine à partir de la betterave sucrière alors que dans une autre à partir de la canne à sucre.

- **Conflit** : Le conflit peut se produire lorsque les moyens des éléments sont incompatibles et les finalités aussi. Le conflit peut entraîner des interactions destructives et des agressions entre les systèmes concernés. Dans ce mode, les systèmes combattent habituellement les uns les autres avec l'intention de détruire. **Exemple** : au sein d'un même système social émerge souvent le conflit de classes comme l'aristocratie et la paysannerie où les individus se distinguent par des moyens et des finalités incompatibles.

Pour qu'un système complexe puisse accomplir sa mission efficacement, il peut faire intervenir toute combinaison de ces types de relations entre ses éléments qu'il juge utile [Gha99].

1.3 Système dynamique

Un système dynamique est un système qui évolue dans le temps de manière **causale**; son avenir ne dépend que de phénomènes du passé ou du présent. Aussi, cette évolution dans le temps est **déterministe** ; elle est vue comme un ensemble d'états possibles, avec une fonction de transition définissant de **façon unique** l'état futur du système en fonction de ses états présents et passés. On exclut de cette définition les systèmes bruités qui relèvent plutôt de la théorie des probabilités. **Exemple** : un modèle possible pour déterminer le prix d'un produit en fonction du temps serait de dire que le prix du jour courant est celui de la veille plus ou moins une unité monétaire, avec les deux possibilités équiprobables. Au lieu d'être appelé système dynamique, un tel modèle est dit processus aléatoire ou stochastique. Une réalisation typique d'un tel modèle pourrait être de jouer à pile ou face chaque jour pour déterminer le nouveau prix. Ce type de modèle n'est pas déterministe et est rejeté de la définition du système dynamique [Del 04][Mar 09][Riv 09]. L'évolution déterministe du système dynamique se modélise de deux façons distinctes :

- a) une évolution continue dans le temps, représentée communément par une équation différentielle ordinaire (**voir la formule 1.1**).
- b) une évolution discrète dans le temps, souvent simple à décrire formellement (**voir la formule 1.3**).

Un certain nombre de courants théoriques sont apparus ces dernières décennies, parmi lesquels on retrouve celui de *von Foerster* sur le principe de la création de l'ordre à partir du bruit, les travaux d'*Atlan* sur le bruit et l'auto-organisation dans les organismes vivants, l'analyse systémique amenant l'idée fondamentale selon laquelle « *le tout est plus que la somme des parties* », les travaux de *Prigogine* sur les structures dissipatives, la théorie des catastrophes de *Thom*, la théorie des états critiques et la théorie du chaos [Gle 91]. Ces intérêts pluridisciplinaires à des problèmes, apparemment, de natures très différentes tels que les insectes sociaux en interaction, les réactions chimiques et les circuits électroniques révèlent qu'ils possèdent les mêmes solutions. **Il y a là une universalité qui transcende un grand nombre de disciplines scientifiques, offrant une occasion inestimable pour leur trouver une assise théorique unificatrice.**

En somme, la théorie des systèmes dynamiques est centrée sur le **comportement de systèmes**, c'est-à-dire sur la coordination entre les différents éléments qui les composent, tout en sachant que ses propriétés globales ne se résument pas à une simple sommation des propriétés de leurs constituants. Dans cette optique, on présente dans cette section les aspects les plus

importants de la théorie des systèmes dynamiques comme introduction à la théorie des systèmes complexes [Del 04].

1.3.1 Evolution temporelle : généralement, le terme dynamique invoque l'analyse mécanique du comportement des systèmes. Cette interprétation est justifiée notamment par la référence fréquente à des modèles oscillatoires, pour modéliser le comportement des systèmes. En fait, le terme dynamique renvoie à l'évolution dans le temps du comportement du système. L'approche dynamique apparaît comme l'étude de la **morphogenèse**¹⁴, c'est-à-dire de la formation, dans le temps des patterns et des structures. L'évolution temporelle discrète d'un système dynamique peut être formalisée par l'équation de différence suivante :

$$\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_i) \quad (1.1)$$

Connaissant l'état i du système, on peut calculer son état suivant $i+1$ via la fonction f . Alors que son évolution temporelle continue est formalisée par l'équation différentielle suivante :

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(t)) \text{ où } \mathbf{x}(t) = \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_n(t) \end{bmatrix} \quad (1.2)$$

Connaissant l'état initial du système $\mathbf{x}(t_0)$, on peut prédire son évolution future par la **différentielle** $\dot{\mathbf{x}}(t)$ à tout instant. Un tel système est donc parfaitement déterministe ; il n'y a pas de hasard en lui. **Exemples : (a)** pour les systèmes dynamiques à évolution temporelle discrète, considérons le cas du modèle de croissance d'une population animale. Si des animaux de la même espèce, des deux sexes, sont mis dans un environnement réunissant toutes les conditions favorables à leur prolifération, leur nombre augmente de manière incrémentale, étape après étape. Pour évaluer cette croissance, on n'a pas besoin de dénombrer le troupeau à chaque événement de naissance ou de mort. En effet, des naissances interviennent au printemps, des morts en hiver. Il est donc préférable de n'effectuer le dénombrement qu'à temps discret, par exemple tous les ans à une date fixe. L'expérience montre que les animaux qui étaient au début peu nombreux, voient leur population se multiplier par un entier C chaque année qui passe. Exprimée sous forme algébrique, cette loi de croissance s'écrit :

$$\mathbf{P}_{n+1} = C \mathbf{P}_n, \quad (1.3)$$

où n indique le numéro d'ordre de l'année. Le nombre C peut être de l'ordre de **2** ou de **3** pour les mammifères de taille moyenne ; il est plus élevé pour les animaux de petites tailles comme les souris ou les lapins. En effectuant des substitutions dans (1.3) on obtient :

$$\mathbf{P}_n = C^n \mathbf{P}_0 \quad (1.4)$$

où \mathbf{P}_0 désigne la population initiale. On a donc une croissance exponentielle. On peut aussi visualiser ce résultat graphiquement (**voir Figure.1.4**).

Un tel modèle d'évolution des populations n'est réaliste que pour de petits nombres d'individus. Même avec un taux de croissance $C=3$ par exemple, si l'on part de **10** individus ils seront **30** l'année suivante, **90** au bout de **2** ans et près de **60 000** au bout de **10** ans. Si la nourriture commence à manquer, une fois la population atteint un grand nombre, alors une saturation voire même une décroissance peuvent survenir. Un modèle plus réaliste est proposé, suggérant que le taux de croissance d'une population dépend de l'importance de cette

¹⁴ **Morphogenèse :** C'est l'ensemble des lois qui déterminent la forme, la structure des tissus, des organes et des organismes. Par extension, on parle aussi de morphogénèse dans d'autres domaines comme celui de la formation de villes.

population. Plus précisément, ce modèle estime que le taux de croissance devait être proportionnel à l'écart, valeur maximale, que la population pouvait atteindre. Donc C devient :

$$C = K(L - P_n) \quad (1.5)$$

où L représente la population maximale. La loi de croissance s'écrit alors :

$$P_{n+1} = KP_n(L - P_n) \quad (1.6)$$

Il est commode, pour le calcul, de faire apparaître une population réduite $x = P/L$ de sorte que l'on a :

$$x_{n+1} = ax_n(1 - x_n) \quad (1.7)$$

où x , en tant que population réduite, varie entre 0 et 1 , a doit être choisi entre 0 et 4 . Verhulst a appelé cette formule *fonction logistique*. Elle sert de modèle universellement utilisé pour l'étude des systèmes dynamiques. Notez que contrairement à la formule (1.3), la formule (1.6) est une loi non linéaire et non monotone.

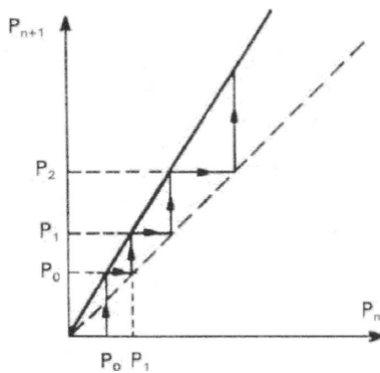


Figure.1.4-Evolution temporelle discrète d'une population animale : chaque population P_i obtenue en sortie se retrouve en entrée pour contribuer à l'évaluation de la prochaine population P_{i+1} .

(b) L'évolution temporelle continue représente la limite d'un système discret où l'évaluation se fait à des intervalles de temps de plus en plus courts. Prenons le même exemple d'évolution d'une population d'animaux, mais cette fois l'évolution de la population sera représentée par une équation différentielle :

$$\dot{P} \equiv dP / dt = CP \quad (1.8)$$

qui peut être vue comme une limite continue de l'équation (1.3). Pour $C > 0$, elle décrit aussi un modèle simple de croissance d'une population, quand la population est petite. La solution est bien connue :

$$P(t) = P_0 e^{Ct} \quad (1.9)$$

où $P_0 = P(0)$ désigne la population initiale.

1.3.2 Le caractère formel de l'approche dynamique : l'approche dynamique se base sur une modélisation formelle, applicable quelle que soit la nature des éléments composant le système sur lequel évolue le phénomène. Cette nature peut aller, à l'échelle de l'espace, de l'infiniment grand à l'infiniment petit. Et, à l'échelle du temps, de l'ordre de milliard d'années à la microseconde. **Exemple :** soit un automate cellulaire linéaire géré par des règles de type « jeu de la vie » (voir Figure.1.5). - **échelle du temps :** pour changer l'échelle du temps, durant l'exécution de l'automate cellulaire, on peut jouer sur le nombre de règles applicables successivement. Il ne s'agit pas d'une suite de règles applicables sur la même cellule, mais il

s'agit plutôt de règles qui vont influencer sa futur évolution ou qui ont influencé déjà son passé, prises en compte dans l'ordre où elles apparaissent dans un même pas de temps. Ceci revient à accélérer, décélérer ou inverser le processus de l'évolution par un facteur de l'ordre du nombre de règles appliquées successivement. Dans le cas d'un automate cellulaire linéaire, on peut considérer les deux voisins de chaque cellule, et pour chaque voisin on peut considérer ses deux voisins, on continue ce processus récursive jusqu'à atteindre la profondeur voulue ; égale au nombre de règles à appliquer. Arrivé à cette profondeur on applique la règle adéquate et on mémorise l'état du changement sans l'appliquer réellement, on retourne vers le niveau récursif juste qui vient avant, on refait la même opération en prenant en considération l'état supposé de la cellule qu'on vient de quitter et on continue, ainsi, à remonter. Arrivé au premier appel, on applique réellement les changements aux cellules qui se basent sur toutes les prédictions déjà faites ; l'évolution de chaque cellule représente, alors, une suite de plusieurs changements condensés dans une seule. Malgré ce changement dans l'échelle du temps, le principe formel sur lequel est bâtie cette dynamique demeure en vigueur. Le cas présenté ici concerne l'accélération, on peut raisonner pareillement pour la décélération (réduire la profondeur) et pour le retour en arrière (à condition d'avoir sauvegarder l'historique des évolutions), - **échelle de l'espace** : Aussi, on peut changer la dimension des éléments composant l'automate cellulaire, en considérant chaque cellule comme atomique, formée d'une seule cellule, ou comme étant un automate cellulaire formé de n cellules, et en appliquant une version adaptée des règles du jeu de la vie à ceci ; chaque automate linéaire formé de n cellules atomiques est considéré comme vivant si le nombre de cellule vivantes dépassent le 1/3, par exemple, sinon il est considéré comme mort. On remarque une autre fois que malgré un changement dans l'échelle des constituants, le modèle formel sur lequel est bâtie cette dynamique demeure applicable. Notons, au passage, que l'automate cellulaire répond aux caractéristiques d'un système dynamique mais aussi à celle d'un système complexe ; c'est un véritable système dynamique complexe.

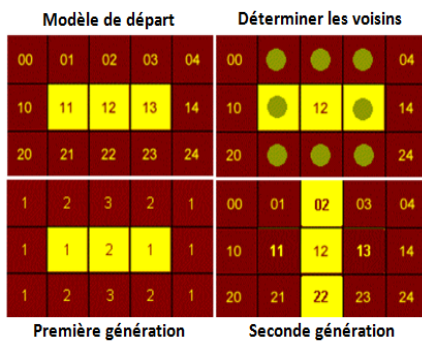


Figure.1.5-Jeu de la vie : L'univers de l'automate cellulaire est limité ici à un rectangle de 5x3 cellules. On numérote les cellules de 0 à 4 horizontalement et de 0 à 2 verticalement. Les cellules actives sont les jaunes. Chaque cellule peut avoir entre 8 et 3 voisins. Notez que la cellule marquée 12 a 8 voisins (cellules marquées par des disques). Les règles utilisées sont : - une cellule inactive entourées de 3 cellules actives, devient active (naissance), - une cellule active entourée de 2 ou 3 cellules actives reste active (survie), - dans tous les autres cas la cellule devient ou reste inactive (morte). Pour la première génération, les entiers dans les cellules expriment le nombre de voisins vivants. Ici, à chaque pas de temps on n'applique qu'une seule règle et chaque cellule est atomique.

1.3.3 Niveaux d'analyse : cette approche de fonctionnement des systèmes dynamiques suggère de différencier clairement les niveaux d'analyse. Par définition, le système étudié constitue un niveau macroscopique et ses éléments constituent un niveau microscopique. Cette distinction entre niveau macroscopique et microscopique est relative dans le sens où se qui est macroscopique pour l'un peut être microscopique pour un autre. Notons aussi, que les échelles de temps pertinentes au niveau macroscopiques sont, généralement, plus étendues que les échelles des niveaux inférieurs. **Exemple** : L'étude de la dynamique d'un automate cellulaire revient à analyser les structures et les patterns qui émergent au macro-niveau, alors qu'au micro-niveau on retrouve les cellules composant l'automate cellulaire et les règles applicables sur chaque cellule, conditionnée par son propre état et les états de ses voisins. Pour un macro-phénomène périodique, par exemple, il faudra un nombre de changements de l'ordre de $k > 1$ au niveau microscopique pour compléter toutes les phases d'une période au niveau macroscopique de l'automate cellulaire en question.

1.3.4 Problème de causalité : l'approche dynamique est vue généralement comme étant purement **descriptive**, elle n'aborde pas le problème de la causalité. Il est clair que cette

approche n'est pas concernée par les processus matériels sous-tendant la dynamique du système. Dans ce sens, elle ne répond pas aux critères classiques de causalité. Deux remarques peuvent être faites à ce sujet : - les conceptions classiques de la causalité peuvent apparaître exceptionnellement réductionnistes, face au fonctionnement des systèmes complexes. Les relations causales entre des éléments constitutifs ne peuvent expliquer à elles seules le fonctionnement global du système, - la mise en évidence de principes de coordination et de régularité de fonctionnement au niveau macroscopique peut être considérée comme explicative ; ceci met en évidence le fonctionnement autonome du niveau macroscopique du système.

Exemple : le comportement de chaque cellule en fonction de l'état de son voisinage ne peut expliquer, en aucun cas, les structures et les patterns observés au niveau macroscopique d'un automate cellulaire. Au niveau macroscopique, selon une approche dynamique, on ne peut que décrire les structures observées et les patterns assimilés.

1.3.5 Systèmes clos et systèmes ouverts : un système clos est un système qui ne reçoit aucune énergie de l'extérieur. Ces systèmes tendent à évoluer vers un équilibre thermodynamique où l'énergie est répartie de manière homogène dans tout l'espace du système. Les systèmes ouverts, à l'inverse, sont traversés par des flots d'énergie qu'ils échangent avec leurs environnements. Dans les systèmes ouverts, l'ordre et la complexité ne sont pas seulement maintenus, ils s'accroissent en fonction du temps. Dans de tels systèmes, l'ordre n'existe pas a priori, il est créé dans l'action. L'ordre est essentiellement dynamique. Les approches scientifiques classiques sont en général fondées sur le principe de l'équilibre, comme dans le principe de l'équilibre des équations chimiques. Fondamentalement, un système dynamique est loin de l'équilibre thermodynamique. Notons que l'auto-organisation ne peut apparaître que dans un système ouvert. **Exemple :** Une fourmilière ne peut pas être insensible/close aux changements de son environnement. Dans beaucoup de cas ce sont plutôt ces variations qui stimulent la dynamique de ce système et appellent ses éléments à s'auto-organiser en réponse à ces changements. La quête de nourriture dans ce système va dans ce sens (**voir Figure.1.6**).

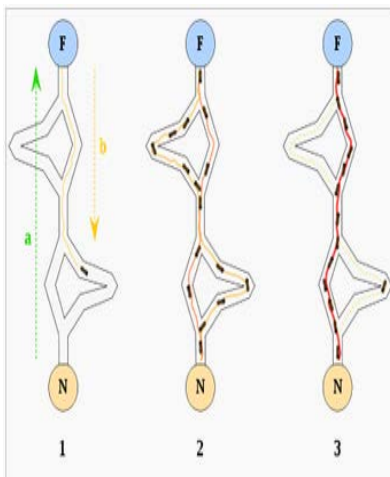


Figure.1.6-Recherche de nourriture et émergence d'un plus court chemin dans un système de fourmis : (1) la première fourmi trouve la source de nourriture (F), via un chemin quelconque (a), puis revient au nid (N) en laissant derrière elle une piste de phéromone (b). (2) les fourmis empruntent indifféremment les quatre chemins possibles, mais le renforcement de piste rend plus attractif le chemin le plus court où les fourmis s'auto-organisent en formant progressivement 2 flux : - un se dirigeant vers la nourriture, et - l'autre vers le nid. (3) Les portions longues des autres chemins perdent doucement leur piste de phéromones. Le système de fourmis est un système ouvert qui s'adapte à chaque découverte de nourriture en construisant un plus court chemin de phéromone; une fois la nourriture transportée, le chemin disparaîtra sous l'effet de la dissipation de la phéromone et un autre apparaîtra là où la nourriture est de nouveau découverte.

1.3.6 Non linéarité : elle renvoie d'une manière générale à une rupture de la proportionnalité des causes et des conséquences. La non-linéarité se manifeste dans des modifications qualitatives brusques du comportement des systèmes, sous l'influence de certains paramètres. Ainsi, un paramètre peut évoluer de manière linéaire et entraîner une modification linéaire, c'est-à-dire progressive, du comportement du système. Mais, à partir d'une valeur critique du paramètre, on observe une transition brusque du système vers un comportement non-linéaire.

Exemple : placé sur un tapis roulant à **5 km/h**, un individu se met spontanément à marcher. Lorsque l'on augmente progressivement la vitesse, on observe brusquement, aux alentours de **7.5 km/h**, un passage à la course. Dans un premier temps, l'accroissement de la vitesse ne produit que des modifications linéaires de l'amplitude et de la fréquence ; la nature de la coordination de marche demeurant par ailleurs invariante. Dans un deuxième temps, un accroissement minime de la vitesse, au alentour de **7.5 km/h**, entraîne un bouleversement qualitatif complet et l'adoption d'une coordination de course. On retrouve chez le cheval un

schéma de locomotion encore plus complexe, avec le passage successif du pas au trot, puis au galop. Ces transitions, ou bifurcations, sont à la base de la théorie des catastrophes. **L'ampleur de la transition peut être sans commune mesure avec les modifications du paramètre qui l'a générée.**

1.3.7 Paramètre d'ordre : l'un des postulats majeurs de la théorie des systèmes dynamiques est qu'il est possible de rendre compte du comportement du système, à un niveau macroscopique, par des variables collectives appelées paramètres d'ordre. Le paramètre d'ordre, construit par l'observateur vise à capturer le comportement via la coordination des différents éléments constitutifs du système. On considère, alors, que l'étude doit porter sur la dynamique du système à travers l'évolution du paramètre d'ordre plutôt que sur les composantes du système. Le paramètre d'ordre définit donc un niveau d'analyse, macroscopique, possédant sa propre pertinence et ses propres lois. Le paramètre d'ordre, en tant que construction artificielle, tire sa pertinence des objectifs de l'observation. C'est en fonction des transformations du système à analyser que l'on optera pour tel ou tel paramètre d'ordre. De même, on peut avoir besoin parfois de plusieurs paramètres d'ordres pour rendre compte du fonctionnement d'un système complexe. Le paramètre d'ordre capture l'ensemble de la coordination du système dans un indicateur, ne comprenant qu'un faible nombre de degrés de libertés. On substitue une dynamique à faible dimension à la dynamique hautement dimensionnelle du système.

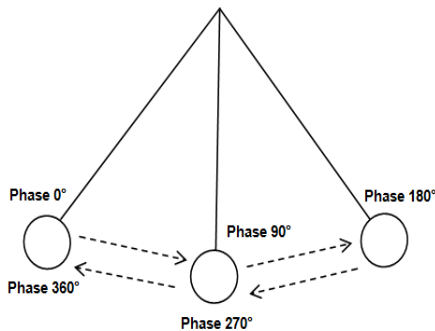


Figure.1.7-Illustration du concept de phase, sur un pendule pesant : La phase correspond à la position radiale de l'oscillateur dans un espace défini par sa position en abscisse et sa vitesse en ordonnée. Bien que le pendule simple ne constitue qu'un cas particulier d'oscillateur, on peut partir de cet exemple pour illustrer ce concept. La phase d'un pendule en oscillation est égale à 0° au premier point mort du balancier (la position du pendule est à un maximum et sa vitesse est nulle), à 90° au passage en verticale basse (la position passe par le zéro, et la vitesse est maximale), à 180° au point mort opposé, et à 360° au retour au premier point mort.

Exemple : Rappelons que dans le domaine de la motricité, le système est souvent modélisé comme un ensemble d'oscillateurs fonctionnant simultanément et s'influencent réciproquement. La position instantanée d'un oscillateur peut être décrite par la phase (voir Figure.1.7). On peut rendre compte de la coordination de deux oscillateurs par le décalage de phase, c'est-à-dire par la différence instantanée entre leurs phases. L'expérience de Kelso, Holt, Rubin et Kugler illustre ceci. Elle consiste à réaliser des mouvements simultanés d'adduction-abduction¹⁵ avec les deux index [Del 04] (voir Figure.1.8). Par convention, la phase zéro correspond pour chaque index à l'adduction maximale. Si les deux index entrent en oscillation, à la même fréquence, de manière à ce qu'ils soient simultanément en adduction, puis en abduction, le décalage de phase restera en permanence égal à 0° .

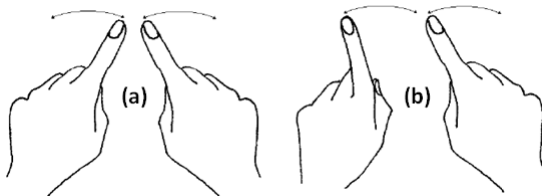


Figure.1.8-Tâche de coordination bi-manuelle : (a) Le schéma représente la coordination en phase (décalage de phase 0°), (b) le schéma représente la coordination en antiphase (décalage de phase 180°).

¹⁵ En anatomie fonctionnelle, l'**abduction** consiste à porter le membre vers l'extérieur, c'est-à-dire à l'éloigner de l'axe du corps dans un plan frontal. Pour la main, l'abduction consiste à éloigner les doigts de l'axe de la main, qui passe par le médus. L'**adduction** est un mouvement qui rapproche un membre, le bras ou la jambe, du plan sagittal du corps. Il s'oppose à l'abduction. Ce terme est également utilisé quand on parle du fonctionnement des muscles en anatomie.

Par contre, si les deux index sont mobilisés en essuie-glaces, le décalage de phase est constamment égal à 180° ; lorsqu'un index est en adduction maximale, l'autre est en abduction maximale, et vice-versa. Ce paramètre d'ordre (différence de phase) permet de capturer l'essentiel de la coordination. Il existe d'autres types de paramètres d'ordre. Notamment, le rapport de fréquence ; un rapport **2:1** indique par exemple que l'un des oscillateurs a une fréquence deux fois plus élevée que l'autre. Il est clair, dans ce cas, que la tâche précédente est caractérisée par un rapport de fréquence de **1:1**.

1.3.8 Attracteurs : un système tend à adopter, sous l'influence des contraintes qui font qu'il existe et/ou qui pèsent sur lui, un certain type de comportement, que l'on peut qualifier de naturel, spontané ou préférentiel. C'est à ces coordinations préférentielles que l'on donne le nom d'attracteur. Plusieurs types d'attracteurs sont définis : les **points fixes** correspondent à un état vers lequel semble converger le système, comme un pendule qui tend sous l'action de la pesanteur à rejoindre sa position de repos. Les **cycles limites** renvoient à la répétition d'une trajectoire, on retrouve ce type d'attracteur dans les oscillateurs auto-entretenus. Enfin, les **attracteurs étranges** ou chaotiques, comme l'attracteur de *Lorenz* (voir **Figure.1.13**) présentent une trajectoire plus complexe qui bien que ne se répétant jamais à l'identique, conserve une part de déterminisme. L'étendue du paramètre d'ordre, c'est-à-dire l'ensemble des coordinations possibles dans une situation donnée, est ainsi ponctuée d'attracteurs et de **repellants/repoussants**¹⁶. Souvent, on représente les attracteurs par des vallées et les repoussants par des collines (voir **Figure.1.9**). On peut concevoir la dynamique intrinsèque du système, c'est-à-dire les tendances spontanées de son comportement, par la trajectoire d'une bille qui tomberait dans ce paysage d'attracteurs ; quelles que soient les conditions initiales de sa chute, la bille tendra naturellement à rejoindre l'une des vallées, c'est-à-dire l'une des coordinations spontanées du système. Au sein de ce paysage, un attracteur occupe le fond d'un bassin d'attraction, délimité par deux repoussants. La profondeur de ce bassin est représentative de la force et corrélativement de la stabilité de l'attracteur. Si la dynamique d'un système ne présente qu'un seul attracteur, on parle de régime monostable. Si, par contre, elle présente plusieurs attracteurs, on parle de régime multi-stable.

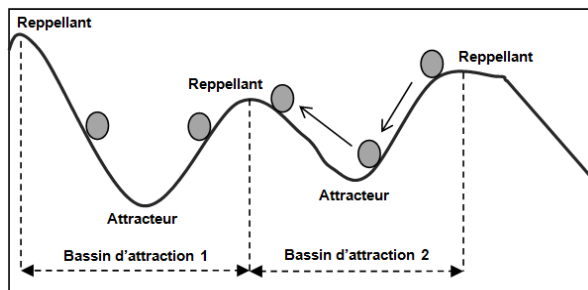


Figure.1.9-Représentation schématique d'un paysage d'attracteurs : Les attracteurs correspondent aux coordinations préférées du système, et les repellants aux coordinations les plus instables. Le trajet de la bille représente l'évolution de la coordination, à partir d'un quelconque état initial.

1.3.9 Bifurcations (transitions de phase) : On appelle bifurcation ou transition de phase, une modification qualitative du comportement du système. Une bifurcation résulte d'une modification du paysage des attracteurs. Les bifurcations constituent un événement majeur de la dynamique des systèmes complexes. La pertinence d'un paramètre d'ordre est liée au fait qu'il permette de rendre compte des bifurcations. Ce critère est pris en compte lorsque l'observateur dispose de plusieurs variables collectives concurrentes [Gro 08]. **Exemple** : Soit le système suivant à coordonnées polaires.

$$\begin{cases} \dot{r} = br(a-r^2) \\ \dot{\theta} = 2\pi f \end{cases} \quad (1.10)$$

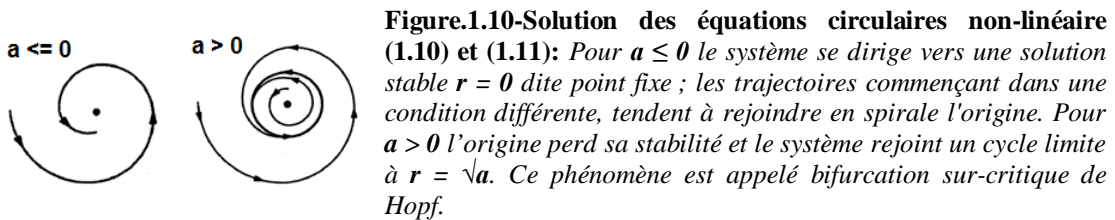
¹⁶ Ce concept renvoie aux coordinations les plus instables et les plus antinaturelles.

$b > 0$, dans un portrait de phase, r représentera la distance à l'origine et θ la phase, (voir **Figure.1.10**). On a :

$$x = r \cos \theta \text{ et } \dot{x} = r \sin \theta \quad (1.11)$$

- Dans le premier cas où $a \leq 0$, nous avons un point fixe stable qui représente un premier type d'attracteur dans cet exemple.
- Dans le deuxième cas où $a > 0$, les dynamiques approchent le cycle limite.

En somme quand un système dynamique, décrit par un ensemble d'équations différentielles paramétrées, change qualitativement (à l'image d'une fonction avec des paramètres externes) la nature de son comportement limite, à long-terme, pour adopter celui de points fixes ou de cycles limites, on parle de bifurcation.



1.3.10 Stabilité et instabilité : La stabilité et l'instabilité constituent le principal moteur de la dynamique du système. La caractéristique première de l'attracteur est la stabilité de la variable collective ; un système calé sur son attracteur présente un comportement stable et reproductible. Par ailleurs, les bifurcations sont annoncées par des fluctuations critiques, c'est-à-dire un accroissement de la variabilité du paramètre d'ordre à l'approche de la transition. Le système d'équation (1.10) et (1.11) de la **section 1.3.9** représentent l'exemple même de ceci ; stabilité à long-terme pour $a \leq 0$ et fluctuation critique pour $a > 0$.

1.3.11 Bruit : Le comportement d'un système dynamique n'est pas aussi déterministe qu'on pourrait le croire. L'évolution du paramètre d'ordre est soumise à l'influence de fluctuations aléatoires, qui tendent en permanence à le déstabiliser. Une transition de phase ne peut intervenir que parce que le système est bruité. Dans les approches expérimentales classiques, le bruit est un facteur à éviter ; il constitue une erreur expérimentale, susceptible de masquer les effets des variables manipulées. Dans le cadre de l'approche dynamique, il constitue une variable essentielle. **Exemple :** Dans le cas de la coordination bi-manuelle, le décalage de phase en tant que paramètre d'ordre peut être soumis à une variation aléatoire dépendante de facteurs comme la fatigue chez le sujet, son âge ou la position de son corps. Dans l'approche dynamique ce phénomène est révélateur et est pris en compte dans la modélisation du système. Beaucoup de systèmes dynamiques non linéaires peuvent faire preuve de comportements complètement imprévisibles, pouvant sembler aléatoires, alors qu'il s'agit de systèmes parfaitement déterministes. Cette imprédictibilité est appelée chaos. Dans ce cadre, on ne met pas l'accent sur la recherche de solutions précises aux équations du système dynamique, mais sur la réponse à des questions comme : - le système convergera-t-il vers un état stationnaire à long terme, et dans ce cas, quels sont les états stationnaires possibles ?, ou - le comportement à long terme du système dépend-il des conditions initiales ?

1.3.12 Paramètres de contrôle : On appelle paramètre de contrôle tout facteur non spécifique, ne définissant pas directement le paramètre d'ordre, susceptible lorsqu'il évolue au-delà d'une valeur critique de modifier le paysage des attracteurs. La bifurcation apparaît comme une conséquence de l'évolution du paramètre de contrôle, sans que cette évolution ne la prescrive formellement. Dans l'exemple de la **section 1.3.6** sur la transition marche-course, la vitesse de déplacement constitue un paramètre de contrôle ; le pattern de course n'est pas spécifié par la vitesse, mais induit par le dépassement d'une vitesse critique. Notons que

l'identification des paramètres d'ordre et des paramètres de contrôle constitue les étapes principales de l'étude de la dynamique des systèmes complexes.

1.3.13 Aspect conservatif et non conservatif : Un système physique conservatif est caractérisé par l'existence d'une quantité, fonction des variables du système, se conservant au cours de sa dynamique (mouvement). Il est dit déterministe si et seulement si cette dynamique associe à chaque condition initiale un seul état final. Lorsque le système physique considéré est non-conservatif (dissipatif), il existe en général un ou plusieurs attracteurs dans l'espace des phases du système. **Exemple :** Comme l'application du boulanger qui consiste à fabriquer de la pâte feuilletée en étirant et pliant la pâte, on peut faire subir la même chose à un portrait ; au départ, le personnage deviendra totalement méconnaissable et au bout d'un certain nombre d'itérations, on obtiendra quelque chose de très proche de l'image initiale, puis de nouveau une image brouillée, etc. Il s'agit d'un système déterministe chaotique conservatif car l'état initial est très important, chaque étape est déterminée par la précédente et on passe très près de la situation initiale sans jamais la reproduire exactement. Ceci explique pourquoi le système est chaotique et non pas périodique (**voir Figure.1.11**).



Figure.1.11-Exemple de système conservatif déterministe : *Portrait de Poincaré, le dernier des universalistes, modifiés par itérations de l'application du boulanger.*

1.4 Système complexe adaptatif

La différence entre les systèmes complexes et les systèmes complexes adaptatifs (CASs) n'est pas aussi claire qu'on le voudrait. Les premiers apparaissent comme plus génériques par rapport aux seconds et peuvent aussi être utilisés pour décrire des systèmes naturels, pas forcément biologiques. *John Holland* un pionnier dans le domaine de la complexité et inventeur du terme «*système complexe adaptatif*» pour décrire la nature constamment évolutive des systèmes complexes a écrit que beaucoup de systèmes naturels, comme le cerveau, le système immunitaire, les systèmes écologiques et la société, et encore de plus en plus de systèmes artificiels, comme les systèmes parallèles et distribués, les systèmes artificiels intelligents, les réseaux de neurones artificiels et les programmes évolutifs sont caractérisés par un comportement complexe apparent qui émerge souvent comme résultat d'interactions spatio-temporelles entre un très grand nombre de composants de ces systèmes non-linéaires, à des niveaux d'organisation différents. Ces systèmes sont devenus, récemment, connus sous la nomination de *Système Complexe Adaptatif (CAS)*. Leur cadre théorique est basé sur des travaux effectués notamment en physique, chimie et biologie. L'analyse d'un CAS se fait par une combinaison de méthodes expérimentales et théoriques, comme la simulation par ordinateur et les mathématiques [Hol 92][Hol 98][Mil 07].

Dooley définit un CAS comme un système composé d'une multitude de parties semi-autonomes en interaction (appelées généralement des agents). Où, chaque partie possède des comportements individuels simples qui, lorsqu'elle est agrégée avec d'autres parties, produisent des systèmes aux comportements émergents de haute complexité [Doo 96].

Dodder et Dare, inspirés d'un travail effectué à l'institut de *Santa fe*, rajoute à la définition de *Dooley* d'autres caractéristiques ; les CASs sont construits à partir d'un grand nombre d'agents connectés en réseau, regroupant de l'information, apprenant et agissant en parallèle dans un environnement produit par des interactions entre ces agents. Ils sont en coévolution avec leurs environnements et leurs états s'étendent entre l'ordre et le désordre à la limite du chaos. L'ordre émerge toujours au sein d'un nouveau phénomène émergent et transitionnel, au lieu d'être prédéterminé [Dod 00].

Les CASs tendent d'exister sur plusieurs niveaux d'organisation, dans le sens où les éléments à un niveau représentent les blocs de construction pour les éléments du niveau supérieur. **Exemple** : les cellules construisent les organismes et les organismes, à leur tour, construisent les écosystèmes. Les CASs de par leur nature non-linéaire ont un avenir qui est difficile à prédire. Dans cette perspective, *Gell-mann* propose quelques **exemples** : L'origine de la vie sur terre, l'évolution biologique, le comportement des organismes dans des systèmes écologiques, l'apprentissage et la pensée chez les animaux, l'évolution des sociétés et les comportements des investisseurs dans les marchés financiers [Gel 94].

1.4.1 Etats des systèmes

Ce qui nous intéresse ici c'est de caractériser les systèmes selon leurs états dynamiques pour pouvoir les classer. Ce travail a été initié par des chercheurs comme *Kauffman* et *Wolfram*.

Expériences de *Kauffman* et *Wolfram* : *S. A. Kauffman* est un biologiste associé à l'institut de *Santa Fe*. Ses travaux de recherche, vers les années 60, visés à comprendre l'évolution dans les systèmes biologiques au niveau des gènes. Il étudia des questions comme celle de savoir s'il existe une relation entre la connectivité moyenne des gènes et l'aptitude globale des organismes à vouloir évoluer. Plus tard, *Wolfram* observa qu'on peut poser de pareilles questions de connectivité pour les entreprises en économie, pour les espaces en **écosystème**¹⁷ et d'autres types de CASs. Les expériences de *Kauffman* révélèrent la présence de régimes dynamiques à l'intérieur desquels les CASs évoluent. *Lansing* en parla brièvement dans [Lan 03] ; imaginons une collection de N lumières. Chaque ampoule a deux positions possibles : *allumée/éteinte* et est câblée à K autres ampoules. Une simple règle dicte à chaque ampoule quoi faire. Supposons, par exemple, que $K = 3$ exprime que chaque ampoule est connectée à 3 autres ampoules. A chaque pas de temps, chaque ampoule décide si elle doit s'allumer ou s'éteindre selon l'état de ses voisins. Une règle typique est celle de « *la majorité gagnent* » : si 2 ou 3 voisins sont allumés alors elle s'allume ou reste allumée alors que dans les autres cas elle s'éteint. Comment un tel système va se comporter quand on le branche ? *Kauffman* découvre que deux modèles de comportements sont possibles ; ordonné/linéaire et désordonné/chaotique. Plus tard, *Langton* découvre un troisième régime [Lan 90] ; un point de transition entre l'ordre et le chaos. Le comportement à ce point est suffisamment différent pour être qualifié de troisième régime ou à la limite du chaos. Ce troisième régime est :

- **Périodique ou fixe** : pour une valeur de $K = 1$; quelques feux basculent entre les états éteint et allumé pendant quelque temps, mais la plus part de l'espace lumineux va bientôt stopper de clignoter.
- **Complexe** : K est au alentour de 2. Des modèles complexes apparaissent dans lesquels des îles, de clignotement stable, développent des formes qui varient à leurs bordures.
- **Chaotique** : K est large, les ampoules continuent à clignoter chaotiquement tout en influençant les unes les autres pour switcher entre les états éteint et allumé.

¹⁷ En écologie, un **écosystème** désigne l'ensemble formé par une association ou communauté d'êtres vivants (ou biocénose) et son environnement biologique, géologique, édaphique, hydrologique, climatique, etc. (le biotope). Les éléments constituant un écosystème développent un réseau d'échange d'énergie et de matière permettant le maintien et le développement de la vie.

Ces chercheurs trouvent que les réseaux de feux de lumière connectés qui sont chaotiques ou fixés ne peuvent pas : - transmettre de l'information, - ni s'adapter. Mais, *Langton* découvre une propriété intéressante des CASs opérant à la limite du chaos : les réseaux complexes, une fois proches de la limite du chaos, peuvent adopter les deux comportements [Lan 90].

Plus récemment, *Stephen Wolfram* effectue un autre type d'expérience dans une tentative de clarifier la dynamique du comportement complexe dans les automates cellulaires. *Lansing* donne une brève description de cette expérience : Un simple automate cellulaire à deux dimensions, commence avec une ligne de cellules de couleurs différentes sur une grille donnée. Chaque cellule vérifie sa propre couleur et la couleur de ses voisines immédiates et décide, à la base d'une règle, si elle doit changer de couleur pour la prochaine ligne de la grille. Ceci est équivalent au modèle **NK** (N ampoules, et K liaisons pour chaque ampoule) bidimensionnelle où les **K** entrées sont restreintes aux cellules voisines directes de la grille [Lan 03].

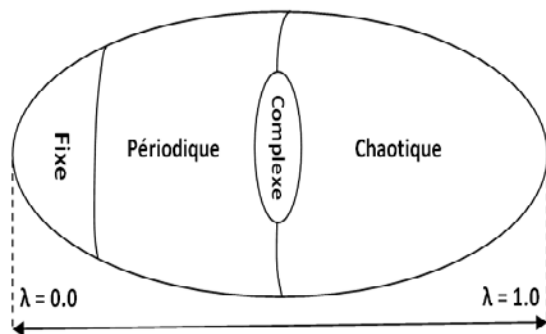


Figure.1.12-Classification du comportement des automates cellulaires de Langton : Le comportement des automates cellulaires dépend des règles qui gouvernent leur évolution dans le temps ; quelques règles reportent une cellule à un état de repos ; **Lambda** est une fraction d'états qui d'après les règles de transition, conduisent à activer une cellule dans la prochaine génération. *Langton* trouve que le réglage de **Lambda** montre que le comportement complexe émerge entre la classe II (périodique) et la classe III (chaotique) à la limite du chaos.

A la suite de cette expérience, *Wolfram* identifia 4 classes de comportements: (1) **Fixé**, (2) **Périodique**, (3) **Chaotique** et (4) **Complexe**. A la base de ce résultat *Langton* développa une mesure, le paramètre **lambda** (voir **Figure.1.12**) qui relie la nature des règles de contrôles, entre les cellules, au comportement de l'automate cellulaire dans sa totalité. Il identifie que la troisième classe de *Wolfram* correspond au régime complexe de *Langton*; elle est étalée entre les régimes (périodique et chaotique) à la limite du chaos. Les méthodes utilisées pour étudier la complexité dans l'automate cellulaire diffèrent de celles utilisées pour investiguer les modèles **NK**. Mais il est intéressant de voir que chacune d'elles procure des exemples intuitifs d'un comportement complexe similaire à un point de transition entre la linéarité et le chaos.

1.4.2 Domaine de l'état complexe

Shelton appelle le domaine de l'état complexe : *la zone de l'adaptabilité créative*. C'est à la limite du chaos que l'émergence se produit. C'est spécifiquement à ce point de transition que les CASs sont plus robustes, capables de s'adapter, tolérants aux fautes, aptes à la mise à l'échelle et flexibles. **Exemples :** les grilles de distribution électrique, les réseaux de transport et les architectures de communication. Un changement de paradigme se produit lorsque les systèmes arrivent à un niveau de complexité élevé. Ceci se produit lorsque : - leur nombre d'éléments croît, - ces éléments ont plus de choix par rapport aux actions qu'ils peuvent entreprendre, - les éléments deviennent capables de communiquer et collaborer de manière plus complexe, - les éléments deviennent capables de s'auto-organiser dynamiquement selon les fonctions de l'environnement, etc. Ce changement d'état entraîne les systèmes vers le domaine de l'état complexe ; proche ou à la limite du chaos. De nouvelles propriétés globales surgissent à partir des CASs opérant dans ce domaine ; elles sont difficiles à prédire. Ces phénomènes complexes proviennent des interactions complexes entre les éléments des CASs. **Exemples :** - la conscience du cerveau est un phénomène émergent qui survient suite aux interactions complexes entre un nombre élevé de cellules du cerveau, - les propriétés globales résultent des comportements agrégés des individus.

La plupart du temps, il n'y a pas un contrôle central ou de planification qui dicte aux éléments les actions qu'ils doivent accomplir ; le contrôle, l'intelligence et la prise de décision tendent à être distribués partout dans le système. **Exemples:** il n'y a pas de cellules leaders dans un embryon en développement, ni de neurones maîtres dans le cerveau. Le comportement global observé dans l'économie est le résultat d'innombrables décisions prises par des millions de personnes individuellement. N'importe quel comportement cohérent dans un système survient suite à des compétitions et des coopérations entre les agents eux-mêmes (**voir Section 4.2.5**) [**Cha 01**].

Proche de la limite du chaos, l'ordre résulte des rétroactions suite aux interactions non-linéaires entre les éléments des CASs ; Chaque élément va à ses propres fins. Les éléments possèdent une autonomie relative. Mais, partagent aussi des intérêts en communs. Les travaux de *Prigogine* sur les structures dissipatives en 1977 ont montrés, par exemple, que la deuxième loi de la thermodynamique : « *les systèmes tendent vers le désordre* », n'était pas vraie pour tous les systèmes. Dans un autre ouvrage, *Kauffman* a montré qu'il est possible que de nouvelles stratégies de survie surgissent du désordre à travers un processus d'auto-organisation spontanée.

Les systèmes complexes ayant leur état situé à l'intérieur du domaine de l'état complexe démontrent, entre autres : - une robustesse accrue, - de l'adaptabilité, - de la tolérance aux fautes, - de l'évolutivité, - de la concurrence et - de la flexibilité. En contre partie, ils démontrent : - une faible prédictibilité, et - une difficulté de contrôle [**Fro 05**].

Théorie des systèmes complexe : La théorie des systèmes complexes s'intéresse aux systèmes dynamiques manipulant un très grand nombre de variables. Elle est le prolongement de la théorie des systèmes dynamiques qui traite des systèmes dynamiques manipulant un nombre de variables beaucoup moins important. En générale, plus il y a de variables et plus la dynamique augmente de complexité. On décompte 4 courants de recherche jouant un rôle central dans la progression des études dans les domaines du comportement complexe et des systèmes complexes :

- a) **Théorie des systèmes complexes adaptative :** Quelques éminents chercheurs à l'institut de *Santa Fe* ont alliés leurs efforts en s'appuyant sur la même base théorique de la complexité pour développer des moyens destinés à comprendre la dynamique auto-organisatrice spontanée du monde. Dans cette action de recherche collective, les systèmes complexes sont vus comme ayant des similarités qui peuvent être étudiées et exploitées dans le but de dégager des principes caractérisant une théorie unificatrice de la complexité [**Hol 92**][**Hol 96**][**Mil 07**].
- b) **Théorie des systèmes non-linéaire et du chaos :** Cette école promut le concept d'attracteurs. L'un des types d'attracteur les plus connus est l'attracteur étrange (**voir Figure.1.13**), que le philosophe de la science *David Newman* classe comme un véritable phénomène émergent [**New 96**].
- c) **L'école synergétique :** Cette école à initier l'étude de l'émergence dans les systèmes complexes. Elle décrit l'idée d'un paramètre d'ordre qui influence les macro-phénomènes cohérents que le système exhibe [**Hak 81**].
- d) **Loi de l'équilibre thermodynamique :** Cette école a été introduite par *I. Prigogine*, elle se réfère aux phénomènes émergents comme les structures dissipatives qui surviennent loin des conditions de l'équilibre [**Nic 89**].

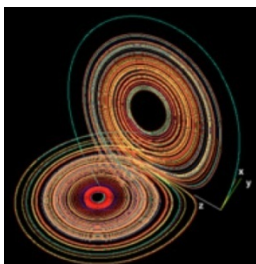


Figure.1.13-Vue 3D de l'attracteur étrange de Lorenz's : c'est une structure fractale correspondant au comportement à long terme de l'oscillateur de Lorenz. Cet oscillateur est un système dynamique tridimensionnel qui engendre un comportement chaotique dans certaines conditions. L'attracteur montre comment les différentes variables du système dynamique évoluent dans le temps en une trajectoire non périodique. Le modèle de Lorenz a eu des répercussions importantes sur la capacité de prédiction à long terme de l'évolution climatique et météorologique. Il est un élément important dans la théorie selon laquelle l'atmosphère des planètes et des étoiles peut comporter une grande variété de régimes quasi-périodiques et est sujette à des changements abrupts, en apparence, aléatoires.

Les CASs sont fondamentalement différents des autres types de systèmes traités par la science et l'ingénierie. La théorie de la complexité stipule que des composants en interactions critiques s'auto-organisent pour former des structures potentiellement évolutives, exhibant une hiérarchie de propriétés émergentes au niveau du système qu'ils forment [Cal 06]. Le comportement et les actions des CASs sont vus comme un résultat d'interrelations complexes entre un grand nombre d'éléments qui les composent, et il est référé à ces relations comme complexe, parce qu'il est impossible de comprendre complètement ces systèmes en les réduisant à une analyse de leurs composants [Bee 03].

La théorie de la complexité a imposé un passage de la pensée analytique traditionnelle, où les variables sont indépendantes vers une pensée plus **holistique**¹⁸, où les variables sont dépendantes. Les systèmes complexes doivent être considérés et étudiés comme un tout. La phase traditionnelle de simplification et de réduction est considérée comme une technique inadéquate dans cette nouvelle vision et est par conséquent rejetée. De pareilles techniques tant appréciées en investigation et en collecte de données échouent dans leur application au niveau d'un CAS en raison de sa non-linéarité ; les causes et les effets ne sont pas séparés et le tout n'est pas la somme des parties. Ceci ne veut pas dire que le réductionnisme doit être rejeté ; cela veut, plutôt, dire qu'il doit être intégré dans une approche plus holistique. Les phénomènes liés aux CASs doivent être caractérisés par des fonctionnalités holistiques [Mul 97][Hol 00].

Le concept de « *Holisme* » implique la considération concurrente du tout et des parties. Une autre vision doit être prise en compte, nommée « *approche du milieu* », combinant entre celle du *top-down* et du *bottom-up*. Elle est utile pour étudier les phénomènes complexes qui impliquent à la fois des relations de cause-à-effet ascendantes et descendantes. L'émergence est un exemple type de pareils phénomènes ; elle provient d'interactions complexes entre les micro-éléments et se manifeste à un macro-niveau du CAS (cause-à-effet ascendante). À leur tour, des phénomènes émergents au niveau CAS influencent les éléments en retour situés à un micro-niveau inférieur (cause-à-effet descendante). L'approche du milieu considère simultanément, les relations de cause-à-effet ascendantes et descendantes.

1.4.3 Domaine de l'état chaotique

Les systèmes qui ont leurs états situés dans le domaine de l'état chaotique montrent un très haut niveau de complexité, ils ont outrepassés le seuil *limite-du-chaos* [Lan 90]. Une Manifestation sociale dégénérée peut être vue comme un système chaotique. Les conditions météorologiques sont un autre exemple.

L'ordre dans de pareils systèmes existe, mais il change constamment et rapidement. Les systèmes chaotiques sont hautement non-linéaires et leur comportement ne peut pas être prédit à moyen et long terme. En fait, l'analyse de données représentant un comportement chaotique montre qu'ils passent tous les tests de l'aléatoire [Wil 01]. Une autre caractéristique importante, c'est qu'une petite variation dans les données d'entrées conduit à des sorties ou des comportements complètement différents.

1.4.3.1 Caractéristiques des systèmes chaotiques

Les principales caractéristiques des systèmes chaotiques sont [Wil 01][Cal 06]:

- Le chaos résulte d'un processus déterministe,
- Il ne se produit que dans des systèmes non-linéaires,
- Le modèle de la dynamique semble désorganisé et irrégulier, la plus part du temps, malgré qu'il persiste,

¹⁸ **Holisme** : approche la réalité comme un tout global, au lieu de la voir comme la somme des différentes parties qui la composent.

- Il se produit dans des systèmes rétroactifs ; où les événements du passé affectent les événements courants et les événements courants affectent les événements du futur ;
- Les systèmes physiques gouvernés par des équations déterministes peuvent produire des résultats réguliers sous certaines conditions, mais aussi des résultats irréguliers sous d'autres conditions,
- Il peut se produire à partir de systèmes relativement simples : - avec un temps discret, le chaos peut se produire dans un système qui a une seule variable. - avec un temps continu, le chaos peut se produire dans des systèmes ayant peu de variables (généralement trois).
- Malgré son apparence disjointe, il inclut un ou plusieurs types d'ordre et de structure. La **double-période** dite aussi bifurcation suivie de fluctuations irrégulières dans certains cas indique que ces fluctuations sont chaotiques.
- Les gammes des variables ont des limites finies. Ces limites restreignent l'attracteur à une certaine région finie dans l'espace des phases.
- Les détails du comportement chaotique sont hypersensibles au changement des conditions initiales ; aux modifications mineures dans les valeurs de départ des variables.
- Une évolution aléatoire, voir même chaotique n'a pas à être forcément un résultat d'une opération aléatoire. Au contraire, elle peut se produire par conception.
- Les prévisions de comportements à long terme n'ont pas de sens. Les raisons en sont la sensibilité aux conditions initiales et l'impossibilité de mesurer une variable pour une précision infinie. La description du chaos comme comportement aléatoire est justifiée la plus part du temps. Lorsque des prévisions fiables à long terme sont impossibles, l'approche statistique peut être la seule alternative viable.
- Les prévisions à court terme peuvent être relativement précises.
- L'information sur les conditions initiales est irrémédiablement perdue. En d'autres termes, nous ne pouvons pas déterminer l'histoire antérieure d'un système chaotique.
- La transition vers le chaos est précédée par un très grand nombre de bifurcations.
- Il n'est pas encore possible de déterminer à l'avance, le chemin particulier que le processus dynamique suivra pour se diriger vers le chaos.

1.4.3.2 Théorie du chaos

Une relation possible entre la théorie de la complexité et la théorie du chaos est donnée par *Shetler* [She 02] qui tente d'unifier les deux théories sous la nomination de *science des systèmes complexes*, utilisant à la fois les modèles complexes et chaotiques, étant donné qu'ils se complètent. Le modèle CAS incarne l'intégration de la non-linéarité et de l'émergence et illustre l'innovation organisationnelle et le changement [Kau 93][Hol 96]. Les modèles de la théorie du chaos qui sont auto-organisés autour de constructions comme les attracteurs offrent des aperçus utiles à l'intérieur des interactions collectives comme les mécanismes de génération de réseaux auto-organisés.

Les approches et les méthodes utilisées pour étudier les systèmes complexes peuvent être avantageuses avec d'autres moyens plus spécialisés pour étudier les systèmes chaotiques. L'examen des caractéristiques des systèmes chaotiques suggère que des moyens supplémentaires sont nécessaires pour être en mesure de traiter l'aspect aléatoire des systèmes chaotiques ; l'analyse de probabilités, l'analyse de Fourier, de l'espace de phases étendu et l'analyse des attracteurs sont quelques exemples proposés par *Williams* [Wil 01].

1.4.4 Les macro-phénomènes complexes

Les macro-phénomènes complexes émergents au niveau CAS peuvent prendre plusieurs formes. Leurs manifestations détiennent un fort impact sur l'identité, l'apparence et le comportement à long terme des CASs. Le schéma de la **Figure 1.14** propose 4 descripteurs essentiels, utilisés pour grouper les phénomènes complexes : - l'identité, - l'intentionnalité, - l'évolution, et - la maintenance. **Exemple** : Toute organisation à l'échelle mondiale peut être vue comme un CAS ; ses éléments sont conscients de leur appartenance à cette organisation ; le

tout à une identité à travers ses éléments ; cette conscience complexifiée avec des valeurs partagées, des croyances, la culture et des modèles mentaux contribue à insérer un niveau de cohérence au tout. Ce genre de CAS possède des intentions ; il est capable d'apprendre, de déduire et d'innover afin de proposer des actions qui sont conformes aux intérêts et intentions communs. Il a également la capacité d'évoluer en auto-organisant et auto-adaptant ses éléments à différentes situations et environnements. Sa structure distribuées et inter-liées de manière non-hiérarchique et sa flexibilité interne contribuent à faciliter son auto-entretien, son auto-valorisation et son autoréparation en cas d'agression externe ou d'anomalie internes.

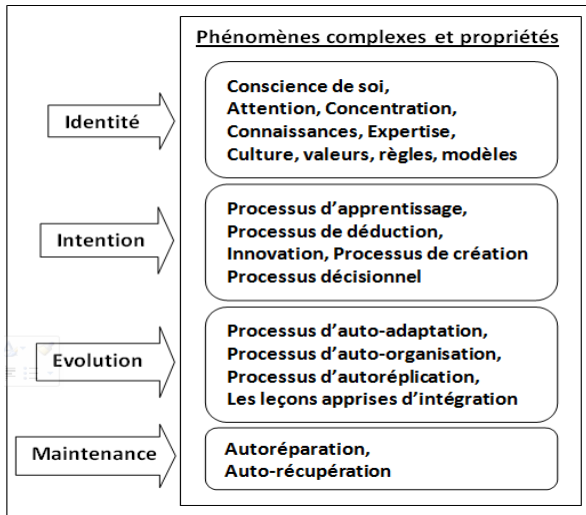


Figure.1.14-Types de phénomènes complexes exhibés par les CASs : 4 descripteurs sont utilisés pour décrire les phénomènes complexes au niveau macroscopique des CASs; les caractéristiques du premier descripteur gravitent autour de l'identité du CAS ; celles du second gravitent autour du vouloir du CAS ; celles du troisième tournent autour du développement du CAS ; celles du dernier descripteur pivotent autour de la survie du CAS.

L'émergence est un principe fondamental à l'auto-organisation qui favorise à son tour l'auto-adaptation. Les éléments à **couplage lâche**¹⁹ dans un CAS contribuent à augmenter le nombre de choix pour lui permettre de résoudre ses problèmes en devenant plus résistant aux attaques par exemple. La raison en est que les éléments à couplage lâche d'un CAS forment des blocs de construction qui peuvent être recombinaisonnés de plusieurs façons, améliorant ainsi la probabilité de trouver de nouvelles solutions appropriées à des problèmes imprévus. Les réseaux complexes sont dits récursifs car ils se redéfinissent par eux même. Grâce au processus d'agrégation et de corrélation, le réseau développe des chaînes de causalité redondantes de plusieurs façons pour servir ses intérêts collectifs et contribuer à sa **résilience**²⁰ [Hol 96][Bee 04]. Le nombre élevé de choix contribue également à accroître l'aptitude du tout dans son milieu, car le nombre de configurations disponibles augmente aussi. Cehaussement de flexibilité est souvent accompli au prix d'une diminution de la performance globale; la probabilité, que les éléments à couplage lâche rencontreront des limitations, entre autres, d'interopérabilité ou de communication réduira les performances de l'ensemble.

A l'inverse, des éléments étroitement ou fortement couplés impliquent souvent des structures rigides, comme dans les systèmes linéaires. Leur performance est accrue, car leurs éléments sont conçus pour fonctionner toujours de la même manière et les problèmes d'interopérabilité ont été résolus lors de la conception. Cette rigidité contribue à diminuer le degré de résilience et de flexibilité du CAS, ses chaînes de causalité redondantes multi-chemins sont limitées. Les systèmes linéaires ne sont pas vraiment capables de se recombinaisonner dans des configurations différentes lorsque des situations imprévues se produisent.

¹⁹ **Couplage :** Deux composants sont dits couplés s'ils échangent de l'information. On parle de couplage fort si les composants échangent beaucoup d'informations. On parle de **couplage lâche** si les composants échangent peu d'informations.

²⁰ **Résilience écologique :** C'est la capacité d'un écosystème, d'un habitat, d'une population ou d'une espèce à retrouver un fonctionnement et un développement normal après avoir subi une perturbation importante.

1.4.4.1 L'émergence, phénomène fondamental des CASs

Le concept d'émergence n'est pas nouveau et ce n'est pas exclusif à un domaine précis. Sa première apparition dans la philosophie est toujours objet à d'intenses recherches. L'économie (entreprises), les écosystèmes biologiques (espaces), le cerveau humain (groupe de neurones), le développement d'un embryon (groupe de cellules) et les colonies d'insectes sociaux (groupe de fourmis) sont tous des exemples de systèmes complexes adaptatifs qui manifestent de l'émergence. L'émergence est un phénomène complexe qui distingue les CASs des systèmes compliqués et multiéléments [Bon 95][Bon 97][Bon 98][Pro 04].

La multiplication de liens entre des composants d'un même système permet d'accomplir des interactions efficaces et un contrôle avec des propriétés plutôt prédictibles et pré-optimisées. La complexification de ces interactions conduit les CASs à exhiber de l'émergence ; les éléments seuls ne peuvent pas le faire ; rappelons que le tout est plus grand que la somme de ses parties. Deux mouvements principaux dédiés à l'étude de l'émergence ont été identifiés [Dew 05] :

- **Proto-émergentisme ou évolutionnisme émergent** : Le terme émergence représente un ancien concept plutôt philosophique qui a été remis sur le tapis vers les années 20 par un mouvement joignant librement les sciences, la philosophie et la théologie sous la nomination de l'évolutionnisme émergent. Mais, le processus d'émergence lui-même restait à peine connaissable. Le concept d'émergence a été vivement débattu et essentiellement utilisé contre le réductionnisme, qui stipule qu'un système peut être réduit à la somme de ses parties. Pour ce premier mouvement, le processus d'émergence est vu comme une boîte noire. On ne sait pas comment les entrées sont transformées et reliées aux sorties.
- **Néo-émergentisme** : Le deuxième mouvement tente de remédier au manque de compréhension de l'émergence présenté par le premier mouvement. La science s'est dotée de moyens permettant d'explorer cette boîte noire, grâce à de nouvelles constructions mathématiques pertinentes et méthodes de recherches ainsi que grâce à la puissance de calcul des ordinateurs actuels. **Exemple** : des expériences avec des programmes informatiques sur des automates cellulaires ont montré que des interactions élémentaires entre des agents simples peuvent donner lieu à un comportement étonnamment complexe [Lan 86][Hol 96][Kau 95].

Beaucoup de raisons font que le concept de l'émergence attire tant d'attention de la communauté scientifique, qu'on résume dans ce qui suit :

- Le comportement émergent semble être omniprésent dans la nature,
- Les outils standards d'analyse, utilisés en physique, ne semblent pas être en mesure de décrire la génération de nouveauté,
- Des outils informatiques nous ont permis de modéliser des exemples d'émergence et montrer qu'il est facile de générer des propriétés émergentes. Toutefois, comment l'émergence fonctionne et ce qu'elle représente, reste encore flou,
- les équations de la physique fondamentale, théorie du tout, sont encore d'aucune utilité dans la description des phénomènes macroscopiques et le monde comme nous le voyons. La compréhension de l'émergence est un élément crucial qui manque à notre compréhension du monde,
- Parce que nous croyons que certaines propriétés émergentes de base sont partagées par des systèmes très différents, un avancement dans notre compréhension et modélisation de l'émergence aurait d'énormes conséquences pratiques pour des applications disparates.

A. Définition de l'émergence

L'émergence est le processus de dériver de nouveaux et cohérents *modèles*, *structures*, *propriétés* ou *comportements* dans un système complexe. Les phénomènes émergents apparaissent dans le temps, suite à une dynamique du système, dictée par un modèle

d'interactions entre les éléments de ce système. Ces phénomènes sont souvent *inattendus*, se sont des *résultats non triviaux* (non évidents), causés par des interactions claires entre des composants simples. Ce qui distingue un *système complexe* d'un *système purement compliqué* c'est que dans un système complexe des modèles, structures, propriétés et comportements peuvent émerger comme résultat de modèles de relation entre les éléments de ce système alors que dans un système compliqué on ne peut rien déchiffrer. C'est cette **coïncidence dans le temps** au sein d'un même système complexe qui fait penser qu'il existe une **relation d'association globale**, sans qu'on puisse la détailler, entre les interactions de ses composants au micro-niveau et les structures, modèles, propriétés ou comportements qui émergent au macro-niveau.

Beaucoup de tentatives ont essayé de donner une définition générique de l'émergence [Baa 97][Bed 02][Gol 02], malgré ceci aucune n'a réussie à couvrir ses caractéristiques significatives, qu'on peut résumer comme suit [Rab 05] :

1. Les propriétés émergentes ne sont pas rendues visibles grâce aux entités de bas niveau du système. **Exemple** : la propriété liquide de l'eau n'est pas rendue visible par les molécules de l'oxygène et de l'hydrogène.
2. Les propriétés émergentes ne peuvent pas être expliquées à partir de propriétés et d'interactions des entités de bas niveau. **Exemple** : on ne peut pas expliquer la propriété émergente « liquide » de l'eau à partir de la propriété « gaz » de l'oxygène et de l'hydrogène ni de la combinaison moléculaire H₂O.
3. Les propriétés émergentes peuvent donner une meilleure prédictibilité de comportements du système, comparée avec la prédiction que peut fournir les entités de plus bas niveau. **Exemple** : En continuant à verser de l'eau dans un verre, l'eau finie par déborder. Ce comportement est plus proche à prédire des propriétés physiques de l'eau en tant que liquide que celles de l'oxygène et de l'hydrogène en tant que gaz (au niveau moléculaire).
4. Les caractéristiques émergentes ne peuvent pas être calculées plus rapidement que par la **simulation directe** du système ; étant donné que le formalisme mathématique fait défaut aux systèmes complexes produisant de l'émergence.

La caractéristique principale de l'émergence, connue à nos jours, est le fait que le tout émergent excède la somme des parties qui le produisent. On parle alors de l'irréductibilité du tout à ces parties. On peut dire qu'avec le concept de l'émergence le mot **composer** prend un nouveau sens : Un tout peut être composé de parties dans le sens où c'est la dynamique de ses parties et leurs interactions les unes avec les autres qui recréent le tout en question. **Exemples** : - Dans une partie d'échecs on connaît exactement comment bouge chaque pièce sur l'échiquier. Les deux adversaires jouent l'un après l'autre et la partie se termine dans le temps selon des critères d'arrêt préétablis. Donc, si on raisonne réductionnisme, il suffit de sommer tous les coups concernant les deux joueurs alternativement pour retrouver la partie d'échecs. Malheureusement, la partie d'échec est plus que cela ; derrière chaque coup joué il y a une stratégie, toute un raisonnement logique, tout un style de penser, toute une école d'échecs, - Le fait de connaître tous les mots qui composent le vocabulaire d'une langue donnée, d'en savoir la grammaire qui régit la construction de ses phrases ne suffit pas pour y être à l'aise. Une discussion n'est pas seulement des mots appartenant à un vocabulaire donné qu'on combine selon des règles syntaxiques et grammaticales connues. La discussion n'est en vérité qu'un moyen naturel de communication directe par le truchement de mots et de phrases véhiculant des informations, des sensations, des idées, des appréhensions, des convictions et d'autres choses, s'accompagnant le plus souvent de mouvements du corps, de gestes des membres et même de grimaces du visage et ce, dans le seul but de compenser la pauvreté, le manque et les défauts linguistiques. Pour étayer cette assertion prenons comme **exemple** une personne immigrante et illettrée, ignorant totalement les subtilités ainsi que les règles fondamentales et élémentaires de la langue du pays d'accueil et possédant néanmoins une modeste réserve du vocabulaire local. En dépit de tout cela cette personne peut converser tant bien que mal avec un interlocuteur autochtone. Par contre, il y a des étudiants qui, maîtrisant parfaitement les règles grammaticales

et lexicales de cette même langue, mais ne sont pas en mesure d'entamer une discussion soutenue ou du moins acceptable.

Les tentatives de définition de l'émergence les plus marquantes sont réunies ci-après :

Définition.1 : L'émergence est un résultat produit par une combinaison de causes, mais qui ne peut pas être considéré comme la somme de leurs effets individuels [Oxford Universal Dictionary].

Définition.2 : L'émergence est la théorie où l'évolution cosmique inclue à plusieurs reprises l'imprévisible, l'irréductible et la nouveauté [Cla 04].

Définition.3 : L'émergence se rapporte à l'apparition brusque de nouvelles et cohérentes structures, modèles et propriétés pendant le processus d'auto-organisation dans des systèmes complexes. Les caractéristiques communes à ceci sont : (1) la **nouveauté radicale** (aspects non précédemment observés dans le système) ; (2) la **cohérence** ou la **corrélation** (une composition entière et significative qui dure pendant une certaine période de temps) ; (3) un **niveau global** ou **macro** (il y a une certaine propriété d'intégrité) ; (4) c'est le produit **d'un processus dynamique** (cela évolue) ; et (5) c'est **apparent** : cela peut être perçu. Dans cette définition Goldstein fait ressortir la **causalité descendante** [Cor 02] [Gol 99].

Définition.4 : Une propriété est émergente si elle ne peut pas être expliquée à partir des propriétés et des interactions des entités de plus bas niveau. Kubik, Shalizi et Crutchfield critiquent cette définition ; étant donné que cette incapacité d'expliquer sa relation avec le bas niveau est un état provisoire de la connaissance de l'observateur et ne représente en aucun cas une propriété intrinsèque du système.

Définition.5 : Une propriété est émergente si elle n'est pas visualisée par des entités de plus bas niveau. Le problème avec cette définition c'est que fondamentalement tout peut être vu comme émergent ; Toute la matière macroscopique est faite d'atomes, et il n'y a pas d'atomes pris individuellement pouvant montrer les caractéristiques de matériaux macroscopiques. N'empêche qu'elle reste utile dans un contexte restreint de caractéristiques spécifiques.

Définition.6 : Une propriété est émergente si elle peut fournir une meilleure prédictibilité sur le comportement du système, comparée aux entités de plus bas niveau. Ce nouveau concept est intéressant du moment que l'idée de la prédictibilité fait participer de manière naturelle l'observateur alors que la mesure de l'émergence fournie est indépendante de l'observateur, elle représente une propriété intrinsèque du système. L'inconvénient actuel de cette approche c'est que, alors qu'une mesure est proposée dans la théorie, il est cependant très difficile de calculer réellement une telle mesure dans de vrais systèmes. N'empêche que ceci ouvre des horizons pour le futur.

Définition.7 : Une autre approche de l'émergence implique le concept de la **causalité descendante** [Cou 07]. Une caractéristique est émergente si elle a une sorte de puissance causale sur les entités de plus bas niveau. Tandis que nous admettons que ces entités (de plus bas niveau) doivent avoir une causalité vers le haut sur les caractéristiques émergentes, cette approche assume une relation causale bidirectionnelle. **Exemple :** les actions des individus d'une ville ont un effet sur le développement de la ville. Et, le développement de la ville affecte le comportement et les interactions de ces individus (**voir Figure.1.15.**). Cette définition est tout à fait réaliste, puisqu'elle dépasse clairement l'approche réductionniste à l'analyse de système complexe. Cependant on est loin de pouvoir l'identifier dans n'importe quel exemple de façon à permettre à cette approche d'être abordée numériquement ou analytiquement.

Parmi les bonnes définitions regroupant la plupart des concepts susmentionnés de manière concise mais plus complète on peut citer [Cou 07] :

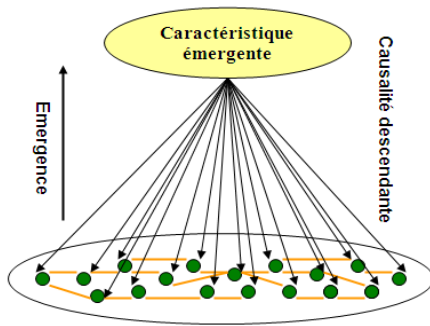


Figure.1.15-Causalité descendante : Appelée aussi réémergence ou émergence de l'émergence, consiste en ce que le micro-niveau ou la portée locale, influe sur le macro-niveau ou la portée globale. En revanche, le macro-niveau ou la portée globale influe à son tour sur le micro-niveau ou la portée locale. Notons que c'est les interactions entre les entités de bas niveau qui font émerger les caractéristiques de haut niveau.

Définition.08 : Un système exhibe de l'émergence quand il y a des émergences cohérentes au macro-niveau qui surgissent dynamiquement à partir des interactions entre les parties ou les éléments au micro-niveau. De telles émergences sont nouvelles par rapport aux parties individuelles du système.

Définition.09 : Les phénomènes émergents sont typiquement des modèles persistants avec des composants changeants [Hol 98]. Fromm mentionne que ces composants sont : immuables et changeants, constants et fluctuants, persistants et évanescentiels, inévitables et imprévisibles. Plus encore, une propriété émergente est une partie du système et en même temps elle n'appartient pas au système ; elle dépend du système parce qu'elle apparaît à l'intérieur de ce dernier et déjà elle est indépendante de ce même système à un certain degré.

B. Propriétés de l'émergence

D'après couture [Cou 07] Il y a au moins trois caractéristiques résumant le concept de l'émergence :

- 1. Supervenience :** ceci signifie que les propriétés émergentes n'existeront plus si le bas niveau est supprimé. La Supervenience est un terme emprunté à la *psychologie*. Il est défini comme une relation de dépendance entre les propriétés de haut niveau, comme le mental, et celles de bas niveau, comme le physique. Informellement, un groupe de propriétés **X** supervenient sur un groupe de propriétés **Y** quand les propriétés de **X** sont déterminées, d'une certaine manière, par les propriétés de **Y**. Formellement, les propriétés du **X** supervenient sur les propriétés de **Y** si et seulement si l'une des règles suivantes est vérifiées pour tout objet **a** et **b** : - **a** et **b** ne peuvent pas différer dans leurs propriétés de **X** sans différer également dans leurs propriétés de **Y**, - si **a** et **b** ont des propriétés identiques dans **Y**, alors elles ont aussi des propriétés identiques dans **X**, - si **a** et **b** n'ont pas les propriétés identiques de **X**, alors elles n'ont pas également les propriétés identiques de **Y**. Notons que toutes ces formulations sont logiquement équivalentes (voir Figure.1.16).
- 2. Agrégation :** les nouvelles propriétés ne sont pas des *agrégats*. L'émergence est directement liée à l'idée que le tout est plus grand que la somme de toutes ses parties prises séparément. L'émergence d'un phénomène ne peut pas être décomposée en pièces ; elle est irréductible.

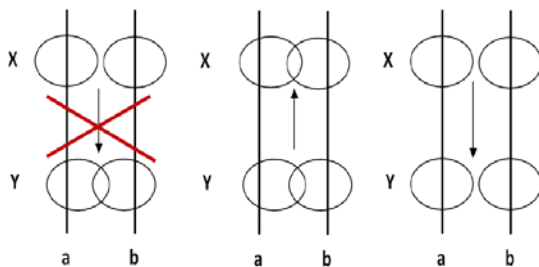


Figure.1.16-Supervenience (de droite à gauche): si les objets **a** et **b** diffèrent dans leurs propriétés de **X** en haut alors elles diffèrent aussi dans leurs propriétés de **Y** en bas. Des propriétés identiques de **Y** font émerger des propriétés de **X** identiques. Il n'est pas possible que **a** et **b** diffèrent dans leurs propriétés de **X** sans différer dans celles de **Y**.

- 3. Causalité** : les propriétés émergentes ne sont pas des **épiphénomènes**²¹. Ceci signifie que les propriétés de plus haut niveau devraient avoir des effets causaux sur les plus bas - « la causalité descendante ». **Exemple** : une amibe (organisme unicellulaire) peut se déplacer, entraînant toutes ses molécules constitutives à changer leurs positions environnementales (cependant aucune d'entre elles n'est capable d'emprunter une telle trajectoire autonome, toute seule). Ceci implique aussi que les propriétés émergentes canalisent ou limitent la liberté des parties (en changeant la « fitness du paysage », c-à-d en imposant des conditions aux frontières ou des contraintes).

DeWolf et *Holvoet* donnent d'autres propriétés [Dew 05] :

- ✓ **L'effet micro-macro** : C'est la propriété la plus importante, largement mentionnée dans la littérature du genre. Un effet micro-macro se rapporte à des propriétés, comportements, structures, ou modèles qui sont situés au macro-niveau le plus élevé et surviennent à partir d'actions enterrées au micro-niveau le plus bas du système.
- ✓ **Nouveauté radicale** : Le comportement global est nouveau par rapport aux comportements individuels au micro-niveau : les individus au micro-niveau n'ont aucune représentation explicite du comportement global.
- ✓ **Cohésion** : Elle se rapporte à une corrélation logique et cohérente des parties. Les émergences apparaissent en tant qu'un tout intégré tendant à maintenir un certain sens d'identité dans le temps (modèle persistant).
- ✓ **Interactions des parties** : Les parties ont besoin d'interagir les unes avec les autres (le parallélisme n'est pas suffisant). Sans interactions, les macro-comportements intéressants ne surgiront jamais.
- ✓ **Lien bidirectionnel** : Dans les systèmes émergents, il y a un lien bidirectionnel entre le macro-niveau et le micro-niveau. Du micro-niveau au macro-niveau, les parties provoquent une structure émergente. Dans l'autre direction, la structure émergente influence ses parties.
- ✓ **Dynamique** : Dans les systèmes produisant l'émergence, les phénomènes émergents surgissent durant l'évolution du système dans le temps.
- ✓ **Contrôle décentralisé** : Le contrôle décentralisé utilise seulement les mécanismes locaux pour influencer le comportement global. Il n'y a aucun contrôle central, c.-à-d. aucune partie du système ne dirige le comportement du macro-niveau. Les actions des parties sont contrôlables alors que le tout ne l'est pas directement.
- ✓ **Robustesse et flexibilité** : Le besoin de contrôle décentralisé fait qu'aucune entité ne peut avoir une représentation de l'émergence globale. Ceci implique qu'une pareille entité simple ne peut pas être la cause d'un échec (d'une panne). Les phénomènes émergents sont relativement insensibles aux perturbations et aux erreurs. Les dommages croissants diminueront les performances du système, mais la dégradation sera sans conséquences brusques et graves ; la qualité de la sortie diminue graduellement, sans perte subite de la fonctionnalité. L'échec ou le remplacement d'une simple entité ne cause pas l'échec total de ce qui émerge. Cette flexibilité fait que quelques unes des différentes parties peuvent être remplacées, alors que la structure émergente persiste.
- ✓ **Diversité** : La diversité des éléments, de relations et/ou de règles ou de valeurs est une richesse. Plus la diversité, dans une organisation, est grande plus l'espace des possibilités pouvant être explorées (conduisant à de nouvelles émergences) est grand.

L'émergence se manifeste également quand le système évolue dans une zone d'adaptabilité créatrice, entre états stables et instables, dynamiquement maintenus dans une situation connue sous différentes nominations : - crucialement auto-organisés, - loin de l'équilibre, ou - au bord du chaos [Cou 07]. On donne ci-dessous le résultat de recherche d'autres auteurs tentant d'établir une nouvelle taxonomie pour l'émergence, basée sur différents types de rétroaction et une

²¹ **Epiphénomène** : phénomènes secondaires n'exerçant pas d'influence ; utilisés à titre descriptif seulement.

structure globale de causalité ou de rapport cause-à-effet, et qui s'adaptent parfaitement à la classification d'*Eppstein* pour les automates cellulaires. En utilisant cette taxonomie, les différents types d'émergence peuvent être groupés dans les quatre catégories suivantes [Cou 07] :

- Cat 1.** Le premier type ne contient **aucune rétroaction**, il ne contient que des **réactions**.
- Cat 2.** La caractéristique principale de ce type est la **rétroaction simple** (positive/négative).
- Cat 3.** Des **rétroactions multiples**, l'apprentissage et l'adaptation sont importants pour ce type. *J. Holland* a mentionné au sujet de l'émergence dans les systèmes adaptatifs ce qui suit : « *N'importe quelle étude sérieuse sur l'émergence doit prendre en considération l'apprentissage* ». La troisième catégorie apparaît dans des systèmes très complexes avec beaucoup de boucles de rétroaction ou des systèmes complexes adaptatifs avec des agents intelligents. C'est la classe avec un grand nombre d'influence externe pendant le processus de l'émergence.
- Cat 4.** Ce type d'émergence est caractérisé par l'**émergence multi-niveaux** et une énorme quantité de **disparité** dans le système crée : le nombre d'états possibles du système émergent est astronomique due à une explosion combinatoire. C'est la forme d'émergence responsable de structures à un très haut niveau de complexité qui ne peut pas être réduite, même en principe, à l'effet direct de propriétés et des lois des composants élémentaires.

En termes de processus générateurs contraints/non-libres ou de rôles, le type 1 correspond aux rôles fixes, le type 2 aux rôles flexibles, le type 3 à l'apparition de nouveaux rôles et la disparition d'enceins et le type 4 correspond à l'apparition de tout un nouveau monde avec de nouveaux rôles. L'émergence intentionnelle du type 1 est prédictible, l'émergence faible du type 2 est prévisible théoriquement, l'émergence multiple du type 3 n'est pas prévisible du tout, et l'émergence forte du type 4 n'est pas prédictible théoriquement [Cou 07].

1.4.4.2. Auto-organisation et auto-adaptation

Soutenus par leur nature autonome, les éléments d'un CAS ne cessent de réviser leurs priorités en besoins et le degré à partir duquel ils seront compromis pour se coupler avec d'autres éléments. Un CAS s'adapte à travers un processus de compétition et d'arrangement, appelé **corrélation**²², dans lequel chacun de ses éléments peut accepter, rejeter ou modifier sa relation avec les autres éléments du CAS. Ceci est guidé par les propres besoins du CAS et l'évolution de son environnement. Une fonction apparaît lorsque les composants du CAS s'auto-organisent dans des structures organisationnelles hautement versatiles, qui tentent de réagir à des contraintes extérieures ou à un environnement extérieur. Dans les réseaux complexes, l'adaptation est spontanée, parce que l'innovation émerge des composants du système plutôt que d'une intelligence directrice unique; pour de nombreux types de CAS, le contrôle est décentralisé entre les éléments.

Ce qui est généralement dénommé **auto-organisation** est la formation spontanée de structures bien organisées, de paternes ou de comportements à partir de condition initiale aléatoire. Les systèmes qui s'auto-organisent possèdent un grand nombre d'éléments ou de variables et donc un espace d'état très large. La plupart du temps, l'objectif d'un CAS n'est pas explicitement conçu, programmé ou contrôlé. Ses éléments interagissent librement entre eux et avec l'environnement, s'adaptent mutuellement aussi bien pour parvenir à une configuration intrinsèque préférable ou ajustable, via respectivement les attracteurs ou les paysages de fitness, (voir **Figure1.17**), définissant ainsi le but du système de manière émergente.

²² **Corrélation** : Rapport réciproque entre deux choses, deux personnes, deux notions, etc.

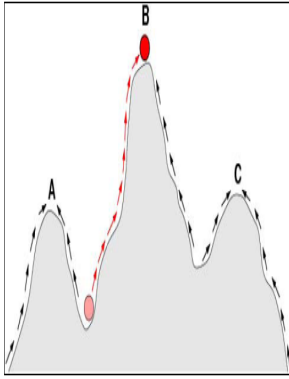


Figure.1.17-Paysage de fitness: l'évolution temporelle d'un CAS est comparée avec le voyage dans un paysage de fitness à la recherche du plus haut sommet. Le système peut se bloquer sur le premier pic rencontré si la stratégie représente une amélioration incrémentale non négligeable. Dans le cas où le CAS change de stratégie, le paysage subira des changements. Généralement les paysages de fitness sont faits de pics et de vallées. Une fois un maximum est trouvé, le processus de recherche monte jusqu'à lui (trajectoire en rouge) et y demeure à moins que des modifications ouvrent un chemin vers un nouveau maximum de fitness plus élevé. Les CASs rechercheront l'adaptation optimale à travers la navigation dans ce paysage de fitness en escaladant les différents pics à la recherche de l'état adaptatif le plus bénéfique ou le pic le plus haut [Cal 04].

Un CAS donné est toujours lié à la complexité de son attracteur autorisé. L'étude de l'auto-organisation des CASs réels est équivalente à faire des investigations sur leurs attracteurs, leurs formes et leurs dynamiques. Démarrant avec quelques conditions initiales, les CASs tendent à converger vers de petites zones de cet espace ; les bassins de l'attracteur, qui peuvent être interprétés comme une forme d'auto-organisation. Ce processus d'auto-organisation est souvent interprété comme une évolution de l'ordre à partir d'un départ initial de désordre ; il se manifeste par une augmentation apparente de l'ordre. L'**extrophie** est le terme employé pour dénoter la tendance des systèmes à devenir plus organisés. C'est à l'opposé de ce qu'on attend de l'**entropie**. Apparemment ce fait contredit le deuxième principe de la thermodynamique qui stipule la tendance des systèmes vers le désordre. En réalité **l'auto-organisation et la perte d'entropie se produisent au niveau macroscopique, alors que la dynamique du système au niveau microscopique génère plus de désordre [Roc 98].**

L'auto-organisation peut se manifester de différentes manières selon le type de CAS qui la supporte. Dans ce qui suit, on liste quelques uns de ces CASs :

- **Systèmes multi-agents :** l'auto-organisation dans les systèmes multi-agents est étroitement liée au phénomène de l'émergence, contrairement à d'autres systèmes.
- **Systèmes physique :** dans les systèmes physiques ayant beaucoup de particules, l'auto-organisation est liée à la criticité auto-organisée, les points critiques et les transitions de phases.
- **Systèmes vivants :** L'auto-organisation dans les systèmes vivants est liée à l'auto-régénération, le métabolisme et l'**autopoïèse**²³ (voir Figure.1.18).
- **Systèmes réseaux :** Dans les systèmes réseaux où les nœuds sont connectés, l'auto-organisation est réalisée par le biais de câblage, *small-world nets*, ou d'attachement préférentiel, *scale-free nets*.

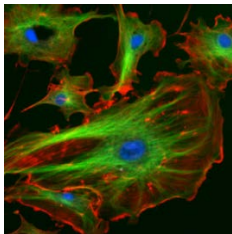


Figure.1.18-Les cellules : Les cellules représentent un système autocréateurs type ou système autopoïèse.

Parmi les mécanismes de base sur lesquels s'appuie l'auto-organisation on retrouve la **rétroaction positive** et la **rétroaction négative**. Rappelons que dans tout système, les entrées sont transformées en sorties via le système. Les entrées résultent de l'influence de

²³ L'**autopoïèse** est le modèle d'organisation d'un réseau dans lequel chaque composant doit participer à la production ou à la transformation des autres. Certains de ces composants forment une frontière ou clôture opérationnelle, qui circonscrit le réseau de transformations tout en continuant de participer à son autoproduction.

l'environnement sur le système, et les sorties de l'action du système sur l'environnement. On appelle alors **boucle de rétroaction**, le mécanisme qui renvoie à l'entrée du système, sous forme de données, les résultats d'une transformation ou d'une action dépendant de la sortie :

1) Rétroaction positive (amplification) : l'injection des données de sortie en entrée contribue à faciliter et accélérer la transformation dans le même sens ; à amplifier le comportement du système. Les effets sont cumulatifs (effet boule-de-neige) et le comportement est divergent, soit sous la forme d'une croissance exponentielle conduisant à une explosion, soit sous la forme d'une décroissance exponentielle qui aboutit à un blocage de l'action. Les boucles positives sont fondamentales dans la dynamique du changement (**voir Figure.1.19**).

Dans une autre vision, on dit qu'il y a rétroaction positive lorsque la probabilité d'apparition d'un élément augmente avec le nombre d'éléments similaires, déjà présents. Ce mécanisme d'amplification conduit à une augmentation non-linéaire de la quantité de ces éléments et sert de moteur à la création de nouvelles structures. **Exemple** : Une expérience portant sur l'attention collective, a été réalisée par *Stanley Milgram* en 1969. Cette expérience consiste à demander à des personnes dans des groupes de taille variable de fixer un point précis, situé sur la façade d'un immeuble *newyorkais*. Pendant ce temps, on relève le nombre de passants, naïfs, qui regardent dans cette direction. Les résultats obtenus montrent qu'une seule personne qui semble regarder un point d'intérêt entraîne en moyenne 40% des passants à regarder dans la même direction. Lorsque cinq personnes observent un même point, ce pourcentage double et il atteint près de 90% lorsque le groupe de démonstrateurs est de quinze personnes. Dans cette expérience, une rétroaction positive se manifeste ; la probabilité que des personnes naïves regardent dans une direction précise augmente avec le nombre de personnes qui regardent déjà dans cette direction. Cette amplification conduit à une propagation rapide du comportement de quelques individus dans la population [**Gar 08**].

2) Rétroaction négative (stabilisation) : les données de sortie agissent en sens opposé aux résultats antérieurs. Ses effets tendent à stabiliser le système qui apparaît comme finalisé. L'on comprend dès lors que ce sont ces boucles négatives qui tiennent une place fondamentale dans la dynamique du maintien de l'équilibre (**voir Figure.1.19**).

Dans une autre vision, on dit qu'il y a rétroaction négative lorsque la probabilité d'apparition d'un élément diminue avec le nombre d'éléments similaires déjà présents. Ce mécanisme d'atténuation s'oppose à la rétroaction positive dans les systèmes auto-organisés, et conduit à une stabilisation de la structure collective lorsqu'un équilibre dynamique entre les deux types de rétroactions est atteint. **Exemple** : pour illustrer ceci, prenons le cas du recrutement alimentaire chez l'abeille domestique *Apis mellifera*. Chez cette espèce, une ouvrière qui découvre une source de nourriture rentre à sa ruche et entame, à l'intérieur, une danse de recrutement. Cette danse, permet à l'abeille de communiquer la direction, la distance et la qualité de la source de nourriture découverte aux ouvrières qui se trouvent autour d'elle. Certaines d'entre elles prendront alors leur envol pour aller exploiter cette source. A leur retour, elles entameront éventuellement une danse similaire afin de recruter de nouvelles butineuses. Le recrutement par danse des abeilles est un exemple classique de rétroaction positive, une abeille en recrutant plusieurs qui à leur tour en recrutent plusieurs autres, etc. En l'absence de toute régulation, ce recrutement conduirait inévitablement au regroupement de toutes les abeilles de la ruche sur la source de nourriture découverte. Dans la nature, cela n'arrive jamais car la rétroaction positive est contrebalancée par un certain nombre de mécanismes réalisant une rétroaction négative : - un nombre limité d'ouvrières à recruter pour le fourrage alimentaire, - l'épuisement de la source de nourriture, et - la compétition entre plusieurs sources de nourriture, etc. Lorsque la rétroaction positive et la rétroaction négative s'équilibrent, cela conduit à une stabilisation du nombre d'abeilles exploitant la source de nourriture. En général, les boucles de rétroaction négative sont plutôt associées à des facteurs non comportementaux (contraintes spatiales, évaporation du signal, etc.) alors que les boucles de rétroaction positive sont plutôt associées au comportement de l'animal [**Gar 08**].

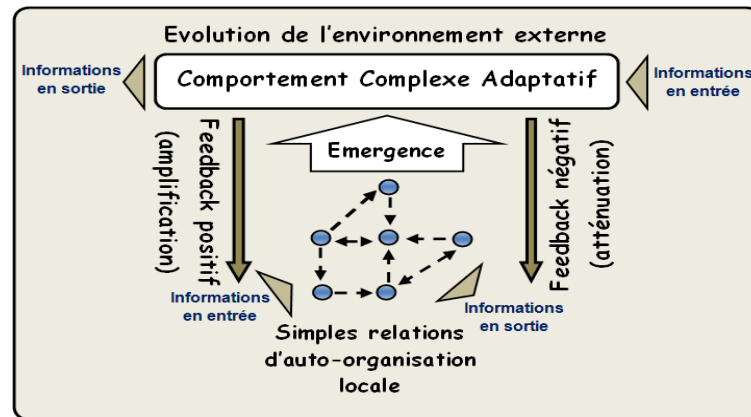


Figure.1.19-Système adaptif complexe : Un CAS est constitué au bas niveau de nombreux éléments interagissant localement entre eux et qui ont comme caractéristique principale l'auto-organisation. Prenons l'exemple du recrutement alimentaire chez la fourmi pour expliquer ce schéma. Au début les fourmis découvrent par hasard une source de nourriture (information en entrée). Le nombre de fourmis à cette source est alors très faible et fluctue de manière aléatoire. Lorsqu'elles retournent au nid avec de la nourriture, ces fourmis déposent derrière elles une piste chimique qui leur permet d'interagir avec les autres fourmis (information en sortie); cette piste stimule les autres ouvrières à rechercher de la nourriture et les guide vers la source découverte. Ces fourmis recrutées vont à leur tour déposer une trace chimique par-dessus celle déjà déposée à leur retour vers le nid. Elles amplifient ainsi le pouvoir attracteur de la piste. Cette **rétroaction positive** enclenche une croissance exponentielle du nombre de fourmis présentes à la source. L'évaporation de la piste de phéromone, sa saturation, l'encombrement à la source ou sur la piste vont atténuer le nombre de fourmis qui pourront se rendre à la source pour qu'il ne dépasse pas un seuil donné. Cette **rétroaction négative** va contrebalancer l'effet de la rétroaction positive, et le nombre de fourmis à la source va se stabiliser en attendant que la source de nourriture s'épuise.

1.4.5 Propriétés des CASs

Les propriétés des CASs émergentes au macro-niveau peuvent être regroupées dans ce qui suit :

1.4.5.1 Génération de nouveauté : La nouveauté surgit à partir des opérations des CASs parce que leur comportement ne peut être expliqué à partir du comportement de leurs composants. Les interactions non-linéaires et complexes entre les éléments d'un CAS déclenchent l'émergence d'un macro-comportement complexe, dépassant la somme des comportements individuels de chaque élément. Ce comportement global est nouveau à l'égard des comportements individuels au micro-niveau ; les individus au micro-niveau n'ont pas de représentation explicite du comportement global [Dew 05].

1.4.5.2 Sensibilité aux conditions initiales et perturbations : les CASs sont sensibles aux conditions initiales et aux perturbations. La variation des caractéristiques d'entrées ou des règles n'est pas corrélée linéairement aux sorties [Cha 01]. Deux CASs identiques, opérant dans le même environnement avec des conditions initiales légèrement différentes ne vont pas se comporter de la même manière. Ceci est particulièrement vrai s'ils opèrent près des limites du chaos [Wil 01]. Les chercheurs dans le domaine du chaos désignent une telle caractéristique par la **sensibilité aux conditions initiales**. Notons que « initiale », dans ce contexte, veut dire à n'importe quel moment où on commence à comparer le comportement des deux systèmes.

Beaucoup de systèmes réels, spécialement biologiques, sont fondamentalement imprédictibles dans leurs comportements. La prédiction et le contrôle des CASs à long terme semblent, alors, très difficiles ou impossibles. La prédictibilité réfère ici à un état, condition ou comportement futurs. De manière plus formelle, une extrême sensibilité aux conditions initiales combinée avec des erreurs de mesure inévitables, des erreurs d'arrondi et la limite de la précision informatique, imposent des limites de précision à la façon avec laquelle on va prédire

à long terme le comportement temporaire de n'importe quel processus chaotique. A long terme, le comportement semble aléatoire, indéterminable et imprédictible de façon fiable [Wil 01]. Il y a deux implications directes à cette limitation :

- Les mesures de toute variable ou tout paramètre, au fil du temps, ne vont pas améliorer la prévision à long terme des comportements du système opérant prêt du domaine de l'état chaotique.
- De faibles variations vont probablement causer de fortes variations imprédictibles du comportement du système à moyen et long terme.

Il est à noter, en dernier lieu, que les conditions initiales sont irrécupérables. Les comportements du système sont irréversibles. Les attracteurs résultent de la fusion des positions historiques. De nombreux scénarios peuvent aboutir au même résultat, donc déduire que l'état courant est né d'un prédécesseur particulier, principe de la causalité descendante, est impossible même en théorie [Wil 01].

1.4.5.3 Evolution : L'évolution à long terme des CASs est la résultante de toutes les modifications internes au fil du temps. Ceci englobe les éléments, les relations, les règles, les valeurs, les croyances et les modèles internes qui peuvent présenter des changements permanents et déterminants dans le temps.

1.4.5.4 Fitness : La fitness d'un CAS est proportionnelle à son degré d'émergence et d'élasticité; à sa capacité à s'auto-propager et à récupérer. Un CAS adapté doit comporter trois éléments principaux: - il doit avoir une multitude d'entités individuelles, - ces entités doivent être contraintes d'interagir par nécessité, et - il doit avoir une réserve de couplage lâche, modéré et étroit, adapté à ses besoins [Bee 04].

Des éléments étroitement couplés sont vulnérables aux ruptures ; un dommage dans une partie de ces couplages peut facilement se propager vers de nombreux autres liens causant ainsi de vastes dommages. C'est pour cette raison qu'une multitude de relations lâches et modérément couplées permet au CAS de dissiper les effets des agressions ou des changements environnementaux [Bee 04].

1.4.5.5 Résilience : La résilience des réseaux complexes est leur capacité à absorber les attaques ; à résister aux agressions menées contre les parties les formant (en les récupérant). La résilience des CASs peut être attribuée principalement à leurs caractéristiques d'auto-organisation. De puissantes organisations hiérarchiques, par exemple, ne peuvent pas être aussi persistantes que les CASs, car la puissance d'un réseau complexe ne réside pas dans sa direction ou dans son peu de capacités, mais plutôt dans son aptitude à s'adapter spontanément aux changements de l'environnant qui l'entoure. Par conséquent, les parcours multidirectionnels et redondants de relations interdépendantes permettent aux réseaux de survivre aux assauts sur des parties les constituants. Le couplage entre les éléments d'un CAS peut aussi influencer sa résilience via son élasticité [Bee 04].

1.4.5.6 Robustesse : c'est une mesure de la persistance de fonctionnalité dans les systèmes, suite à des perturbations prises en considération. Ces perturbations ne sont pas les fluctuations des entrées externes ou des paramètres internes du système, mais plutôt représentent des changements dans la composition du système, dans sa topologie ou dans les hypothèses fondamentales relatives à l'environnement dans lequel le système opère.

1.4.5.7 Criticalité auto-organisée

L'institut de *Santa Fe* présente la criticalité auto-organisée comme suit :

- En physique, un point critique est un point où un système change radicalement son comportement ou sa structure. **Exemple :** changement de l'état solide vers l'état liquide.

Dans les phénomènes critiques standards, il y a un paramètre de contrôle que l'expérimentateur peut varier pour obtenir ce changement radical dans le comportement. Dans le cas de fusion, le paramètre de contrôle c'est la température.

- Les phénomènes d'auto-organisation critique sont exhibés par les systèmes pilotés qui atteignent un état critique à travers leurs dynamiques intrinsèques, indépendamment de la valeur de tout paramètre de contrôle. **Exemple** (tas de sable): du sable lentement versé sur une surface, forme progressivement une pile. Plus la pile grandit et plus des avalanches se produisent, déplaçant le sable du haut vers le bas du tas. Dans cette expérience on remarque que la pente de la pile devient indépendante de la vitesse avec laquelle le système de pile est piloté par la chute du sable. C'est la pente auto-organisée critique [Bak 91][Bak 97].

Les états critiques d'un système sont signalés par une loi de distribution puissante dans certains cas :

- dans le cas d'une transition solide-liquide, on peut mesurer la capacité calorifique du système.
- dans le cas des piles de sables, on peut mesurer la distribution des tailles d'avalanche.
- dans le cas d'accès Internet, la curiosité est mesurée. L'analogie avec les tas de sable est directe ; un grain qui tombe sur la pile correspond à l'accès initial à un document. La taille d'une avalanche correspond à la profondeur de lecture d'un document. Pour maintenir une pente critique dans un tas de sable formé dans un espace fini, le sable est retiré sur les bords de la pile. On peut imaginer que le tas est construit sur une table. Le sable déborde, quand il atteint le bord de la table. Le même processus pourrait être réalisable dans le cas d'accès à un document hypertexte ; une fois que les lecteurs ont atteint une certaine profondeur dans la lecture du document, ils peuvent décider alors si ce dernier les intéresse ou non. Dans le cas affirmatif, ils tentent d'en avoir une copie. À ce moment, ils arrêtent l'émission de requêtes de demandes *http* et émettent une demande *ftp* pour l'acquérir.

Conclusion

Les moyens d'un système représentent son pouvoir alors que sa finalité exprime son vouloir. La concordance entre vouloir et pouvoir n'est pas toujours vérifiée dans tous les systèmes. Le problème réside, souvent, dans le cas où le pouvoir du système ne peut pas ou ne peut plus satisfaire son vouloir. Dans un tel cas, le système doit réagir positivement en modérant son vouloir ou en faisant appel à son environnement pour renforcer ses pouvoirs. Il peut aussi se réorganiser en créant cette différence qui le stimulera. Comme il peut aussi, réagir négativement en subissant l'influence du milieu extérieur ou en laissant les causes du problème se propager à l'intérieur de son organisation, ce qui déclenchera sa détérioration et le conduira à sa perte.

Généralement, on distingue deux aspects dans un système ; l'un statique, et l'autre dynamique. Le premier concerne ses composants et les liens qui peuvent exister entre eux. Alors que le deuxième concerne le changement de ses états dans le temps. Du premier aspect ressort sa structure et son organisation alors que du second ressort son comportement. Un troisième aspect, souvent ignoré, est lié à l'observateur qui donne un sens à l'existence même du système en lui attribuant un/e but/mission et des caractéristiques qui l'éloignent de certains systèmes et le rapprochent d'autres (le catégorise). De l'intérêt de cet observateur, deux approches distinctes, permettant d'aborder l'étude des systèmes, ont vu le jour : - l'approche système-dynamique qui tente de modéliser le système afin de le comprendre et éventuellement le décrire, et - l'approche système-complexe qui tente de modéliser le système en vue de le construire ou le reproduire.

L'approche système-dynamique est vue, généralement, comme étant purement descriptive ; elle n'aborde pas le problème de la causalité qui fait partie des préoccupations de l'approche système-complexe. Comme on l'a déjà mentionné, l'un des postulats majeurs de la théorie des systèmes dynamiques est de rendre compte du comportement du système alors que celui de la

théorie des systèmes complexes est de rendre compte de sa constitution. Notons que l'étude de la théorie des systèmes dynamiques et vue comme un pré-requêt pour entamer celle de la théorie des systèmes complexes.

Du fait de la diversité des systèmes complexes, leur étude est interdisciplinaire. Des approches innovatrices sont utilisées en vue d'atteindre deux buts complémentaires ; certains scientifiques aux prises avec un système complexe particulier cherchent à le construire, alors que d'autres cherchent des méthodes générales, applicables à une large collection de systèmes, de préférence nettement différents. Il est clair que cette tendance de généralisation est tout à fait plausible pour l'approche système-dynamique aussi.

Les approches classiques à caractère réductionniste se révèlent impuissantes devant les systèmes complexes, car malgré une bonne connaissance de leurs composants élémentaires, il n'est pas possible de prévoir leurs comportements, autrement que par l'expérience ou la simulation. Cette insuffisance ne vient pas forcément des limites de calcul, d'un comportement aléatoire ou de la sensibilité aux conditions initiales, étudiées par la théorie du chaos. La preuve c'est que les lois classiques comme celles de la thermodynamique prévoient un accroissement de l'entropie dans les systèmes complexes et leur dérive vers le chaos, alors que dans certain cas le comportement de ces systèmes évolue vers l'ordre, permettant de formaliser leur comportement par des équations différentielles relativement simples. Faire appel à l'approche système-dynamique, dans ce cas, va permettre de décrire la formation de patterns et de structures. Aussi, le comportement chaotique de systèmes complexes n'est pas une surprise ; on sait depuis longtemps que la météorologie développe des comportements complexes pouvant même devenir chaotiques. La véritable surprise est plutôt la découverte du chaos dans des systèmes presque triviaux, comme la fonction logistique qui est un simple polynôme du second degré, pourtant le comportement de ses solutions est chaotique.

Les domaines d'application des théories des systèmes dynamiques et des systèmes complexes sont divers. On peut citer par exemple l'astrophysique, la physique des particules, l'étude des turbulences hydrauliques, l'étude des champs magnétiques, la météorologie, le développement, le contrôle et l'apprentissage dans les systèmes artificiels, l'économie et la sociologie.

Un système dynamique complexe adaptatif est l'ensemble des cas particuliers d'un système dynamique complexe capable de s'adapter à son environnement par des expériences d'apprentissage. Donc, il serait intéressant, dans le futur, de tenter l'unification des théories des systèmes dynamiques, des systèmes complexes et des techniques d'apprentissage pour développer des méthodes spécifiques/génériques permettant de concevoir et de mettre en œuvre des systèmes dynamiques complexes adaptatifs artificiels en s'inspirant essentiellement de la nature où ce genre de systèmes abonde.

Le prochain chapitre traite d'une vision singulière qui revient en force, dernièrement. Elle commence à se propager et à s'affirmer comme une méthode d'étude et de résolution des systèmes complexes. Il s'agit du problème inverse et de sa dérivée : l'émergence inversée.

Références bibliographiques

- [All 07] P. Allan, «Théorie du chaos et science politique», **Séminaire du Staff, Département de Science Politique, Université de Genève**, 21 mai 2007.
- [Baa 97] N. Baas & C. Emmeche, «On emergence and explanation», **Intellectica** 2 no. 25, 67–83, 1997.
- [Bak 91] P. Bak & K.Chen, « Self-organized criticality», **Scientific American**, 264(1), pp : 46–53, 1991.

- [Bak 97] P. Bak, «How Nature Works: the Science of Self-Organized Criticality», **Oxford Univ. Press**, 1997.
- [Bed 02] M. Bedau, «Downward causation and the autonomy of weak emergence», **Principia** n° 6, pp 5–50. 2002.
- [Bee 04] F.M. Beech, «Observing Al Qaeda through the Lens of Complexity Theory: Recommendations for the National Strategy to Defeat Terrorism», **Center for Strategic Leadership, Student Issue Paper**, Volume S04-01, 2004.
- [Ben 04] D. Bennet & A. Bennet, «organizational survival in the new world: The Intelligent Complex Adaptive System», **Butterworth-Heinemann, Elsevier**, 2004.
- [Ber 73] L.V. Bertalanffy, «Théorie générale des systèmes», **Duod**, 1973.
- [Bon 95] E. Bonabeau , J.L. Dessalles et A. Grumbach, «Characterizing emergent phenomena : A critical review», **Revue Internationale de Systémique**, Vol 9, 1995.
- [Bon 97] E. Bonabeau & J.L. Dessalles, «Detection and Emergence», **Intellectica**, Vol 2, N° 25, 1997.
- [Bon 98] E. Bonabeau, G. Theraulaz, J.L. Deneubourg, N.R. Franks, O. Rafelsberger, J.L. Joly & S. Blanco, «A model for the emergence of pillars, walls and royal chambers in termite nests», **Philosophical Transactions: Biological Sciences**, Vol 353, N° 1375, pp :1561-1576, 1998.
- [Bra 06] A. Brabazon & M. O'Neill, «Biologically inspired algorithms for financial modelling», **Berlin: Springer**, 2006.
- [Cal 04] T.M. Calhoun, «Complexity and Innovation: Army Transformation and the Reality of War», **Fort Leavenworth, KS: School of Advanced Military Studies, Army Command and General Staff College**, 2004.
- [Car 06] M. Cartier & B. Forgues, «Intérêt de la simulation pour les sciences de gestion», **Revue Française de Gestion**, 6(165), 125-137, 2006.
- [Cha 01] S. Chan, «Complex Adaptive Systems», ESD.83 Research Seminar in EngineeringSystems, **Massachusetts Institute of Technology**, October 31, 2001/November 6, 2001.
- [Cla 04] P. Clayton, «Mind and Emergence, From Quantum to Consciousness», **Oxford University Press**, 2004.
- [Cil 02] P. Cilliers, «Complexity and postmodernism : Understanding complex systems», **Routledge, Taylor & Francis e-Library**, 2002.
- [Cou 06] M. Couture, «Complexity and Chaos – State-of-the-Art», List of Works, Experts, Organizations, Projects, **Journals, Conferences and Tools, DRDC/RDDC Valcartier Technical Note** Number TN 2006-450. Defence R&D Canada, Valcartier, Quebec, Canada, 2006.
- [Cou 07] M. Couture, «Complexity and chaos - State-of-the-art; Overview of theoretical concepts», **Technical Memorandum, DRDC Valcartier TM 2006-453**, Canada, August 2007.
- [Cor 02] P.A. Corning, «The Re-emergence of emergence: A venerable concept in search of theory», **Institute for the Study of Complex Systems**, Palo Alto, CA 94301 USA, 2002.
- [Dav 07] J.P. Davis, K.M. Eisenhardt et C.B. Bingham, «Developing theory through simulation methods», **Academy of Management Review**, 32(2), 480-499, 2007.

- [Del 04] D. Delignières, «L'approche dynamique du comportement moteur», **Manuel de Psychologie du Sport, tome 1** (pp. 65-80). Paris: Editions Revue EPS, 2004.
- [Dew 04] T. De Wolf & T. Holvoet «Holvoet, Emergence Versus Self-Organization: Different Concepts but Promising When Combined», **Engineering Self Organizing Systems: Methodologies and Applications**, Lecture Notes in Computer Science, Volume 3464, 2005.
- [Dod 00] R. Dodder et R. Dare, «Complex Adaptive Systems and Complexity Theory: Intere-related Knowledge Domains», **ESD.83 Research Seminar in Engineering Systems, Massachusetts Institute of Technology**, October 31, 2000.
- [Doo 96] K. Dooley, «A Nominal Definition of Complex Adaptive Systems», **The Chaos Network**, Volume 8, Number 1, 1996.
- [Fro 05] J. Fromm, «Ten Questions about Emergence», **Distributed Systems Group, Kassel University**, Germany 2005.
- [Gar 08] S. Garnier, «Décisions collectives dans des systèmes d'intelligence en essaim», **Thèse de l'université de Toulouse**, 2008.
- [Gel 94] M. Gell-Mann, «The quark and the jaguar», **New York: WH Freeman**, 1994.
- [Gha 99] J. Gharajedaghi, «Systems Thinking: Managing Chaos and Complexity: A Platform for Designing Business Architecture», **Butterworth-Heinemann, Reed Elsevier Group**, ISBN: 0750671637, number of pages: 302, 1999.
- [God 99] D. Goldberg et M.J. Matarić, «Coordinating mobile robot group behavior using a model of interaction dynamics», **Proceeding, AGENTS'99 Proceedings of the third annual conference on Autonomous Agents**, ACM New York, USA 1999.
- [Gol 99] J. Goldstein, «Emergence as a Construct: History and Issues». *Emergence* 11, pp. 49-72, 1999
- [Gol 02] J. Goldstein, «The singular nature of emergent levels: Suggestions for a theory of emergence», **Nonlinear Dynamics, Psychology and Life Sciences** 6, no. 2, 2002.
- [Gro 08] C. Gros, «Complex and Adaptive Dynamical Systems, A Primer», **Berlin Heidelberg, Springer-Verlag**, 2008.
- [Hak 81] H. Haken, «The Science of Structure: Synergetics», **Van Nostran Reinhold**, NY, 1981.
- [Hir 04] M.W. Hirsch, S. Smale, R.L. Devaney, «Differential Equations, Dynamical System, and an Introduction to Chaos», **Elsevier (USA)**, 2004.
- [Hol 92] H.J. Holland, «Adaptation in Natural and Artificial Systems», **MIT Press**, 1992.
- [Hol 96] H.J. Holland, «Hidden Order: How Adaptation Builds Complexity», **Harper Collins**, Canada, Perseus Books, 1996.
- [Hol 98] H.J. Holland, «Emergence: from chaos to order», **Oxford University Press or Harper Collins Canada / Perseus Books**, PP. 258, 1998.
- [Hol 00] A. Holt, «Understanding environmental and geographical complexities through similarity matching», **Complexity International**, Volume 7, 2000.
- [Lan 86] C. Langton, «Studying artificial life with cellular automata», In D. Farmer, A. Lapedes, N. Packard, B. Wendroff, eds. *Evolution, Games, and Learning: Models for Adaptation in Machines and Nature*, **Proceedings of the Fifth Annual Conference of the Center for Nonlinear Studies**, 1986.
- [Kau 95] S. Kauffman, «At Home in the Universe: The Search for the Laws of Self-Organization and Complexity», **Oxford University Press, New York, NY, USA**, number of pp: 336, 1995.

- [Kub 03] A. Kubik, «Toward a formalization of emergence», **Artificial Life**, Volume 9, Issue 1. 2003.
- [Lan 90] C.G. Langton, «Computation at the edge of chaos: phase transitions and emergent Computation». **Physica D** 42:12–37, 1990.
- [Lan 03] J. S. Lansing, «Complex Adaptive Systems», **Anthropol** , N°32, pp 183-204, 2003.
- [Lem 99] J-L. Le Moigne, «Les épistémologies constructivistes», **PUF**, 1995.
- [Lem 06] J-L. Le moigne, «La théorie du système général : théorie de la modélisation», **Collection Les Classiques du Réseau intelligence de la complexité**, 2006.
- [Mat 94] H.R. Maturana et F.J. Varela, «L'arbre de la connaissance», **Addison-Wesley France**, Paris, 1994.
- [Mar 09] P. Marie, «Propriétés Statistiques des Systèmes Dynamiques Déterministes et Aléatoires», **Thèse de l'Université d'Aix-Marseille II**, 2009.
- [Mil 07] J.H. Miller et S.E. Page, «Complex Adaptive Systems an introduction to computational models of social life», **Princeton university press princeton and oxford**, 2007.
- [Mor 80] E. Morin, «La méthode : la vie de la vie», Tome II, **Seuil**, 1980.
- [Mul 97] F. Muller, «State-of-the-art in ecosystem theory», **Ecological Modelling**, Volume 100, 1997.
- [New 03] M.E.J. Newman, «The structure and function of complex networks», **SIAM Review** 45, 167-256, 2003.
- [New 96] D. Newman, «Emergence and strange attractors», **Philisophy of Science**, Volume 36, 1996.
- [Pro 04] M. Prokopenko et P. Wang, «On Self-referential Shape Replication in Robust Aerospace Vehicles». **In Proceedings of the 9th International Conference on the Simulation and Synthesis of Living Systems (ALIFE9)**, Boston, USA, 12-15 September 2004, pages 27-32, September 2004.
- [Rab 05] N. Rabinowitz, «Emergence: an algorithmic formulation», **Thesis, University of Western Australia**, 2005.
- [Riv 09] G. Rivière, «Délocalisation des mesures semi-classiques pour des systèmes dynamiques chaotiques», **Thèse de doctorat de l'École Polytechnique**, 2009.
- [Roc 98] L.M. Rocha, «Selected Self-Organization and the Semiotics of Evolutionary Systems», **Evolutionary Systems: Biological and Epistemological Perspectives on Selection and Self-Organization**, S. Salthe, G. Van de Vijver et M. Delpo (eds.), Kluwer Academic Publishers, pp: 341-358, 1998.
- [Sha 08] Y. Shan et A. Yang, «Applications of Complex Adaptive Systems», **IGI Publishing, Hershey**, New York, 2008.
- [Sho 98] L.A. Shombert et J.W. Sheppard, «A Behavior Model for Next Generation Test Systems», **Journal of Electronic Testing: Theory and Applications archive**, Volume 13 Issue 3, Dec 1998.
- [Wil 01] P.G. Williams, «Chaos Theory Tamed», **National Academy Press (Trade)** pp: 499, 2001.

Chapitre 2

Problème Inverse et Emergence Inversée

Résumé-*Lorsqu'on cherche à dresser un modèle pour un système caché ou à découvrir ses entrées, à partir de la seule observation de ses sorties au travers d'un médiateur altérant, plus ou moins, les observations, on parle de problème inverse. Il s'agit, donc, d'opérer l'inversion d'une transformation pour retrouver une inconnue à la fois (le modèle ou les entrées). Les exemples concrets, de ce genre de situation, sont innombrables: - en télécommunication, le récepteur cherche à reconstituer le message de l'émetteur malgré une mauvaise qualité du canal de transmission, - en hacking, un pirate cherche à reconstituer la clé secrète à partir d'observations indirectes, - en imagerie médicale on cherche à reconstituer la structure des organes internes du patient à partir de l'observation bruitée, entre autres, de l'IRM. En somme, l'objectif des problèmes inverses est d'améliorer notre connaissance d'un système ou phénomène en utilisant de plus en plus d'informations à son sujet. Ce chapitre introduit le problème inverse couplé à son dual, le problème direct. Il le décrit de manière exhaustive et ceci en dressant sa taxonomie, en le ressortant comme un problème mal posé et en discutant des problèmes d'identification et d'ajustement des paramètres qu'il peut utiliser dans ses approches. Pour dévoiler sa véritable nature, il est abordé de différents points de vue, dictés par les divers domaines où il se manifeste sous différentes formes. On focalise, par la suite, sur une dérivée du problème inverse, à savoir: l'émergence inversée qu'on élucide dans ce contexte. On propose, ultérieurement, deux méthodes grossières de traitement de problèmes dont le processus de résolution intègre l'émergence inversée. Et, on termine en évoquant le problème de la validation aussi bien théorique qu'empirique, tout en le projetant dans le contexte des systèmes complexes résolus par émergence et émergence inversée. La portée d'utilisation de l'approche « problème inverse» et tout particulièrement de celle « émergence inversée » commencent à s'étendre pour englober des secteurs aussi stratégiques que: l'industrie, l'enseignement, la médecine, la sécurité, les télécommunications et la vie artificielle. Notons en dernier, qu'un nouvel horizon commence à s'ouvrir progressivement devant l'émergence et l'émergence inversée outrepassant leur bonne utilisation à leur contrôle, notamment via le calcul organique.*

Introduction	041
2.1 Typologie de problèmes	041
2.1.1 Problème direct	042
2.1.2 Problème inverse	042
2.1.3 Taxonomie des problèmes inverses	043
2.2 Problèmes bien et mal posés	043
2.3 Identification et ajustement des paramètres	044
2.4 Différentes formes du problème inverse	045
2.4.1 Réseau de neurones artificiels	046
2.4.2 Problèmes combinatoires inverses	047
2.4.3 Ingénierie inverse de logiciels	049
2.4.4 Approche évolutionniste	050
2.4.5 Problème de reconstruction de faits dans un système complexe	052
2.4.6 Système multi-agents	054
2.4.7 Intelligence en essaim	055
2.4.8 Apprentissage	058
2.5 Emergence inversée	058
2.5.1 Introduction	058
2.5.2 Formulation du contrôle	060
2.5.3 Emergence inversée et problèmes mal posés	062
2.5.4 Problème de paramétrisation	063
2.5.5 Approches de résolution	063
2.6 Problème de validation	065
2.6.1 Différence entre évaluation et validation	066
2.6.2 Distinction entre vérification et validation	066
2.6.3 Cas de l'émergence et de l'émergence inversée pour un système complexe	066
Conclusion	067
Références Bibliographiques	068

Introduction

Les systèmes complexes sont l'un des axes principaux, au tour duquel se déroule une scène de révolution scientifique à l'échelle planétaire (voir Section 1.3). Les modèles¹ qui en découlent sont, cependant, rarement soumis à une validation empirique [Rot 07] ; souvent couteuse et dont la faisabilité et l'efficacité même, restent quelquefois à discuter. Cette attitude a mené à des modèles plus normatifs que descriptifs ; s'appuyant sur un support plutôt théorique, dont la projection sur la réalité reste dans beaucoup de cas problématique, contraignant les chercheurs en sciences appliquées, tout particulièrement, à s'exprimer librement. La réciproque reste aussi vraie ; beaucoup de phénomènes et d'effets observés dans le monde réel, essentiellement du vivant, restent difficilement modélisables voir pas du tout [Jam 09]. Il a été donc sage de faire un arrêt, et de prendre du recul afin de repenser le concept des systèmes complexes, incluant les méthodes de leur conception et de leur résolution/construction [Boo 07]. Une réflexion qui s'est faite avec une vision épistémologique sans omettre, pour autant, cet aspect empirique, ontologiquement complémentaire. Disons même, un aspect empirique, essentiel à la validation [Rot]. Et, qui se rapporte aussi bien aux phénomènes macroscopiques de haut-niveau qu'aux comportements microscopiques de bas-niveau. La simulation a surgit comme opportunité idéale, dans cette perspective, permettant d'expérimenter, d'analyser, de synthétiser et de valider les modèles ainsi que les approches qui en découlent, voire même de théoriser [Bar 03]. Au début, les problèmes liés aux systèmes complexes étaient abordés de manière directe, donnant ainsi le moyen de déduire les effets se rapportant à des causes connues [Vid 05]. Plus tard, une approche duale à vue le jour, adoptant une vision inverse, consistant à déterminer les causes d'effets déjà connus [Vid 05]. L'une des classes de problèmes inverses en plein essor actuellement et sur laquelle on focalise tout particulièrement, ici, est celle de l'émergence inversée. C'est une classe de problèmes où des chercheurs issus de différentes disciplines tentent, depuis déjà quelques années, de retrouver les causes conduisant à des comportements émergents au sein de systèmes complexes artificiels/naturels [Zan 07]. Retrouver ces causes est certainement un défi de taille. Mais, vérifier que ces causes sont bien celles qu'on croit être ; est encore plus ardu. Le concept de validation, compris dans ce sens, est un domaine d'investigation qui se donne pour mission de solutionner ce genre de difficultés. Dans ce contexte, le présent chapitre est organisé comme suit : dans la première section, on distingue entre les problèmes directs et inverses en s'intéressant aux seconds de plus près. Dans la deuxième section on introduit le concept du problème mal posé, dans la troisième section on présente l'intérêt de l'identification et l'ajustement des paramètres. Comme le problème inverse peut être décelé sous différentes formes, on décrit dans la quatrième section les aspects les plus rencontrés, sous lesquels il peut se dissimuler. Dans la section qui suit, on cerne le concept de l'émergence inversée, tout en l'identifiant au problème inverse et en proposant deux manières différentes de traiter les problèmes qui s'y rapportent. Dans l'avant-dernière section on introduit le problème de la validation théorique et empirique, tout en la ressortant dans les solutions des processus usant de l'émergence et de l'émergence inversée. On clôture ce chapitre par une conclusion synthétisant tout ce qui y a été dit, et présentant une vision futuriste dans cette direction.

2.1 Typologie de problèmes

Généralement, un problème est une situation difficile, souvent complexe, à laquelle on est confronté et pour laquelle on cherche une solution satisfaisante. Concrètement, un problème exprime un écart significatif entre une situation existante est une situation souhaitée. La résolution du problème consiste, alors, en la stratégie à mettre en œuvre, plus au mois élaborée, pour réduire cet écart à la source, tout en essayant de minimiser les risques d'erreurs ou

¹**Modele** : La notion de modèle peut être définie selon différents points de vue. Ainsi, Minsky[Min 1965] adopte une définition utilitaire du modèle : « To an observer B, an object A* is a model of an object A to the extent that B can use A* to answer questions that interest him about A ». Le modèle est vu ici comme un outil permettant de répondre à des questions à propos d'un système ciblé.

d'insatisfactions du concerné. Pour un problème d'ordre scientifique ou technologique, cette stratégie doit être systématique et bien raisonnée. Dans cette perspective, on recense deux types de problèmes : direct et inverse. Notons que l'étude du problème inverse requiert souvent une bonne connaissance du problème direct.

2.1.1 Problème direct : Consiste à déduire les effets qui se rapportent à des causes connues, sachant le modèle déterministe de transformation des entrées en sorties ou les règles permettant de faire émerger les macro-phénomènes à partir des interactions des micro-parties. Si les causes sont réelles, il s'agit de **prévision** alors que lorsqu'elles sont hypothétiques, il s'agit de **prédiction** [Vid05]. Les problèmes directs sont bien posés et leurs solutions sont plutôt exactes, générales et uniques. Ils représentent, communément, une étape initiale qui permet de modéliser un phénomène, en décrivant comment les paramètres proposés du modèle se traduisent en effets observables, expérimentales ou simulés. La prédiction de l'état futur d'un système, connaissant son état actuel est un cas d'étude courant. **Exemple :** Soit un automate cellulaire représenté par une matrice de cellules identiques, chaque cellule est une machine d'états où l'état suivant d'une cellule ne dépend que de son état présent et de ceux de ses voisins. Le changement d'état des cellules se fait simultanément et de façon synchrone. Le problème direct peut être, alors, formulé comme suit : « étant donné la table d'états d'une cellule, déduire le macro-comportement émergent de l'automate cellulaire » (voir Figure.2.1).

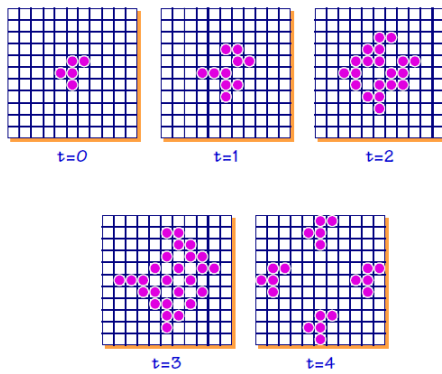


Figure.2.1-Automate cellulaire autoreproducteur : Edward Friedkin créa en 1960 un automate cellulaire capable d'auto-reproduire n'importe quel motif de départ. Les caractéristiques de cet automate sont : - deux états (mort et vivant), - voisinage de von Neumann (4 cellules voisines), - toute cellule avec un nombre pair de voisines sera morte à l'instant suivant, - toute cellule avec un nombre impair de voisines sera vivante à l'instant suivant, - après 2^n instants d'horloge (où n est une fonction du motif) on constate que tout motif initial sera reproduit 4 fois (au nord, au sud, à l'est et à l'ouest). Les 4 copies émergentes seront placées à une distance de 2^n cellules du motif initial, disparu.

Il est à noter que dans un problème direct on passe généralement par une phase de réduction/simplification du modèle; on cherche, tant que possible, à résoudre un problème linéaire au lieu d'un problème non-linéaire.

2.1.2 Problème inverse : Au contraire du problème directe, un problème inverse est une situation dans laquelle on veut, soit **déterminer les causes** d'un phénomène à partir d'observations de ses effets, soit **déterminer le modèle** décrivant ce phénomène. Deux situations se présentent, alors [Vid05] :

- a) **L'identification :** Qui revient à déterminer le modèle, sachant les entrées et les sorties qui lui sont associées. Dans beaucoup de cas, cette situation revient à construire un modèle numérique en ajustant progressivement ses paramètres (voir Section 2.3), ou
- b) **La détection :** Qui consiste à trouver l'entrée d'une sortie produite, sachant le modèle. Généralement, ceci revient à reconstruire l'état initiateur.

De façon générale, on parle de problème inverse lorsqu'on cherche à retrouver une information cachée ou inaccessible, à la suite d'observations expérimentales. L'une des caractéristiques distinguant ces problèmes, c'est le fait qu'ils sont mal posés (voir Section 2.2). On retrouve des problèmes inverses dans de nombreux domaines scientifiques, en particulier dans l'étude des systèmes complexes pour lesquels on n'a accès qu'à un petit nombre de mesures. **Exemples :** la terre en géophysique, l'univers en cosmologie, une salle de concert en acoustique architecturale, le comportement en sociologie, psychologie et vie artificielle. Un exemple parlant en sismologie consiste en la localisation de la source d'un tremblement de terre

à partir de mesures faites par plusieurs stations sismiques réparties sur la surface du globe terrestre. Pour l'exemple de l'automate cellulaire cité dans la section précédente, le problème inverse serait : « Etant donné la propriété d'autoreproduction de motif observé dans un automate cellulaire spécifié, retrouver la **table d'états**², exprimant les règles de transition, conduisant à l'émergence de cette propriété » (voir **Figure.2.1**). En imagerie médicale le problème inverse peut être énoncé comme suit : On considère une série de radiographies prises en tournant autour d'un patient. Sur chaque radiographie, l'information de profondeur est absente. En réalité, elle est cachée par la superposition des coupes aux différentes profondeurs. Toutefois, la connaissance des phénomènes ayant produit les radiographies ainsi que la prise en compte simultanée de celles-ci, permettent de retrouver une image tridimensionnelle du patient (c'est le principe général du scanner). Pour l'ingénierie, le problème inverse consiste à débiter à partir de mesures obtenues sur un phénomène réel et d'essayer par la suite d'entamer une approche, la plus approximative, des paramètres se rapportant à un modèle donné, ce qui permet de rendre compte de ces mesures.

Cette résolution peut se faire par simulation numérique ou analytiquement. La résolution mathématique est rendue difficile par le fait que les problèmes inverses sont mal posés, c'est-à-dire que les seules observations expérimentales ne suffisent pas à déterminer parfaitement tous les paramètres du modèle. Il est donc nécessaire d'ajouter des contraintes ou des **aprioris**³ qui permettent de réduire l'espace des possibilités de façon à aboutir à une solution unique dont la validité reste à discuter [Ken 03].

2.1.3 Taxonomie des problèmes inverses

Divers types de problèmes inverses peuvent être envisagés :

- a. reconstituer l'état passé d'un système irréversible connaissant son état actuel,
- b. déterminer le modèle, linéaire/non-linéaire, selon lequel fonctionne un système connaissant ses entrées-sorties.
- c. déterminer les paramètres d'un système dont une approximation du modèle de fonctionnement est proposée, connaissant une partie de ses entrées-sorties.
- d. reformuler un problème inverse sous forme de minimisation d'une fonction d'erreur entre les mesures réelles ou désirées et les mesures synthétiques c'est-à-dire la solution du problème direct.
- e. problème inverse linéaire qui peut être décrit par une équation de la forme suivante :

$$m = G \times p \quad (2.1)$$

Où **m** représente les mesures effectuées, **p** représente les valeurs des paramètres du phénomène et **G** est un opérateur linéaire qui représente la relation entre les mesures et les paramètres du modèle.

- f. problèmes inverses non-linéaires : où la relation entre les observations et les paramètres du modèle est plus complexe. On peut écrire cette relation sous la forme :

$$m = G(p) \quad (2.2)$$

où l'opérateur **G** est non-linéaire.

2.2 Problèmes bien et mal posés

² **Table d'états** : contient l'état courant de la cellule, l'état courant de ses voisines et l'état futur de la cellule.

³ **Aprioris** : Jugement superficiel sans réelle connaissance du sujet.

Hadamard a introduit dès 1923 la notion de problème bien posé [Had32]. Il s'agit d'un problème dont la solution :- existe, - elle est unique, et - elle dépend continûment des données.

Ces notions doivent être précisées par le choix des espaces dans lesquels les données et la solution évoluent. D'après *Hadamard*, seul un problème bien posé pouvait modéliser correctement un phénomène donné. Les problèmes inverses ne vérifient souvent pas l'une ou l'autre de ces conditions, voire les trois ensembles. Il est clair qu'un problème qui n'est pas bien posé au sens de la définition ci-dessus est dit : « mal posé ».

2.3 Identification et ajustement des paramètres

Les méthodes numériques discrétisent le domaine spatial en engendrant plusieurs milliers d'éléments. Le problème inverse hérite, alors, d'un grand nombre d'inconnues considérées comme des paramètres ajustables du système. Sachant que le nombre d'observations est beaucoup moins important que celui de ces inconnues. Il est, dès lors impérative de réduire ce dernier. Une augmentation du nombre de paramètres va, généralement, réduire l'erreur du modèle. Mais, en contrepartie, elle va augmenter l'incertitude des paramètres utilisés et inversement. Le niveau optimal de paramétrisation dépend donc de la quantité et de la qualité des observations. L'identification d'un système se fait, donc, via l'ajustement des paramètres identifiés pour un modèle donné jusqu'à ce que la sortie de chaque entrée donnée, coïncide autant que possible avec la sortie mesurée ou désirée pour la même entrée. Elle regroupe l'identification des systèmes linéaires et non linéaires [Tar 08]. La **paramétrisation** consiste, dans ce cas, à réduire le nombre de paramètres à identifier par l'approche inverse [Yeh 81]. Généralement deux types d'erreurs sont associés au problème inverse : l'erreur de modélisation et celle de l'incertitude des paramètres (voir Figure.2.2).

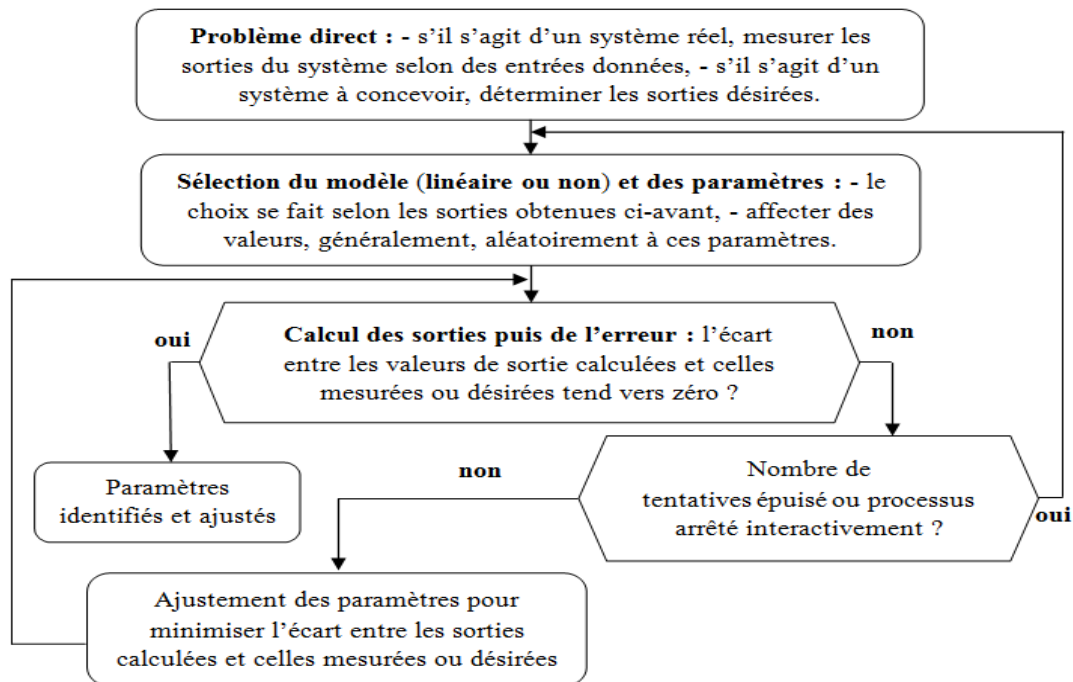


Figure.2.2-Approche générale d'identification et d'ajustement des paramètres : le traitement du problème direct consiste à fournir des entrées au système et recueillir les sorties qui vont avec, constituant ainsi une trace sur le comportement du système réel à identifier ou d'exprimer clairement ce qu'on attend du système à concevoir. Après, il s'agit d'opter, selon les traces obtenues, pour le modèle et les paramètres significatifs qui décrivent le système. Une fois le choix effectué, on calcule les sorties et on les compare à ceux mesurés ou attendus. Si elles coïncident on arrête le processus sinon on réajuste les paramètres et on recalcule les sorties. Si après plusieurs tentatives on n'arrive pas à retrouver les valeurs des paramètres adéquats, on change de paramètres ou de modèle et on refait toutes les étapes précitées, jusqu'à ce que les sorties calculées seront très proches des sorties mesurées ou attendues. Notons que les calculs se font directement en utilisant des formules mathématiques ou par simulation.

D'après Tarantola et Valette, le but des méthodes inverses est de déterminer des grandeurs difficilement mesurables à partir de grandeurs facilement observables. De manière générale, on peut dire qu'un **problème inverse se réduit à l'extraction d'un maximum d'informations pertinentes contenues dans des observations d'un système réel [Tar 82]. Exemple :** Soit un système générique (réel, synthétique ou à concevoir). Ce qui nous intéresse, ici, c'est l'identification du modèle d'approximation ainsi que l'ajustement des paramètres le caractérisant. En premier, le traitement du problème direct va nous permettre d'acquérir les données de sorties qu'on va utiliser pour identifier ce modèle et ses paramètres, après il s'agit d'ajuster ces paramètres via le traitement du problème inverse (voir Figure.2.3).

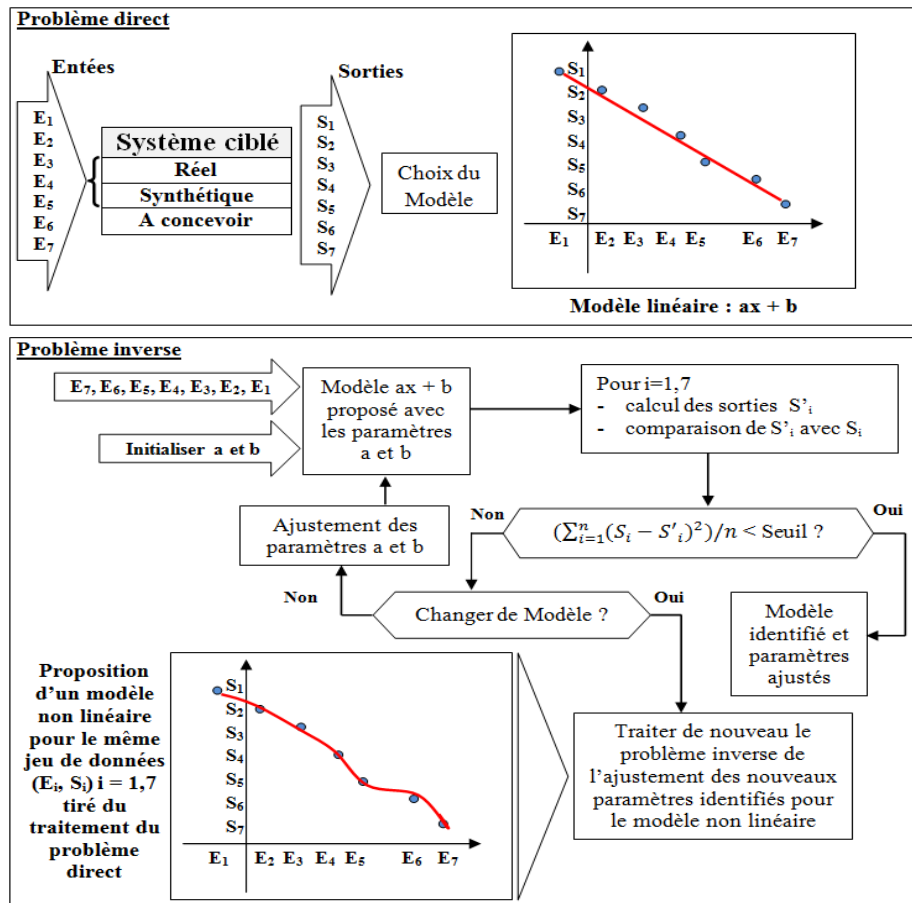


Figure.2.3-Identification et ajustement de paramètres : Pour le problème direct, 7 mesures S_i sont effectuées selon les entrées introduites E_i . Rappelons que les entrées et les sorties peuvent être des vecteurs, pour notre exemple ce sont des scalaires. Une approximation linéaire est opérée, permettant d'identifier le modèle d'approximation $ax+b$ ainsi que ses paramètres a et b . Il ne reste plus qu'à recalculer les sorties S'_i pour les mêmes entrées E_i en proposant, initialement, des valeurs pour a et b . Pour l'évaluation de la qualité de l'approximation on utilise l'erreur quadratique qu'on compare avec un seuil donné de tolérance. L'expérience est répétée plusieurs fois, jusqu'à ce que les paramètres soient ajustés. Sinon, c'est le modèle d'approximation qui est mis en cause, et dans ce cas on propose le modèle non linéaire caractérisé par des paramètres qu'on doit ajuster de nouveau en invoquant récursivement le traitement du problème inverse.

2.4 Différentes formes du problème inverse

Le problème inverse consiste à décrire, approximativement et sans garantie de persistance, une source cachée à partir de faits observés, plus ou moins bruités, à laquelle ils sont supposés être associés. Ce type de problèmes peut prendre différentes formes, selon le domaine d'application où ces problèmes se posent. On dit alors, que le problème inverse est

polymorphe⁴. Dans cet état d'esprit, nous allons décrire, ci-après, quelques formes, suivant le domaine d'application considéré.

2.4.1 Réseau de neurones artificiels

D'un point de vue formel, un réseau de neurones artificiels est une fonction mathématique à laquelle sont associés des variables, un résultat, et des poids synaptiques ajustables. A partir d'un ensemble de données, comme des mesures ou des résultats de calcul, on peut ajuster un réseau de neurones artificiels en choisissant convenablement ses poids. L'ajustement de ces poids, s'effectue via une technique d'apprentissage adéquate au problème traité. Le réseau de neurones artificiels peut, alors, être interpolé entre les données pour prévoir le résultat de mesures non encore effectuées. D'un point de vue applicatif, les réseaux de neurones artificiels sont utilisés comme une technique d'identification/ajustement de paramètres dans plusieurs activités, notamment industrielles [Per99]. La distinction entre identification et ajustement des paramètres est nécessaire, afin d'enlever toute confusion qu'on retrouve dans certains ouvrages ; l'identification concerne le paramètre lui-même, elle fait référence à l'opération qui sélectionne, a priori, dans un ensemble de paramètres qualitatifs/quantitatifs, ceux qu'on croit potentiellement responsables de variations dans les réponses. Pour d'autres, l'identification d'un paramètre concerne son contenu au même titre que l'opération d'ajustement, elle consiste en la recherche de sa valeur selon le problème posé. L'ajustement d'un paramètre, proprement dit, consiste en l'adaptation de sa valeur à un ou plusieurs critères donnés. Généralement, une valeur aléatoire est proposée initialement, et est rectifiée progressivement jusqu'à vérification de la/les contrainte(s) préétablie(s).

Comme notre objectif est de retrouver l'aspect problème direct et son inverse dans un processus de résolution par réseau de neurones artificiels, commençons en premier lieu par expliquer à travers un exemple, l'ajustement des paramètres d'un modèle donné dans ce contexte. Ceci, en prenant comme exemple un réseau de neurones artificiels non bouclés à apprentissage supervisé non adaptatif convenant à cette situation. Deux étapes sont, alors, à distinguer :

- La première étape concerne l'apprentissage et la validation, elle consiste à déterminer les poids synaptiques à partir de N problèmes-exemples. Dans le cas d'un apprentissage non adaptatif, on cherche à estimer les poids synaptiques qui minimisent l'écart entre les valeurs de sortie-exemples et les valeurs de sortie-calculées par le réseau de neurones. On définit une fonction coût au sens des moindres carrés. La fonction coût-total qui tient compte de tous les problèmes-exemples est la somme des fonctions coût-partiel qui tiennent compte d'un problème exemple. Le gradient de la fonction coût-total peut être calculé par l'algorithme de rétro-propagation. Ensuite des méthodes d'optimisation de gradient peuvent être utilisées [Dre04]. Généralement, pour vérifier la qualité de l'apprentissage on prélève expérimentalement, pour le même jeu d'entrées proposées ci-avant, les sorties correspondantes qu'on compare avec celles du réseau de neurones. Cette première étape est un passage obligé, dont la qualité influe directement sur celle des résultats finaux. Pendant cette première phase, les réseaux de neurones élaborent des relations entre les données d'entrée et celles de sortie du problème.
- La deuxième étape consiste à refaire la même expérience, mais cette fois pour des exemples que le réseau voit pour la première fois, afin de tester sa capacité de généralisation à l'ensemble des problèmes-exemples.
- Une fois le réseau opérationnel, on peut lui proposer des problèmes pour lesquels l'utilisateur ne connaît pas de solutions.

1) Problème direct : pour la phase de détermination des poids synaptiques et validation, la génération des problèmes-exemples en vue d'entraîner le réseau de neurones représente le

⁴**Polymorphe :** Caractère de ce qui peut se présenter sous différentes formes.

problème direct. Dans cette étape, on utilise, généralement, des méthodes numériques comme celles des éléments finis [Erc05] ou des différences finies [Feng 92][Erc01] via un simulateur spécifique au domaine d'étude ciblé. Les exemples générés sont plutôt théoriques. Leur intérêt c'est l'entraînement du réseau de neurones en vue d'ajuster ses poids.

2) Problèmes inverses : le premier problème inverse consiste à construire le modèle convenant à la base d'apprentissage proposée, c'est ce qu'on a appelé : « phase d'ajustement des poids du réseau de neurones ». En réalité, ceci est plus compliqué qu'il ne le paraît, étant donné que même le nombre de couches cachées, la valeur du coefficient d'apprentissage et la fonction sigmoïde utilisée sont des paramètres à ajuster, entre autres. Le deuxième problème inverse consiste à identifier le/les bon(s) paramètre(s) à utiliser avec l'entrée proposée au réseau de neurones ainsi construit. A vrai dire, cette entrée au réseau de neurones représente la sortie empirique prélevée sur le système réel modélisé par notre réseau de neurones artificiels (voir Figure.2.4) et le paramètre ressortissant du réseau de neurones représente la valeur à utiliser avec le modèle de ce système réel pour retrouver d'autres sorties.

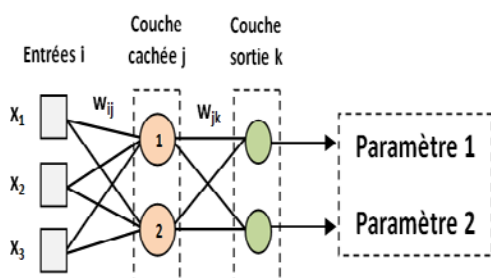


Figure.2.4-Perceptron à une seule couche cachée : *N* exemples numériques sont générés pour représenter la base de l'apprentissage sous la forme $\langle \text{entrées numériques, sorties désirées} \rangle = \langle x_1, x_2, x_3, P_1, P_2 \rangle$. Après, entrainer le réseau de neurones avec ces *N* exemples afin d'ajuster ses poids w_{ij} et w_{jk} . On peut utiliser une phase de validation en produisant pour les mêmes entrées numériques des sorties expérimentales, la validation consiste, alors, en la comparaison des valeurs des paramètres expérimentaux avec celles des numériques. Une fois validé, la dernière phase consiste alors à présenter au réseau de neurones, des exemples nouveaux pour évaluer sa capacité à la généralisation. Une autre validation empirique peut, alors, s'effectuer.

Les réseaux de neurones utilisés ici sont déterministes, puisque le comportement des réseaux est complètement déterminé à partir du moment où la base d'apprentissage est fixe. Cependant il est possible d'avoir des réseaux de neurones non déterministes où l'utilisateur peut changer cette base. La qualité de prédiction du réseau est proportionnelle à la qualité des bases d'apprentissage et de généralisation [Dre04]. Notons que les réseaux de neurones peuvent être intégrés au sein de systèmes adaptatifs, apprenant en permanence. Cette propriété impose une quantité de calcul en temps réel plus importante que celle de systèmes non adaptatifs. Mais, elle peut être un passage obligé quand le processus considéré est soumis à des changements continus. Si, on peut discrétiser ce changement continu en une suite d'événements suffisamment espacés dans le temps, alors une mise-à-jour régulière des coefficients du modèle peut résoudre le problème de la surcharge de calcul pendant une période assez longue.

2.4.2 Problèmes combinatoires inverses

Pour réduire la difficulté de résolution d'un problème d'optimisation on s'intéresse, souvent, aux données définissant une de ses instances pour déterminer une solution optimale. Dans de nombreux cas pratiques, le problème à résoudre découle d'un modèle dont les paramètres réels ne sont pas toujours connus avec précision. Bien connaître ces paramètres devient alors décisif pour utiliser le modèle dans des études à caractère prédictif. Si le phénomène étudié est pratique avec des variables mesurables, on obtient de manière expérimentale une solution observée de ce dernier pouvant nous renseigner sur ces paramètres. L'optimisation inverse consiste alors à déduire ces paramètres à partir d'une solution pratique menée [Tar 87].

Des problèmes inverses en relation avec l'optimisation combinatoire ont été envisagés depuis déjà quelques décennies [Bur92] ; dans le cas d'un problème d'optimisation combinatoire

et une solution réalisable, il est commode de déterminer un système de paramètres pouvant rendre cette solution optimale. L'idée, donc, est de partir d'une solution fixée et d'un système de paramètres initial et de modifier, le moins possible, ces paramètres, au sens d'une norme choisie, afin de rendre la solution fixée optimale. En général, les paramètres à modifier sont les coefficients de l'objectif. Donc, tout vecteur objectif rendant la solution fixée optimale est une solution réalisable du problème inverse ; la distance par rapport au vecteur initial estime cette solution réalisable [Dem 05]. Illustrons ceci à travers deux problèmes d'optimisation inverse classés difficiles :

2.4.2.1 Problème du Stable de poids maximum

Soient un graphe simple $G = (V, E)$ et une fonction de poids w , définie sur les sommets de V . Le problème de **stable**⁵ de poids maximum, noté SPM, consiste à trouver un stable S^* de G (voir Figure.2.5) dont la somme des poids de ses sommets est un maximum (voir formule 2.3).

$$w(S^*) = \sum_{v \in S^*} w(v) \quad (2.3)$$

Rappelons :

- qu'un stable S est dit maximal, par rapport à l'inclusion, s'il n'est contenu dans aucun autre ensemble stable de G . Tout stable maximal est un ensemble dominant.
- qu'un stable S est dit de cardinalité maximum si sa cardinalité est supérieure ou égale à la cardinalité de tout autre stable de G .
- le nombre de stabilité de G , noté $\alpha(G)$, est la cardinalité maximum d'un stable.

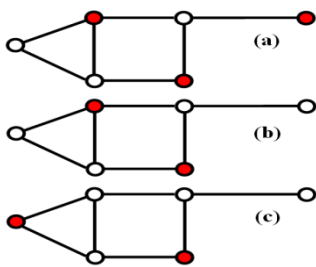


Figure.2.5-Stables maximale et maximum : Une cardinalité maximum implique maximal, mais l'inverse n'est pas forcément vrai. Les stables sont représentés par des sommets rouges, (a) est de cardinalité maximum (b) n'est ni de cardinalité maximum ni maximal puisqu'il est inclus dans (a) ; seulement (c) est maximal puisqu'il n'est pas possible de le compléter pour former un nouveau stable.

Le problème inverse du stable de poids maximum, noté InvSPM, peut s'annoncer, alors, comme suit : étant donné une instance $I = (G, S^*, w)$, modifier les poids des sommets tel que :

a) le stable S^* soit de poids maximum dans (G, w^*) ,

b) minimise au mieux la quantité

$$\sum_{v \in V} |w(v) - w^*(v)| \quad (2.4)$$

2.4.2.2 Problème du voyageur de commerce

Le problème du voyageur de commerce TSP_{\max} consiste, dans un graphe complet arêtes-pondérées, à déterminer un cycle Hamiltonien (voir Figure.2.6) de valeur maximum.

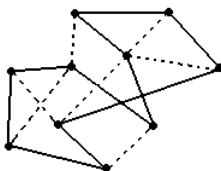


Figure.2.6-Problème du voyageur de commerce : les traits continus représentent le cycle Hamiltonien passant, une et une seule fois, par chaque sommet.

Le problème inverse du voyageur de commerce maximum, noté InvTSP_{max}, peut être énoncé comme suit : soient (K_n, d) une instance de TSP_{\max} où K_n est un graphe complet d'ordre n et d'une fonction de distance définie sur les arêtes de K_n et un cycle Hamiltonien C^* . Modifier

⁵Stable : en théorie des graphes, un stable est un ensemble de sommets deux à deux non adjacents.

aussi peu que possible les distances de sorte que C^* devienne un cycle Hamiltonien de poids maximum dans le nouveau graphe.

2.4.3 Ingénierie inverse de logiciels

En informatique, la copie d'un logiciel peut se faire par un simple click de souris. Ceci a amené les constructeurs de ces logiciels et leurs acquéreurs légitimes de tenter de se protéger contre leur piratage. La distribution du code binaire plutôt que de son équivalent source constitue, actuellement, l'une des barrières majeure contre la copie illégale de ce dernier. Néanmoins, les parties concernées ont participé aussi au développement d'autres techniques dans le but de renforcer la sécurisation de leurs codes sans atteindre, la plus part du temps, le degré escompté. Dans l'espoir de réduire le taux de détournement comme la décompilation, des lois rigoureuses ont été promulguées. Mais, en contrepartie des **logiciels libres**⁶ commencent à proliférer partout dans le monde rendant ces lois obsolètes. La question du problème inverse peut être posée, alors, comme suit : peut-on, toujours, reconstituer un code source utile à partir d'un code objet donné ?

2.4.3.1 Définition : L'ingénierie inverse, également appelée rétro-conception ou rétro-ingénierie est l'activité qui consiste à étudier un objet pour en déterminer le fonctionnement interne ou la méthode de fabrication. En informatique c'est une technique permettant de déterminer l'utilité et le fonctionnement d'un programme. Le programme est alors assimilé à une boîte noire dont on essaie de trouver quelle est la fonction qui permet à partir d'une certaine entrée, d'obtenir la sortie constatée. Pour ce faire, on utilise des techniques du reverse-engineering qui nous permettent de passer d'un code compréhensible par la machine, mais pas par l'homme, à un code lisible par l'homme, mais plus par la machine. Il s'agit généralement de désassembler ou de décompiler un programme. L'ingénierie inverse peut être utilisée pour un grand nombre de raisons [Eil 05][Byr 91]:

- Analyser et comprendre un code inconnu (pour lui associer un algorithme par exemple),
- Récupérer du code source perdu (on ne possède plus que de l'exécutable),
- Déterminer l'existence de virus ou de code parasite dans un programme,
- Déterminer des failles de sécurité, ou d'erreurs (bogues),
- Déterminer les protections logicielles,
- Comprendre le fonctionnement d'un logiciel non suffisamment documenté pour faire, par exemple, un logiciel qui inter-opère avec le logiciel tracé.

2.4.3.2 Possibilités et limites de la décompilation

Puisque pour l'utilisation d'un logiciel sur un ordinateur, seul le code objet est nécessaire, la plupart des logiciels sont fournis sous cette forme. Cependant pour la modification, la création de logiciels interopérables et les analyses de sécurité, il peut se révéler nécessaire de disposer de certaines informations contenues dans le code source. Il existe différentes possibilités de récupérer de telles informations à partir du code objet. On peut distinguer les méthodes d'analyse sans transformation du code objet (par exemple le *line-tracing*) et la décompilation. Toutefois, la reconstruction du code source n'est pas seulement exigeante d'un point de vue technique, mais encore elle ne sera jamais identique avec le code original [Byr 91].

⁶Un **logiciel libre** est un logiciel dont le code source est publié librement (open source). Bien qu'il en existe beaucoup d'autres, la plus utilisée des licences libres est la licence GPL. Celle-ci permet à quiconque de modifier le code source du logiciel à partir du moment où il publie les modifications. Remarquez qu'on associe souvent les logiciels libres à une communauté de développeurs bénévoles. C'est effectivement le cas pour bon nombre de logiciels mais, les licences libres sont très utilisées par les entreprises aussi. La reprise du code d'un logiciel libre pour un autre logiciel libre est donc autorisée et encouragée. Mais, l'utilisation de code source d'un logiciel libre dans un logiciel propriétaire est prohibées par la plupart des licences libres. Néanmoins, ce type de fraude est toujours difficile à prouver puisque l'on ne possède généralement pas le code source du logiciel incriminé. Et même dans le cas où l'on possède le code source, il est toujours difficile de prouver une ressemblance de code et de faire valoir cette preuve devant un tribunal.

2.4.3.3 Exemples de problèmes inverses

- ✓ Pour écrire des pilotes pour certains périphériques comme la webcam et le scanner, les développeurs de logiciels libres se retrouvent souvent contraints à faire de la rétro-ingénierie sur le pilote : en interceptant les échanges entre la puce et se dernier et découvrant ainsi comment dialoguer avec la puce. Il s'agit, ensuite, de simuler le pilote, puis de faire mieux.
- ✓ En cryptographie, la rétro-ingénierie prend plusieurs formes avec des attaques cryptanalytiques. Le but est d'extraire des informations secrètes depuis la boîte-noire symbolisant la procédure de chiffrement. Ces types d'attaques sont nommés attaques par canaux auxiliaires.

2.4.4 Approche évolutionniste

Les premiers algorithmes tentant d'interpréter l'évolution sont les algorithmes génétiques [Hol75][Gol 89](voir Section 3.3.1.1.2.b). Dans ces modèles, on définit, par similarité avec les notions biologiques, un chromosome comme étant une suite de bits. On assimile le chromosome à un programme où chaque gène exprime une fonction informatique. L'ensemble des algorithmes faisant référence à l'évolution sont regroupés sous le nom d'algorithmes évolutionnistes (AE). Les valeurs définies sur le chromosome s'appellent les gènes. L'évaluation du chromosome est réalisée via la correspondance génotype-phénotype. La construction d'un individu est définie comme la traduction d'un chromosome. Dans la plupart des algorithmes évolutionnistes, la traduction de chaque gène est liée à l'endroit où il est situé sur le chromosome. Par similarité à la génétique on parle du locus du gène [Van 09].

Au début, une population de chromosomes est générée aléatoirement. Chaque individu de la population constitué d'un ou de plusieurs chromosomes est ensuite placé dans un environnement où l'on évalue sa performance vis-à-vis d'une tâche donnée. Les individus sont ensuite classés en fonction de leur performance et l'on choisit de manière préférentielle les individus ayant les performances les plus élevées. Cette étape est l'équivalent de la sélection naturelle où les individus ont d'autant plus de chances de transmettre leurs caractéristiques qu'ils sont adaptés à l'environnement. On constitue alors une nouvelle population. Pour créer de nouveaux chromosomes, on introduit une composition génétique par l'intermédiaire des opérateurs de variation : mutation et croisement. La mutation consiste à modifier aléatoirement la valeur d'un gène. Le croisement consiste en un échange de gènes entre deux chromosomes. Remarquons qu'il s'agit ici d'une simplification du processus naturel équivalent où le croisement fait référence à un échange de gènes entre deux chromosomes **homologues**⁷, au sein d'un même individu. Cependant, on obtient dans les deux cas une recombinaison de gènes. Les individus de la nouvelle population sont alors évalués à leur tour, et ainsi de suite, pendant plusieurs générations.

Il est clair que le fonctionnement de l'algorithme évolutionnaire est basé sur le différentiel de performance entre les individus d'une population. **Exemple :** au sein de la population initiale, un certain nombre d'individus vont se comporter, du fait de la distribution aléatoire des paramètres, mieux que les autres. Si ce différentiel n'existe pas alors l'évolution stagne ; la sélection va se faire au hasard et les individus de la génération suivante n'ont aucune raison d'être meilleurs que ceux qui les ont produits. On parle, alors, du problème de l'amorçage de l'évolution [Van 09].

2.4.4.1 Problème du voyageur de commerce (PVC)

⁷ **Homologue :** En biologie, indique qui est hérité d'un ancêtre commun ; se dit d'organes d'espèces voisines n'ayant pas nécessairement la même structure ni la même fonction mais provenant des mêmes ébauches embryonnaires.

Les algorithmes évolutionnistes AE (AG pour algorithmes génétiques, SE pour stratégies évolutives, PE pour programmation évolutionnaire et PG pour programmation génétique), en tant que métaheuristiques, sont utilisés majoritairement dans le domaine de l'optimisation pour résoudre des problèmes inverses. Il s'agit d'une classe de problèmes, où l'on peut évaluer une solution pour dire qu'elle est bonne ou mauvaise, sans pour autant avoir de méthodes directes conduisant à la construction d'un ensemble de paramètres permettant d'y aboutir. Ces algorithmes permettent de trouver des paramètres adaptés, en partant de solutions qui sont générées aléatoirement à l'initialisation de l'algorithme. Mis à part la définition des paramètres que l'on souhaite optimiser et l'ordre dans lequel ils apparaissent sur le chromosome, les connaissances sur le problème, nécessaires à la définition d'un algorithme évolutionniste, sont peu nombreuses. Un exemple classique de problème inverse, dans cette perspective, est celui du voyageur de commerce (voir Section 2.4.2.2). L'évaluation de chaque solution est possible, car on peut calculer la distance parcourue pour un trajet donné. Cependant, la génération de la solution optimale est NP-complet. L'application d'un algorithme évolutionniste pour résoudre ce problème peut se faire de la manière suivante (voir Figure.2.7) : chaque gène correspond à une ville, et deux gènes consécutifs définissent le déplacement de la première ville vers la seconde. Chaque chromosome sera constitué alors d'une suite de nombres correspondant à l'index de chaque ville dans un tableau. Ceci représente le nombre de paramètres dans le chromosome. On génère aléatoirement un ensemble de trajets passant par chacune des villes. Ceci correspond à la population initiale de chromosomes. La traduction de chaque chromosome consiste alors à construire le trajet correspondant, et l'évaluation correspond alors à la distance parcourue au cours de l'ensemble du trajet. Parmi l'ensemble des chromosomes générés initialement, certains seront meilleurs que d'autres. Les chromosomes correspondant à ces trajets auront alors plus de chances d'être sélectionnés pour constituer la population suivante. On applique alors les opérateurs génétiques, qui permettent de générer de nouveaux trajets à partir des chromosomes sélectionnés, et cette nouvelle population est évaluée. On répète, ainsi, le processus, jusqu'à obtenir le trajet de distance minimale dans l'espace exploré.

L'un des intérêts des algorithmes évolutionnistes pour l'optimisation c'est que le fonctionnement basé sur une population, c'est-à-dire un ensemble de solutions, a la capacité de couvrir l'ensemble des paramètres dans l'espace du problème sans le faire réellement. Pour l'exemple précédent, il s'agit de l'ensemble des trajets possibles entre toutes les villes. Ensuite, comparer l'ensemble des solutions et choisir celles qui donnent le meilleur résultat. Un autre intérêt des algorithmes évolutionnistes c'est que la solution est optimisée dans sa totalité représentant l'ensemble des paramètres et les relations qui peuvent exister entre eux.

Dans le cas de ce problème, considérer à chaque étape le déplacement vers la ville la plus proche ne conduit pas forcément au trajet le plus court ; on laisse de côté, par cette méthode, un certain nombre de villes qu'il faut parcourir avec des distances très grandes. Les AE ont une forte inspiration biologique, mais leur utilisation pour simuler des systèmes biologiques est également limitée.

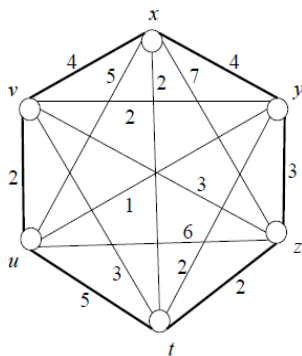


Figure.2.7- Traitement du PVC par AE : Dans cet exemple, les villes x, y, z, t, u et v représentent les gènes. Donc, deux gènes consécutifs comme xy ou vz représentent le déplacement respectivement de la ville x vers y de cout 4 et de v vers z de cout 3. Chaque chromosome est, alors, un trajet sans répétition, dont la valeur est la somme des couts de ses déplacements, comme xzytuv de cout 16 et vyxtuz de cout 19. La population initiale sera constituée d'un nombre prédéfini de chromosomes choisis aléatoirement. En appliquant une version adéquate d'un AE où les opérations de mutation et croisement doivent vérifier la cohérence des trajets produits on finira par aboutir au trajet de distance minimale.

2.4.4.2 Problème de convergence dans les algorithmes génétiques

L'ajustement des paramètres génétiques représentent un autre problème inverse important à considérer. Du choix des valeurs de ces paramètres dépendent, aussi bien la réussite de la convergence du processus évolutionnaire de l'algorithme génétique adopté que son accélération. Jusqu'à nos jours, il n'existe aucune méthode directe permettant de régler ces paramètres. L'idée, dans ce cas, est d'utiliser une approche inverse qui considère la résolution du problème ciblé par une autre méthode comme le recuit simulé et de l'utiliser pour ajuster les paramètres génétiques en procédant de la même façon expliquée dans la **section 2.3**. Après on pourra utiliser les valeurs de ces paramètres génétiques pour résoudre les problèmes de toute la classe d'appartenance du problème ciblé. Parmi les paramètres les plus influant sur le processus de convergence évolutionnaire on retrouve : le nombre de générations, le nombre d'individus par génération, et les probabilités de mutation ainsi que de croisement.

L'efficacité des algorithmes génétiques dépend fortement du choix des opérateurs génétiques intervenant lors du processus de diversification de la population au cours des générations et dans l'exploration de l'espace des solutions. Une perte de cette diversité peut impliquer une convergence prématurée de l'algorithme vers un optimum local. Dans les algorithmes génétiques classiques c'est l'opérateur de croisement qui assure la diversité de la population. Pour cette raison, il doit être basé sur une méthode de sélection consistante **[Bea 93]**. Les performances des algorithmes se trouvent souvent pénalisées par le caractère très aléatoire des opérateurs de croisement et de mutation. Pour pallier cet inconvénient, de nouveaux opérateurs sont proposés **[Ben 02]**. En effet, dans la nature la diversité des espèces génétiques est obtenue grâce à la participation de différents mécanismes et stratégies faisant intervenir des processus tels que l'insertion, la duplication et le mouvement des gènes. Ceci, a inspiré de nouveaux opérateurs génétiques comme la transformation et la transposition qui représentent une alternative à l'opérateur de croisement classique. Ce qui fait intervenir un autre paramètre à ajuster dans le problème inverse, il s'agit de la taille du chromosome.

2.4.5 Problème de reconstruction de faits d'un système complexe

L'étude des systèmes complexes se fait, de plus en plus, à l'aide de systèmes multi-agents. Où, on modélise aussi bien la structure des systèmes que les interactions entre leurs parties, identifiées comme des agents. Et ceci, dans le but de reconstruire différents faits globaux propres à ces systèmes. **Exemples** : la diffusion de l'information au sein d'un groupe ou la structure d'un regroupement **[Abr 97]**. Dans un cadre sociale, par exemple, le terme de regroupement sera substitué à celui de communauté, secte ou bande **[Gir 02][Was 94]**. Ces questions sont, généralement, liées à un problème dit de **reconstruction** ; après avoir désigné et observé certains macro-faits pertinents au niveau d'un système réel (naturel/artificiel), il s'agit de proposer un modèle qui reconstruit ces faits, les explique et arrive même, dans la mesure du possible, à fournir des prédictions concernant l'évolution du système. De nouveaux faits globaux peuvent émerger pour certains systèmes complexes (**voir Section 2.5.2**).

Dans de nombreuses disciplines, des approches systémiques et formelles sont développées pour comprendre et reproduire ces faits globaux, appréciés de manière qualitative, par l'observateur, au niveau macroscopique. **Exemples** : identifier la cohésion dans une communauté d'insectes sociaux, dévoiler les causes d'un dysfonctionnement complexe (genre climatique, biologique ou informatique) ou expliquer la répartition de tâches au sein d'un groupe. En procédant ainsi, on suppose une relation formelle entre les faits globaux du système ciblé et les structures abstraites du modèle utilisé. **Exemple** : la cohésion, précité, au sein d'une communauté pourra être décrite à l'aide d'un graphe où les nœuds représentent les membres de cette communauté et les arcs leurs interactions **[Bor 97][Bre74][Fre03][Whi76]**. Ceci revient à reconstruire de manière ascendante un système existant **[Fre89]** et l'évaluer en se rapportant à des méthodes fiables; l'avantage étant que l'information de bas-niveau est souvent plus pratique à collecter, plus facile à observer et induit des descriptions plus robustes **[Bon02][Rot 07]**.

2.4.5.1 Principe de reconstruction : L'opération de reconstruction représente un **problème inverse**. Elle invoque un point de vue de bas niveau en vue de reconstituer certains faits propres à ce même niveau d'observation ou à un niveau supérieur où la structure est plus générique. Formellement, on peut associer par une correspondance P , un macro-fait H_t observé au niveau H à l'instant t , engendrant une dynamique Dh aux états B_t d'un ensemble d'agents de niveau plus bas B au même instant t , produisant une dynamique Db . Formellement cette correspondance est décrite comme suit :

$$P(B_t) = H_t \quad (2.5)$$

Il est clair que si le bas-niveau coïncide avec le haut-niveau, P devient la transformation identité I_d . Outre cette correspondance entre agents formels et descriptions qualitatives globales, on peut proposer une dynamique sur B_t , notée $Db(B_t)$ pour faire émerger la dynamique qui émane de H_t , notée $Dh(H_t)$. Ceci doit conduire en fin de compte à une équivalence entre le résultat de la dynamique supposée du bas-niveau sur laquelle on opère la transformation P et la dynamique de haut-niveau, ce qui se traduit formellement par :

$$P \circ Db(B_t) = Dh(H_t) \quad (2.6)$$

On peut dire, alors, que :

$$P \circ Db = Dh \quad (2.7)$$

ce qui se traduit par un schéma (voir Figure.2.8) qu'on retrouve dans des études de systèmes dynamiques [Nil 05][Rue 00]:

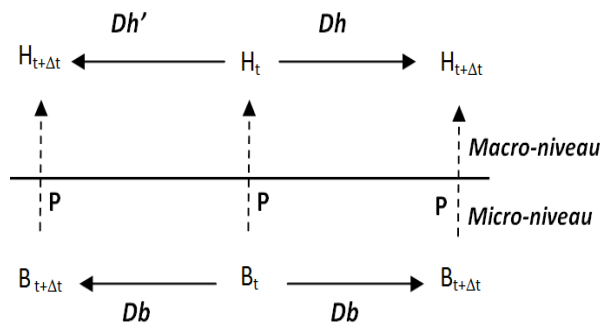


Figure.2.8-Reconstruction de macro-dynamique : Des Etats d'agents B_t (produisant une dynamique Db) correspondent via P à un macro-fait H_t (engendrant une dynamique Dh et pouvant aussi engendrer une macro-dynamique Dh' , possédant en plus de nouvelles propriétés non identifiées dans Dh).

Roth et d'autres auteurs considèrent, plus concrètement, l'exemple d'un réseau social, où H_t décrit la structure de la communauté au sein d'un groupe social, tandis que B_t dénote le réseau social entre les individus, décrit par un ensemble de caractéristiques monadiques, dyadiques ou polyadiques. Un algorithme adéquat de découverte de communautés pourrait fournir un P qui ferait correspondre le réseau B_t à la communauté H_t [Rot 07][Eve98][Fra95][Gir02][Pal05][Was 94]. Le choix de l'ontologie⁸ du bas-niveau B_t sera fait de sorte de disposer d'une transformation P empiriquement valide entre B_t et H_t . On essayera alors de concevoir un comportement des agents au bas-niveau B_t décrivant le mécanisme de morphogenèse Db (comme les interactions ou les ajouts de liens) tel que le modèle reproduise Dh via P .

2.4.5.2 Analyse expérimentale : Le succès de la reconstruction dépend de la capacité de $P \circ Db$ à décrire Dh , que celle-ci repose sur une simulation informatique ou une résolution numérique/analytique via un modèle mathématique. Etant donné qu'on dispose déjà de Dh comme référence empirique, sous la forme d'une série de mesures expérimentales ou sous forme d'une théorie établie, deux attitudes sont, alors, possibles (voir Figure.2.8) :

⁸Une **ontologie** en informatique est un ensemble structuré de concepts permettant de donner un sens aux informations. Ces concepts sont organisés dans un graphe dont les relations peuvent être : - des relations sémantiques, - des relations de composition ou d'héritage (au sens objet). L'objectif premier d'une ontologie est de modéliser un ensemble de connaissances dans un domaine donné.

- reconstruire Dh en proposant une dynamique Db suffisamment valide, auquel cas le modèle de Db peut être utilisé pour expliquer Dh de manière micro-fondée, à partir du comportement des agents. On conclut alors qu'un fait global donné est l'intégration systémique d'un type particulier de mécanismes de bas-niveau. La reconstruction peut, ainsi, aller jusqu'à prédire le comportement futur du système en suggérant des modifications sur Db (ces modifications peuvent être normalisées et catégorisées), ou
- trouver un comportement nouveau et imprévu provenant de H , auquel cas la nouvelle dynamique Dh' produite par le modèle, directement dérivée de $P o Db$, possède certaines propriétés qui étaient inconnues a priori dans Dh , mais qui se révèlent empiriquement correctes.

2.4.5.3 Problème de cohérence

- **Pour la première attitude :** la reconstruction de certains faits globaux ne sera une réussite que lorsque le comportement décrit par la dynamique Db concordera avec la réalité. Un Db peu fiable pourrait invalider la qualité prédictive du modèle et même menacer celle explicative, alors qu'il pourrait être préférable de s'appuyer sur un modèle Db plus simple mais plus fidèle. En d'autres termes, Db est sans aucun doute une approximation, comme dans tout modèle, mais ce que Db décrit explicitement doit être valide et s'appuyer sur des observations solides, même si une partie de la dynamique réelle doit être omise. Avant d'adopter un modèle, il s'agit de prime abord de le valider expérimentalement.
- **Pour la deuxième attitude :** il serait délicat d'obtenir une dynamique reconstruite Dh' , induite par $P o Db$, correspondant effectivement à ce que l'on connaît déjà de la dynamique empirique Dh , mais correspondant uniquement à ces faits globaux, de sorte que les nouvelles propriétés, inattendues de la reconstruction soient en réalité incorrectes. Dans cette approche, il est important de valider Db et Dh' . En l'absence de cette garantie, le modèle associé risquerait de ne fournir qu'un apport limité, voir aller à simplement répéter Dh , sans pouvoir de généralisation supplémentaire ; la démarche système complexe perdrait ainsi en pertinence.

2.4.5.4 Robustesse des hypothèses : Il est clair que la reconstruction doit être stable par rapport aux hypothèses émises ; elle ne doit pas être très sensible aux changements minimes des hypothèses. **Exemple :** le modèle de formation de réseau social [Bar 99] reconstruit un fait global standard concernant la distribution de connectivité des agents et l'hétérogénéité des positions de ces agents [Whi76]. Il est fondé sur un mécanisme simple : de nouveaux individus entrent dans le système à un taux constant, en interagissant préférentiellement avec les agents les plus connectés, de manière linéaire (proportionnellement aux voisins des agents déjà présents). Cependant, on observe que ce comportement d'interaction préférentielle est légèrement non-linéaire dans de nombreuses situations [Bar 02]; une déviation infime dans ce modèle semble remettre totalement en cause ses conclusions et la distribution des connectivités n'est plus reconstruite [Kra00]. La non-robustesse potentielle d'un modèle vis-à-vis des hypothèses qui se veulent plus ou moins génériques dans le cas de systèmes sociaux impose la question suivante : à quel point un comportement particulier peut-il n'être dû qu'à une anomalie ponctuelle du modèle ?

2.4.6 Système multi-agents

Deux objectifs majeurs motivent la recherche sur les **systèmes multi-agents**⁹ (SMA), actuellement :

- L'utilisation de mécanismes comme ceux de la coordination, la collaboration, la coopération, la compétition, la concurrence et les interactions afin de réaliser des systèmes distribués capables d'accomplir des tâches complexes.

⁹ Pour plus de détails sur les SMA voir la **Section 4.2**

- L'étude théorique et expérimentale de mécanismes d'auto-organisation collective, d'adaptation et d'émergence qui apparaissent lorsque des entités autonomes interagissent massivement.

Les modèles actuels privilégient les approches décentralisées où les décisions ne sont pas prises par un agent pivot ayant une vue globale, mais par chaque agent séparément. L'inconvénient c'est que ces agents, ont une vision partielle sur l'environnement où ils évoluent, donc incomplète. Chaque agent peut être assimilé à un automate décrivant perpétuellement un cycle à trois états (voir Figure.2.9) [Cha 01]:

- **perception** : il perçoit son environnement immédiat ou soit même à l'aide de capteurs,
- **décision** : ce qu'il doit faire compte tenu de son état interne, des valeurs de ses capteurs et de ses intentions,
- **action** : il agit en modifiant son état interne et/ou son environnement immédiat.

Cependant si la modélisation de ce cycle comportemental à trois phases d'un agent ne pose pas de problème, la modélisation multi-agents ne dispose pas, jusqu'à nos jours, d'outils théoriques adéquats pour traiter les deux problèmes suivants [Gra 04]:

- **problème direct** : déduire le comportement collectif d'un système multi-agents à partir des comportements individuels de ses agents. **Exemple** : dans un système multi-agents modélisant une tribu, l'étude du comportement de ses individus peut aider les sociologues, via un modèle simulant le comportement de chaque individu, à mieux saisir les comportements collectifs de cette société traditionnelle, comme les coutumes et les rites. Ceci est une approche plutôt empirique permettant de contourner l'incapacité de ces systèmes à élaborer une méthode analytique ayant une base théorique, permettant de déduire et d'expliquer le comportement global à partir des comportements propres à chaque individu.

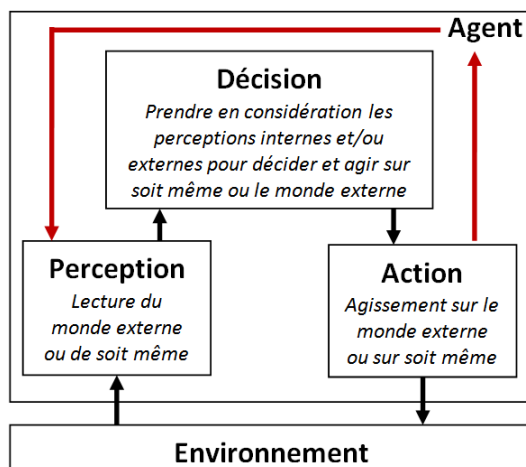


Figure.2.9-Cycle d'exécution d'un agent : le comportement d'un agent peut être assimilé à une mécanique à trois phases de fonctionnements : - une perception de soi, flèche rouge, ou de l'environnement où il se trouve (ceci comprend aussi les autres agents), - une décision réactive ou cognitive qui prend en considération les perceptions précitées, et - la traduction de la décision prise en une action qui peut s'appliquer aussi bien sur soi, flèche rouge, que sur son environnement.

- **problème inverse** : permettant de retrouver le comportement individuel d'un agent quand on connaît le comportement global du système multi-agents. **Exemple** : On cherche à définir les comportements propres à chaque citoyen influençant la structure d'une ville donnée. Ceci revient à chercher, via la simulation, dans un espace de comportements individuels ceux qui aboutissent à une telle émergence. Mais, jusqu'à nos jours on ne possède pas de moyens théoriques fiables, induisant de tels comportements individuels d'une structure de ville donnée.

2.4.7 Intelligence en essaim

Les insectes sociaux sont capables de résoudre un large éventail de problèmes statiques, comme : le problème du voyageur de commerce, l'affectation de tâches et la coloration de graphe. Aussi, ils sont capables de résoudre des problèmes dynamiques, comme : le **roulage**

orienté connexion¹⁰ et le **routage sans connexion**¹¹. Les techniques employées, dans ces conditions, offrent un haut degré de flexibilité et de robustesse dans des environnements qui peuvent être très dynamiques. Elles permettent, en particulier, de résoudre de façon efficace des problèmes d'optimisation, comme le problème de l'adaptation du flux de communications circulant sur un réseau informatique. Les sociétés d'insectes ont une capacité à résoudre ce genre de problèmes d'une manière très flexible (en s'adaptant aux brusques changements de l'environnement) et robuste (en continuant à fonctionner lorsque certains individus échouent dans l'accomplissement de leur tâche). Les problèmes quotidiens résolus par une colonie sont nombreux et de nature très variée. **Exemples** : la recherche de nourriture, la construction du nid et la division du travail. La plupart de ces problèmes se retrouvent, aussi, dans le domaine des sciences de l'ingénieur et vie artificielle.

Les études réalisées par les éthologues ont montré que certains comportements collectifs des insectes sociaux étaient auto-organisés. L'auto-organisation caractérise des processus au cours desquels des structures émergent au niveau collectif, à partir d'une multitude d'interactions simples entre insectes, sans être codées explicitement au niveau individuel. Certaines interactions, comme celles d'une fourmi qui suit la piste de phéromone laissée par une autre, aident à résoudre collectivement des problèmes difficiles. **Exemple** : trouver le chemin le plus court parmi d'innombrables voies conduisant à une source de nourriture. L'intelligence en essaim est le nouveau domaine de recherche qui a permis de transformer des modèles du comportement collectif des insectes sociaux en des méthodes utiles pour l'optimisation et le contrôle. Ce domaine a permis de transformer la connaissance que les éthologues ont des capacités collectives de résolution de problèmes chez les insectes sociaux en des techniques artificielles de résolution de problèmes. Parmi les méthodes de contrôle et d'optimisation inspirés de modèles de recherche collective de nourriture chez les fourmis on peut citer l'optimisation par colonie de fourmis et le routage par colonie de fourmis.

2.4.7.1 Optimisation par colonie de fourmis

Les éthologues ont pu expliquer que les fourmis étaient capables de sélectionner le plus court chemin pour aller du nid à une source de nourriture grâce au dépôt et au suivi de pistes de phéromone. Ils ont démontré expérimentalement que lorsqu'une colonie de fourmis doit emprunter un pont à deux branches de longueurs différentes pour exploiter une source de nourriture, elle sélectionne la branche courte si la différence entre les longueurs des branches est suffisamment importante. Les fourmis déposent de la phéromone à l'aller vers la source de nourriture et au retour vers le nid (**voir Figure.2.7**). Au départ, le choix est aléatoire mais la branche courte devient vite la plus marquée car les fourmis qui l'empruntent arrivent plus vite au nid et auront statistiquement plus de chance de l'emprunter lorsqu'elles retourneront vers la source de nourriture [**Bon¹00**][**Bon² 00**][**Bon 99**]. Il a été démontré expérimentalement que même lorsque les branches ont la même longueur, les fourmis finissent par choisir une seule branche.

Problème direct : des chercheurs du domaine qui observent le phénomène de fourragement, concrètement, dans une fourmilière s'interrogent sur la réaction collective des fourmis, lorsqu'on supprime la source de nourriture, après qu'une fourmi l'ait eu détectée et eu commencé à informer les autres ? Une fois l'expérience mise en place et répétée plusieurs fois sur la même fourmi, le résultat obtenu est inattendu ! Les fourmis informées, ont fini par tuer

¹⁰**Routage orienté connexion** : les protocoles utilisés dans ce genre de réseau livrent un flux de données dans le même ordre qu'avec lequel il a été envoyé, après avoir d'abord établi une session de communication. Cela peut être une connexion de type commutation de circuits, ou de type circuit virtuel dans le cas d'un réseau de commutation de paquets. Dans ce dernier cas, il identifie les flux de trafic par un certain identifiant de connexion plutôt que par l'utilisation explicite des adresses source et destination.

¹¹**Routage sans connexion** : le protocole CLNP pour « Connectionless Network Protocol » est un protocole d'adressage normé par l'Union internationale des télécommunications, utilisé dans ce genre de routage. À l'instar d'IP, il n'impose pas l'établissement d'un circuit virtuel avant l'envoi de données.

cette dernière. Ceci nous donne une idée sur la prise de conscience collective chez les fourmis du danger que représente une fourmi dont les comportements sont incohérents.

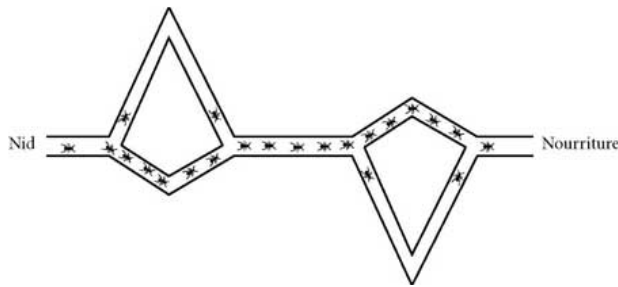


Figure.2.10-Plus court chemin découvert par des fourmis : grâce à un système de marquage par phéromone, les fourmis sont capables de découvrir le plus court chemin allant du Nid jusqu'à la nourriture. Notons que ce chemin subsiste tant que la source de nourriture n'est pas épuisée.

Problème inverse: On cherche à comprendre les règles qui régissent les comportements des fourmis pour sélectionner le plus court chemin entre le nid et la source de nourriture (voir **Figure.2.9**). A l'aide de la simulation sur ordinateur ils reproduisent un modèle de ce système complexe en émettant des hypothèses sur les comportements élémentaires observés chez les fourmis, dans le cas du fourragement, dans leur milieu naturel. La recherche continue dans un espace de règles simulé jusqu'à ce que le chemin le plus court émerge au macro-niveau. Les résultats obtenus ont été repris par des mathématiciens pour résoudre des problèmes classés NP-difficiles. Le problème du voyageur de commerce (voir **Section 2.4.2.2**) en est un exemple. Son principe général est : des fourmis artificielles sont utilisées pour construire des pistes de phéromone dont la concentration varie en fonction de la distance totale qu'elles ont parcourue, on peut obtenir des chemins quasi optimaux. Cette optimisation est une conséquence de l'interaction subtile entre renforcement et évaporation de la phéromone, qui fait que seules les meilleures liaisons subsistent [Zan 2007].

2.4.7.2 Routage par colonie de fourmis

Un réseau de communication représente un système-complexe dynamique et imprévisible : un transfert entre deux entités communicantes passe par des nœuds intermédiaires. Pour planifier le trajet du message efficacement, l'algorithme qui le route doit éviter les voies chargées afin de minimiser les délais et détourner la congestion. En plus, il doit trouver des voies de secours, lorsque les conditions de transmission deviennent difficiles.

Des chercheurs ont proposé une solution à ce problème en s'inspirant du comportement des fourmis ; des agents-fourmi déposent une information numérique, sorte de phéromone virtuelle, au niveau des nœuds du réseau afin de favoriser les passages à travers les voies non congestionnées, tandis qu'un mécanisme d'évaporation fait remonter, progressivement, ces voies désavantagées au premier plan de la sélection des routes. Pour se faire, chaque nœud dispose d'une table décrivant l'état du trafic, indiquant aux messages le chemin à suivre selon leur destination. Des agents-fourmi ajustent continuellement les valeurs des tables qui reflètent, alors, les conditions de circulation sur le réseau. Notons que, la quantité de phéromone ajoutée est inversement proportionnelle au temps de déplacement : pour un agent-fourmi qui a subi un retard important sur une route encombrée, la quantité de phéromone ajoutée dans la table (dont la valeur permet de router des messages vers cette voie surchargée) est faible. En revanche, un agent passant rapidement d'un nœud à un autre, renforce l'utilisation de la voie empruntée, en déposant une grande quantité de phéromone.

Pour la cohérence de la solution proposée, on ajoute des contraintes empêchant qu'un chemin encombré par de nombreux agents, ait une quantité de phéromone supérieure à celle déposée sur une voie non congestionnée ; fréquentée par moins d'agents. Cet algorithme de routage bio-inspiré supprime les alternatives non significatives grâce à une évaporation de la phéromone : toutes les valeurs des tables sont régulièrement diminuées. Les opérations d'évaporation et d'accumulation des phéromones par les agents-fourmi fonctionnent de pair; sur

les voies encombrées, l'évaporation est supérieure au renforcement; en revanche, les chemins dégagés se renforcent. Lorsqu'un chemin qui était satisfaisant se congestionne, les agents qui l'empruntent sont retardés, et l'évaporation devient supérieure au renforcement. Le chemin est alors rapidement abandonné, et les agents découvrent d'autres voies qu'ils exploitent. L'avantage est double : - lorsque des messages sont redirigés vers des zones du réseau moins surchargées celles-ci se décongestionnent, et - les connexions sont rapides [Bon 12].

Problème inverse : La relation de dualité liant les opérations d'évaporation et d'accumulation impose une normalisation entre les quantités de phéromone utilisées, aussi bien dans l'une de ces opérations que dans l'autre. Et ceci, afin d'éviter la congestion : - dans le cas où l'écart entre la quantité ajoutée de phéromone et celle retirée est grand, la détection de l'encombrement sera retardée et la congestion peut, alors, survenir à tout moment, - dans le cas où ces quantités sont rapprochées, des voies libérées restent inexploitées pendant une durée suffisante, ce qui a favorisé l'émergence de la congestion. Le problème d'ajustement de cet écart devient alors un problème inverse d'ajustement de paramètre à résoudre (voir Section 2.3) où l'objectif à atteindre exprime la nécessité de maximaliser l'exploitation équilibrée de toutes les possibilités de routage pour un transfert de message donné, ce qui permet d'éviter au mieux le phénomène de congestion.

Problème direct : proposer des valeurs pour les quantités d'ajout et de retrait précitées et noter les résultats obtenus pour un algorithme de routage par colonie de fourmi implémenté dans un vrai système ou simulé. Ces observations peuvent faciliter considérablement la résolution du problème inverse.

2.4.8. Apprentissage

L'apprentissage peut être vu comme un cas particulier de résolution du problème inverse. Dans le cas d'un problème direct, on se donne des effets ou des propriétés et on en cherche les conséquences. **Exemple :** un avion avec des caractéristiques spécifiques est capable de supporter telle charge dans telles conditions. Dans le cas d'un problème inverse, on exprime nos besoins sous forme de spécifications souhaitées et on cherche à concevoir un système qui les vérifie. C'est en évidence le problème typique auquel sont confrontés les ingénieurs. Prenons deux exemples :

- On peut dire que la théorie des probabilités est une théorie s'attachant à un **problème direct** ; Si on considère un modèle paramétré désigné : La question à poser serait alors formulée ainsi : «quelles sont les probabilités associées à un tel événement ? ». Quant à la théorie des statistiques qui, elle, s'attache à un **problème inverse** ; la question qu'elle suscitera en présence d'un échantillon de données serait de la sorte suivante : « quel est le modèle qui permettra de l'expliquer, c'est-à-dire qui pourrait l'avoir produit ?)
- Soient deux nombres donnés, il est facile d'en trouver le produit, c'est le **problème direct**. Mais, il n'est pas évident de trouver à partir d'un nombre ceux dont il est le produit, c'est le **problème inverse** ; plusieurs solutions existent.

Comme mentionné précédemment, les problèmes inverses sont souvent des problèmes mal posés, ne possédant pas de solution unique. Selon cette perspective, l'étude de l'apprentissage peut être vue comme la recherche des conditions permettant de résoudre un problème mal posé, c'est-à-dire des contraintes qu'il faudra ajouter pour que la procédure de résolution trouve une solution particulière [Cor 03].

2.5 Emergence inversée

2.5.1 Introduction

L'intelligence collective est basée sur le comportement émergent d'un groupe d'**agents sociaux**¹² accomplissant des tâches simples. Dans la nature, on décèle ceci chez certains types d'insectes [Bon 99] et de bactéries [Shk 11]. Mais aussi, dans le monde artificiel, ces systèmes complexes à fonctionnalités sophistiquées abondent dans de nombreux secteurs, comme les télécommunications [Kas 01] et la robotique [Arq 00]. Ils font usage d'une multitude d'agents disjoints, hautement interagissant, en utilisant des règles simples. Un grand nombre d'algorithmes, basés sur le principe de l'émergence ont été développés ces dernières décennies. Et ceci, dans des domaines variés, comme : - pour aider à l'équilibrage de charge dans les réseaux point-à-point [Mon 02], - au routage dans les réseaux radio mobile ad hoc [Gün 02], et - dans l'auto-assemblage basés sur le concept de l'auto-organisation [Leu 03].

Il est à noter que le fait de doter des agents d'un système complexe de règles simples ne garantit en rien la découverte de comportements émergents significatifs au niveau global. Ce problème direct (**voir Section 2.1.1**) est généralement traité dans le but d'enrichir une base de macro-phénomènes émergents associés à des micro-règles. Une catégorisation convenable de cette base peut s'avérer utile dans l'optimisation du traitement du problème inverse (**voir Section 2.1.2**). Cette optimisation peut être amorcée par : - une proposition de micro-règles de la même classe que la solution recherchée, ou - en opérant des transformations appropriées, de préférence normalisées, sur des micro-règles correspondant à un macro-fait, intuitivement ou rationnellement sélectionné, dans cette base en vue d'approcher cette solution. Le problème inverse, dans ce contexte, est encore plus difficile (**voir Figure.2.11**). Considérons un phénomène émergent observé/souhaité respectivement d'un système complexe réel/conçu; quelles sont les règles selon lesquelles les agents, constituant le système, devraient fonctionner pour le réussir ? Deux chemins sont, alors, envisageables: - faire des essais, dits à la main (by hand), en dotant ces agents de règles simples estimées, devinées ou prises séquentiellement. Ceci peut prendre une éternité sans, pour autant, garantir le résultat, ou - utiliser une métaheuristique. Dans ce deuxième cas, un contrôle disjonctif/conjonctif, de préférence flou, représente la manière la plus appropriée actuellement pour modéliser les interactions des agents. Notons que, comparé au contrôle conjonctif plus communément utilisé [Mam 74][Mam 75], le contrôle disjonctif est fortement tolérant aux pannes. Dans des communautés animalières comme les insectes sociaux, le contrôle est intrinsèquement disjonctif ; au lieu que les agents travaillent en coordination les uns avec les autres, chaque agent appartenant au groupe contribue individuellement au résultat. Le groupe est généralement chargé d'une mission collective bien définie, mais n'a aucune idée sur comment il doit l'accomplir. Des contraintes d'appréciation imposées sur le travail accompli et une méthode d'apprentissage adéquate peuvent augmenter les chances de la réussite d'une telle mission [Ewe 12].

Le travail des pionniers dans ce domaine s'est concentré sur l'amélioration du comportement émergent pour lequel la collectivité est conçu [Ade 06][Ans 09]. L'un des problèmes essentiels sur lequel focalise actuellement la communauté scientifiques dans ce domaine est celui de la recherche de comportements émergents non spécifiée basé-objectif et ceci sans tenir compte de la manière dont le but est atteint. Les résultats sont généralement inattendus. Il est clair que la détermination d'un comportement émergent à partir de règles d'interaction simples dans une collectivité donnée échappe souvent à nos capacités analytiques et intuitives [Gra 07]. Voici quelques exemples tirés de la littérature :

- chaque agent erre au hasard sur un sol recouvert de particules. S'il se heurte à une particule il la ramasse. Quand il se heurte à une seconde particule il largue sa charge. Maintenant qu'il est libre, il continue d'errer à la recherche d'une autre particule et le processus est répété continuellement [Bon 99].

¹² Un **agent social** est un agent, au sens système multi-agents, qui opère des interactions avec d'autres agents au sein de son environnement. Ces interactions peuvent faciliter la tâche d'un agent, on parle alors de coopération, ou le gêner dans la réalisation de ses buts, on parle alors d'encombrement et compétition. La communication est, aussi, l'une de ces formes d'interaction essentielles, nécessitant un support de communication adapté à tous les agents en interaction.

- chaque agent identifie au hasard 2 autres agents et se déplace pour se placer entre eux [Bon 01].
- chaque agent identifie au hasard deux autres agents, et tente de se déplacer de telle sorte qu'un agent : « le protecteur », soit entre lui et l'autre agent : « l'agresseur » [Ewe 12].

Les règles dans ces exemples sont exprimées clairement et sans ambiguïté. L'identification du comportement collectif émergent, toutefois, n'est pas évidente¹³. Ces trois exemples simples illustrent la difficulté de l'analyse du comportement émergent, même pour un groupe simple. La conception du groupe est encore plus difficile : soit un comportement émergent souhaité; le but requis ici est de retrouver l'ensemble des règles simples nécessaires à son émergence (voir Figure.2.11). Cette conception doit être la plus générale possible (applicable à plusieurs cas).

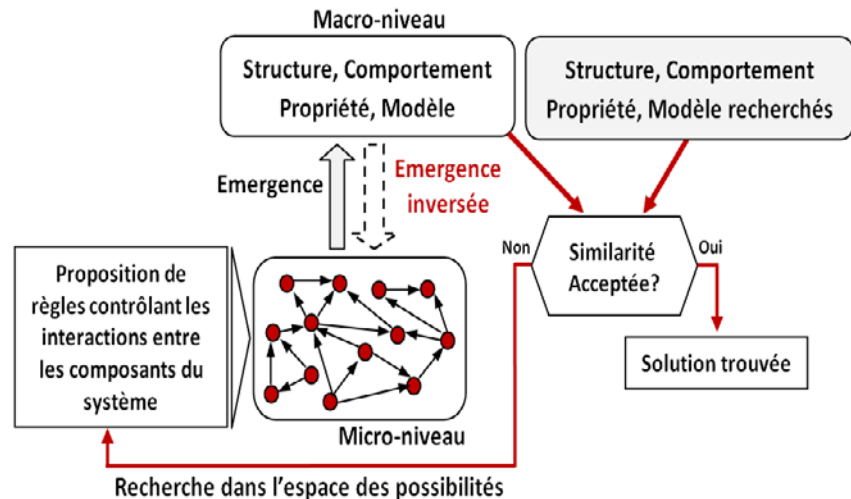


Figure.2.11-Emergence inversée : des règles de contrôle des interactions entre les composants du système sont proposées, le résultat obtenu au macro-niveau par émergence est comparé à celui attendu. Si la ressemblance est satisfaisante alors on arrête le processus de recherche (la solution étant trouvée) sinon une nouvelle proposition est sélectionnée à partir de l'espace des possibilités et le processus est relancé.

En se rapportant aux concepts des problèmes directs et inverses, introduits respectivement dans section 2.1.1 et section 2.1.2 et à cette section, on peut énoncer, ci-après, une définition de l'émergence inversée qui se veut simple et générique.

Définition : l'émergence inversée réfère à un problème inverse dont les sorties du problème direct sont obtenues par émergence.

2.5.2 Formulation du contrôle

Une représentation du contrôle au niveau de chaque agent sous une forme logique disjonctive et floue [Wil 98] [Com 04] est idéalement adaptée pour faire évoluer le comportement émergent dans un groupe d'agents. La forme disjonctive est consistante et permet au même titre que la représentation floue de rendre l'espace de recherche raisonnable. Ce qui permet d'accélérer le processus de convergence vers les micro-règles conduisant à l'objectif global. Ces micro-règles peuvent conduire aussi à l'émergence de comportements significatifs inattendus. On parle, alors, de l'émergence de nouvelles propriétés additionnée à l'émergence du but global. Pour illustrer ce concept de contrôle, prenons le cas simple d'un groupe d'agents

¹³Une fois qu'un comportement émergent est identifié, la relation entre les règles et le comportement émergent peut devenir plus clair.

homogènes où ses membres son dotés de la même logique de contrôle. Deux niveaux de contrôle sont alors à considérer :

- 1) **Contrôle de l'agent** : supposons qu'on a **P** agents dans le groupe et que chaque agent possède **K** senseurs $\{S_k \mid 1 \leq k \leq K\}$ et **L** actuateurs $\{A_l \mid 1 \leq l \leq L\}$. La logique floue peut être utilisée pour contrôler chaque agent où chaque senseur alimente le contrôleur de son propre agent en influençant ainsi la future décision remise aux actuateurs.
- 2) **Contrôle du groupe** : les résultats de chaque action des agents participent au comportement émergeant du groupe. C'est le cas type d'un essaim de particules. Les actions individuelles de chaque agent sont agrégées dans la performance de la stratégie globale du groupe et mesurées via une fonction d'évaluation adéquate. Dans ce second contrôle, chaque agent est conscient des membres du groupe qui se trouvent dans son entourage local et peut même se repérer par rapport à tout le groupe. **Exemple** : Pour un groupe de proies, où l'objectif global à atteindre est la survie, quantifiée par le temps nécessaire à la destruction de sa moitié. On peut par exemple fixer ce temps et rechercher les micro-règles qui permettent de sauver la moitié de la population après ce temps soit écoulé. Notons que plus le temps de survie est allongé, plus les micro-règles retrouvées sont de qualité ; le groupe de proies est considéré comme tenace, dans ce cas. Pendant que les proies agressées par les prédateurs jouent à la survie, des comportements émergents peuvent apparaître, exprimant des stratégies de cette survie. Citons comme exemples le comportement de dispersion (voir Figure.2.13.a) et celui de l'autosacrifice (voir Figure.2.13.b)[Ewe 12].

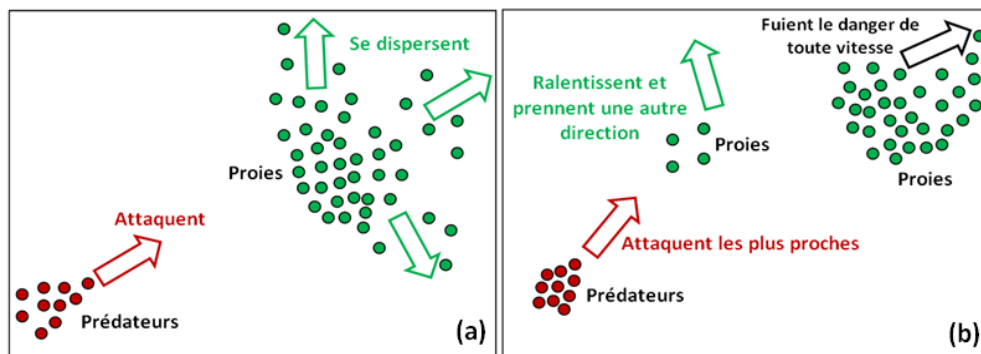


Figure.2.12-Stratégies émergentes : (a) on voit l'émergence de la **stratégie de dispersion** des proies lorsque les prédateurs attaquent en groupe. Ceci complique la tâche de ces derniers en les déconcentrant, ce qui augmente de beaucoup les chances de survie du troupeau dans sa globalité. (b) une autre stratégie émergente permet la survie des proies le plus longtemps possible (**qualifiée d'autosacrifice**) ; un petit groupe de proies ralentissent jusqu'à ce qu'il soit accroché par les prédateurs, puis se détache du reste du bétail en changeant de direction ce qui permet à leur congénères d'échapper à l'attaque.

2.5.2.1 Contrôleur conjonctif : Pour chaque conséquence ou résultat **C** qu'un agent produit, l'implication conjonctive traditionnelle peut être exprimée sous la forme suivante [Ewe 12] :

$$(\cap_{k=1}^K A_k) \rightarrow C \quad (2.8)$$

Où A_k est le descripteur du $k^{\text{ième}}$ capteur et **C** la conséquence associée. **Exemple** : considérons le contrôle d'une voiture.

Soient **C** = « Tourner légèrement à droite », et la règles de contrôle :

- Si (A_1 = tourner les pneus avants légèrement à droite **Et**
 A_2 = Tourner légèrement à gauche les pneus d'arrière **Et**
 A_3 = freiner légèrement avec les pneus de droite **Et**
 A_4 = accélérer légèrement avec les pneus de gauche) **Alors C**.

2.5.2.2 Contrôle disjonctif : L'implication disjonctive utilisée dans ce type de contrôle [Com 94] est :

$$\cup_{k,n} (A_k \rightarrow C) \quad (2.9)$$

Ici, la contribution de chaque capteur est agrégée pour évaluer la conséquence qui en résulte. Les règles correspondantes à ce type de contrôle concernant l'exemple ci-avant sont :

- Si** ($A_1 =$ tourner les pneus avants légèrement à droite **Alors C**) **Ou**
- Si** ($A_2 =$ Tourner légèrement à gauche les pneus d'arrière **Alors C**) **Ou**
- Si** ($A_3 =$ freiner légèrement avec les pneus de droite **Alors C**) **Ou**
- Si** ($A_4 =$ accélérer légèrement avec les pneus de gauche **Alors C**)

Dans la logique booléenne des propositions, il y a une identité entre les implications disjonctives et conjonctives dite **loi de l'importation** :

$$(\cap_{k=1}^K A_k) \rightarrow C \equiv \cup_{k,n} (A_k \rightarrow C) \quad (2.10)$$

En analysant les deux types de contrôles, on peut dire que la forme disjonctive est plus souple en comparaison avec la forme conjonctive ; si l'un des senseurs cesse de fonctionner, pour la forme disjonctive on peut toujours aboutir à la conclusion alors que pour la forme conjonctive la règle devient inopérante. Un autre avantage très apprécié concerne l'espace de recherche ; pour la forme conjonctive, cet espace, est beaucoup plus important que celui de la forme disjonctive. Si on a K senseurs A_k et pour chacun a_k représentent le nombre d'informations significatives différentes qui lui est associé alors la forme conjonctive a un espace de recherche de taille :

$$\prod_{k=1}^K a_k \quad (2.11)$$

Alors que pour un contrôle disjonctif, cet espace est plus réduit:

$$\sum_{k=1}^K a_k \quad (2.12)$$

2.5.3 Emergence inversée et problèmes mal posés

Comme on l'a vu dans la **section 2.2**, un problème qui ne vérifie pas les trois conditions du problème bien posé (stipulés par *Hadamard*) est forcément mal posé :

- **Existence de la solution** : l'existence d'une solution pour un problème inverse avec des sorties émergentes est discutable selon la nature du système complexe à étudier : **(a)** s'il s'agit d'un système naturel, il est évident que la solution existe étant donné que les sorties émergentes sont réelles. Le problème, dans ce cas, réside au niveau de la méthodologie utilisée concernant les expériences menées pour aboutir au résultat attendu. C'est un cas rencontré dans les laboratoires médicaux où on recherche la structure de la molécule guérissant une maladie donnée, sachant que cette maladie a été pré-appréhendée par la médecine traditionnelle via des herbes dont la liste est établie, **(b)** s'il s'agit d'un système artificiel à concevoir, la question de la démonstration de l'existence de la solution reste sans réponse, du moment que le problème en question concerne généralement un système complexe fortement dynamique où le modèle numérique/analytique pouvant le décrire est absent. Et, où un modèle algorithmique approprié décrivant l'évolution du protocole d'interaction entre ses composants peut se terminer correctement sans, pour autant, prouver que ceci converge vers une solution. L'idée de la relaxation mathématique n'a pas lieu d'être, puisque le modèle est absent. Mais, elle peut apporter un plus au niveau de la dynamique de bas niveau où on peut plus ou moins relâcher les contraintes qui peuvent peser sur les actions des agents.

- **Unicité de la solution** : Pour montrer que la solution n'est pas unique, il suffit de trouver une deuxième solution différente de la première. Ceci n'est pas ardu en comparaison avec la difficulté de traiter le problème de l'unicité. Pour trouver une seconde solution, on peut éliminer, de l'espace de recherche, celle déjà acquise, ou changer de zone de recherche et relancer le processus de celle-ci. Pour l'unicité, il faudra énumérer de manière implicite ou explicite tout l'espace des possibilités. Notons que les problèmes étudiés dans le cas de l'émergence inversée sont, de par leur nature, des problèmes NP-complets. Donc, avec un espace de recherche de taille démesurée, cette mission est presque impossible. Pour atténuer cette difficulté, on fait souvent appel aux techniques d'optimisation. Mais, toujours est-il que, la plus part du temps, le problème de l'unicité persiste.
- **Non continuité** : Quelque soit la méthode utilisée pour résoudre un problème par émergence inversée, elle reste approchée. Cela veut dire que la solution trouvée est loin d'être complète, consistante ou exacte ; elle reste toujours dépendante des données qui sont la plupart du temps entachées d'erreurs.

Il est probable, dans ce cas, que les problèmes résolus par émergence inversée soient des problèmes mal posés.

2.5.4 Problème de paramétrisation

Pour l'émergence inversée, deux types de paramètres ressortent : **(a)** de la modélisation, et **(b)** de la méthode d'investigation adoptée.

- a) l'espace de recherche des micro-règles est décrit par un ensemble de caractéristiques, propriétés et contraintes, qu'une fois recombinaison couvre toute la surface d'investigation. Pour les détails concernant les cas étudiés voir **Section 7.4**. Ceci engendre des milliers d'éléments qui peuvent conduire, même, à une explosion combinatoire. La première réaction envers ce problème est de réduire le nombre de paramètres obtenus après discrétisation de cet espace de recherche. Pour se faire, les paramètres représentant ces caractéristiques, propriétés et contraintes, sont classés en : - important ; ayant un effet direct sur le problème étudié, et - moins important ; ayant un effet secondaire. Une fois les paramètres les plus importants identifiés, il reste à ajuster leurs valeurs. Plusieurs techniques peuvent être employées, comme le fait de ne considérer que les cas les plus significatifs. **Exemple** : au lieu de considérer toutes les couleurs on ne codifie que les couleurs de base (les autres seront déduites). L'approche la plus adoptée actuellement, dans ce sens, est de faire appel à la logique floue en passant par les étapes de **fuzzification**¹⁴ et **défuzzification**¹⁵.
- b) Chaque heuristique utilisée possède ses propres paramètres qu'on doit ajuster afin que le processus en question se stabilise et puisse, ainsi, converger. Prenons l'exemple des approches évolutionnistes où la taille de la population ainsi que les probabilités de croisement et de mutation sont décisives quant à la convergence de l'algorithme évolutionniste adopté.

2.5.5 Approches de résolution

En générale, un problème inverse, implanté sur ordinateur, sera résolu sous forme d'un processus itératif [**Cha67**] composé d'une suite d'essais et d'erreurs qui doivent permettre d'aboutir au moins à une solution; on parle, alors, de processus de type cut-and-try [**Veï60**] ou de type trial-and-error [**God59**]. Il est clair qu'on est beaucoup moins aidé par l'ordinateur dans la

¹⁴ La **fuzzification** ou pondération est l'étape qui consiste en la quantification floue des valeurs réelles d'une variable donnée. Exemple : une personne mesure 1m 60 cm → cette personne est petite avec un degré de 75%, moyenne avec un degré de 25% et grande avec un degré de 0%.

¹⁵ La **défuzzification** ou concrétisation consiste en la transformation de l'information floue obtenu par fuzzification en une information compréhensible par le processus d'interprétation de la règle utilisée.

résolution d'un problème inverse qui est plutôt de conception, que dans la résolution d'un problème direct qui est plutôt d'analyse.

Il est à noter que dans un problème d'émergence inversée, l'identification du modèle de transformation des micro-interactions en macro-phénomènes ou macrostructures ne se pose pas puisqu'il est (le modèle en question) substitué à une black-box. Par contre, le modèle d'interactions des micro-constituants suit une tendance de simplification ; on cherche autant que possible à avoir un modèle réduit et efficace. Deux approches, essentielles, peuvent être envisagées pour traiter un problème de ce genre :

2.5.3.1 Inversion itérative

Le processus est constitué d'une boucle d'itérations au sein de laquelle se trouve le modèle direct, qu'on nomme modèle-émergence (black-box). La sortie du modèle-émergence est (1) comparée aux résultats recherchés ou réels et l'erreur calculée, représentant la différence entre l'évaluation des deux résultats, est (2) proposée en entrée d'un algorithme d'optimisation en vue de tenter d'améliorer les entrées pour une nouvelle itération. À chaque itération, cette modification a pour but de restreindre l'erreur qui en résulte. L'inversion est supposée correcte lorsque le processus est arrêté, suite à une valeur de l'erreur qui passe sous un seuil limite prédéterminé comme critère d'arrêt. Au meilleur des cas, l'erreur tend vers zéro [Tfa05] (voir Figure.2.13). **Exemple** : Dans un système complexe, l'émergence inversée se réfère à la difficulté de trouver des règles simples donnant lieu à un comportement, propriétés ou à une structure souhaités. Ce principe a déjà été appliqué, entre autres, dans le traitement des images : segmentation, amélioration de la qualité ou débruitage ; en utilisant une approche évolutionniste, l'idée revient à retrouver les règles de bas niveau permettant de faire émerger le résultat de l'une des tâches précitées. Pour la segmentation des images, par exemple, on propose en entrée un jeu de règles qu'on applique sur une image brute dont les pixels représentent les cases d'un automate cellulaire donné. Le résultat obtenu est comparé avec le résultat de la même image-type pré-segmentée par un autre processus. L'évaluation d'une fonction différentielle ayant comme entrées ces deux images représente, alors, l'erreur à minimiser. Si l'évaluation en cours n'est pas acceptable, une modification sur les règles proposées est, alors, opérée selon le principe de l'approche évolutionnaire adoptée et le processus est ainsi réitéré [Bat 09].

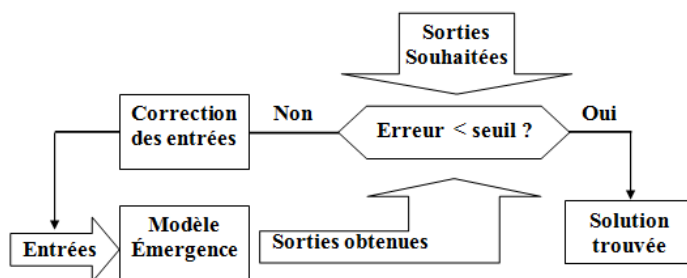


Figure.2.13-Processus général de l'inversion itérative : initialement, les entrées sont aléatoires ou des résultats d'un autre processus d'optimisation préliminaire ou lues directement à partir du modèle réel. La boucle est répétée jusqu'à ce que le processus itérative converge vers les sorties attendues.

Si toutes les méthodes d'inversion itérative répondent à un tel schéma de traitement, la différence réside essentiellement dans l'algorithme d'optimisation qui effectue l'estimation des entrées par modifications successives. Parmi ces algorithmes on retrouve les approches évolutionnistes, les algorithmes de fourmis, l'optimisation par essai particulier et les techniques de renforcement [Bâc 96][Bâc 97][Jod 94][Col 92][Pha 06][Cle 09][Sut 98].

L'inconvénient de cette approche est généralement le temps de calcul requis qui est proportionnel à la complexité du problème traité. De plus, l'émergence inversée itérative est sensible à la précision des paramètres de l'algorithme d'optimisation utilisé. Aussi, la phase d'initialisation du processus d'optimisation, pour certaines méthodes, doit se faire judicieusement afin d'éviter le piège de l'optimum local. Néanmoins, cette approche est efficace et assez précise lorsqu'elle est correctement mise-en-œuvre.

2.5.3.2 Inversion directe

On essaye de construire directement un modèle inverse en utilisant une correspondance directe entre les entrées et les sorties du modèle réel naturel/synthétique (sous forme d'un automate cellulaire par exemple). Le modèle inverse recherché n'a aucun rapport avec le modèle de collecte des données, mais les transformations que les deux modélisent sont l'inverse l'une de l'autre. Il s'agit d'un modèle purement comportementale, associant les entrées à estimer aux sorties du modèle effectif. Notons que le modèle inverse possède des paramètres internes, qui doivent être réglés via une phase d'apprentissage [Tfa05]. Les algorithmes de type réseau de neurones représentent l'exemple type de ce genre de procédé. **Exemple** : prenons le cas d'une fourmilière que des éthologues observent; en tant que modèle réel, ils n'ont qu'à lui fournir les bonnes entrées E_i sous forme de stimulus et attendre les réponses correspondantes R_i ($1 \leq i \leq n$ / n est le nombre d'expériences). Après, l'idée est d'entraîner un réseau de neurones adéquat pour qu'il fournisse à chaque entrée R_i la sortie correspondante E_i . Ce qui revient à régler progressivement les poids internes du réseau, sans oublier qu'il faut ajuster le nombre de couches, le nombre de neurones par couche, la fonction de seuillage et le taux d'apprentissage pour reproduire les bonnes réponses. Autrement dit, régler les paramètres propres au réseau de neurones. La phase de généralisation, par la suite, nous permettra de produire des exemples nouveaux.

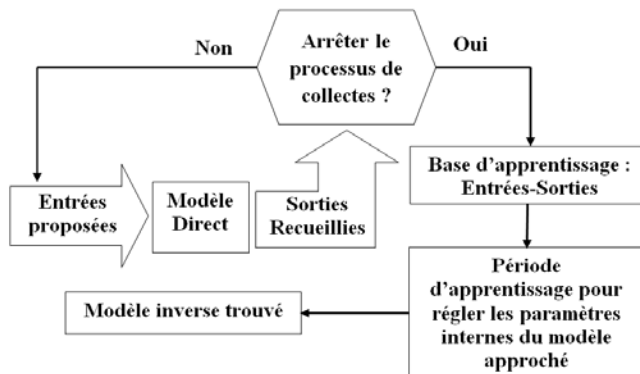


Figure.2.14-Processus général de l'inversion directe : On stimule le modèle direct qu'on veut étudier par des entrées significatives et on récupère les résultats correspondants en sortie. Cette expérience est répétée autant de fois qu'il le faut, pour avoir une base d'apprentissage suffisante où les sorties deviennent, par la suite, des entrées et les entrées deviennent les sorties recherchées pour le modèle inverse à trouver.

Si le modèle direct est inversible, le problème devient plus simple ; il suffit d'inverser et d'utiliser directement le modèle résultat. Mais, la difficulté réside, dans ce cas, dans le fait de trouver la méthode pour effectuer cette inversion. A cet égard, on peut se demander, à titre d'exemple, à quel point un automate cellulaire est inversible ? Autrement dit : « peut-on trouver une transformation d'un automate cellulaire, sous forme d'un autre automate cellulaire, à laquelle on peut fournir interactivement des patterns en entrée et qui est capable, par un procédé inverse qui se déroule effectivement ou par déduction, de nous proposer des règles de transformation à utiliser pour aboutir à un tel résultat ».

2.6 Problème de validation

Les avancées technologiques et scientifiques ont permis une évolution passant des systèmes compliqués aux systèmes complexes. Cette transition a fait naître de nouvelles difficultés; les systèmes complexes sont constitués d'un ensemble de composants en interaction fortement dynamique, organisés autour d'un but, ce qui les rend difficilement modélisables et de comportements imprévisibles. La complexité de ces systèmes ainsi que de leurs méthodes de conception, résolution, exploitation, maintenance et même destruction n'a cessé de s'accroître ces dernières décennies pour devenir sérieusement problématique présentement. Il est clair que l'accroissement de la complexité sur l'axe technique s'est fait conjointement avec l'apparition de la complexité sur de nouveaux axes comme celui organisationnel. Pour en être convaincu, il suffit de lister les entités (avec les relations qui les lient) intervenant dans la conception, la production et la maintenance d'un avion, d'un bateau et même d'un ordinateur.

Face à cette croissance continue et rapide de la complexité, des méthodes de validation ont vu le jour, dans l'ambition de réduire au mieux les risques d'erreurs et de dysfonctionnement. En somme, il s'agit d'élaborer des systèmes encore plus robustes et plus persistants. Malgré qu'une nouvelle technologie prometteuse (inspirée de la nature) commence à prendre une place prépondérante dans le processus de mise-en-œuvre de ces systèmes complexes, le problème de validation persiste encore. Comme ces techniques requièrent d'observer la complexité et les systèmes complexes avec un nouveau regard, il est logique que leurs méthodes de validation doivent suivre le même cours.

2.6.1 Distinction entre évaluation et validation

L'évaluation représente l'acte de donner une valeur d'estimation discrète et graduée, c'est une appréciation individuelle. Elle est dépendante de l'observateur et peut changer dans le temps. Par contre, la validation est une déclaration binaire comme vraie/faux et bon/mauvais, plutôt collective et permanente [Bis 11]. **Exemple** : Attribuer une note entre 0 et 20 à un apprenant est une évaluation alors que déclarer qu'il est admis ou recalé est une validation.

2.6.2 Distinction entre validation et vérification

Dans la littérature du genre, bon nombre d'auteurs utilisent indifféremment les termes de validation et de vérification. Alors que, la vérification porte sur l'évaluation par rapport à certains critères préétablis, indépendamment de l'observateur, tandis que la validation porte sur l'évaluation par rapport aux besoins réels décrits par un observateur. On peut dire que la vérification permet d'obtenir une preuve objective de l'étendue avec laquelle une méthode démontre certaines propriétés de performance. Le niveau de tolérance peut être dépendant du contexte et de l'objectif à atteindre; un niveau peut être acceptable pour un objectif sans l'être pour un autre. En somme, la vérification dépend du choix des critères déjà définis et de l'objectif préétablis. La validation, quant à elle, permet de vérifier que le modèle implémenté représente bien le réel. En effet, un modèle est validé si l'on sait à quel degré il est représentatif du processus qui a généré des résultats observés dans la réalité [Win 07]. Ainsi, la validation est toujours en rapport avec la réalité, une comparaison entre les comportements d'agents artificiels et d'agents réels semble constituer une étape nécessaire pour valider un modèle [Rou 05]. On distingue, généralement, deux façons pour approcher la validation : - théorique, et - empirique [Gue 09] :

- La **validation théorique** (analyse statique) cherche à déterminer si un modèle représente bien des faits observés dans la réalité. **Exemple** : pour le cas d'un logiciel, on doit se poser la question : « avons-nous construit le produit bien ? ». Autrement dit, le logiciel est-il conforme à sa spécification ? Notons qu'une spécification établit ce que le système doit faire, le quoi, et les contraintes sous lesquelles il doit opérer. Généralement, une analyse statique (c-à-d sans exécution) est faite afin de découvrir des anomalies ou prouver sa correction.
- La **validation empirique** (analyse dynamique) consiste à comparer les résultats obtenus par le modèle à la réalité. Elle nécessite des investigations sur le terrain. Cependant, les données récoltées lors de ces investigations n'ont pas pour objectif de déterminer si un modèle décrit la réalité de manière fidèle. **Exemple** : pour le cas d'un logiciel, on doit se poser la question : « avons-nous construit le bon produit ? » Autrement dit, le logiciel doit faire ce dont l'utilisateur a besoin. Généralement, on observe son comportement à l'exécution sur des données de tests.

2.6.3 Cas de l'émergence et de l'émergence inversée pour un système complexe

Dans cette section, nous projetons le concept de validation sur les systèmes complexes en considérant leur fonctionnement via l'émergence et leur intégration dans un processus d'émergence inversée. Rappelons qu'un système complexe est divisé en, au moins, deux

niveaux : - un niveau microscopique où on focalise sur les interactions, les caractéristiques et le comportement des composants-agent du système, et - un niveau macroscopique où on porte notre attention sur les structures, les propriétés et les comportements concernant le système dans sa totalité. Entre ces deux niveaux, peut exister un ou plusieurs autres niveaux intermédiaires.

2.6.3.1 Evaluation : (a) au **niveau microscopique**, le système d'évaluation s'intéresse à l'agent. Il attribue des valeurs, entre autres : - à son degré d'adéquation au sein du groupe, - à l'effet de ses actions sur l'environnement, - à l'effet des actions externes sur cet agent. Il attribue, aussi, des valeurs à ses caractéristiques quantitatives et qualitatives, pouvant changer dans le temps directement ou sous conditions (comme la couleur et la vitesse). Ce système d'évaluation peut être intégré dans l'agent, on parle alors d'auto-évaluation, comme il peut être externe. (b) au **niveau macroscopique**, le système d'évaluation s'intéresse à l'estimation des faits émergents, qu'ils soient structurels, comportementales ou caractériels.

2.6.3.2 Vérification : pour que cette opération prenne effet, des contraintes doivent être définies : (a) au **niveau microscopique**, ces contraintes concernent les perceptions des agents, leurs contrôles et leurs actions. Généralement, ces contraintes fonctionnelles, permettent aux agents de coexister dans un même environnement sans problèmes, (b) au **niveau macroscopique**, pour un processus d'émergence inversée, ces contraintes concernent la qualité des faits attendus, les contraintes seront serrées pour une qualité élevées et relâchées pour une qualité moindre. Notons que pour un processus d'émergence, contraindre le macro-niveau n'a pas de sens.

2.6.3.3 Validation

Théorique : (a) au **niveau microscopique** : les règles contrôlant les agents, trouvées (pour le cas de l'émergence inversée) ou testées (pour le cas de l'émergence), doivent être conformes aux règles décelées chez des agents de systèmes réels (conduisant au même type de résultats) ou bien elles doivent être conformes à des spécifications préétablies ; appartenir à une classe donnée de problèmes (pour le cas de l'émergence) (b) au **niveau macroscopique** : les faits produits, par émergence inversée, doivent être conformes aux spécifications des faits désirés. Pour l'émergence, la validation théorique ne peut avoir lieu car les résultats sont inattendus.

Empirique : (a) au **niveau microscopique**, pour l'émergence, on doit vérifier que les règles proposées ont un sens émergent pour l'observateur. Par contre, pour l'émergence inversée, on doit vérifier que les règles trouvées sont cohérentes, autrement dit qu'il existe une interprétation abstraite et sensée qu'on peut leur associer (sous forme de stratégies par exemple), (b) au **niveau macroscopique** : une fois le modèle mis à l'épreuve expérimentale, il doit vérifier que les faits obtenus, par émergence inversée, sont ceux que l'observateur attend. Ils doivent être consistants, dans le sens où le modèle les intégrant, reste stable, suite à des perturbations données. Pour l'émergence, les faits (une fois produits) doivent avoir un sens pour l'observateur.

Conclusion

De nos jours, la résolution des problèmes inverses s'avère d'un grand intérêt dans les sciences technologiques, spécialement pour la décision et le contrôle. Ceci n'a pas été toujours le cas ; il y a quelque temps, la théorie des problèmes inverses avait mauvaise réputation. On l'avait considérée, trop théorique, non réaliste et surtout inefficace lorsqu'il s'agit d'applications pratiques sur des données concrètes, acquises sur le terrain. Mais, les avancées technologiques, essentiellement dans le domaine informatique (qui ont permis de mettre en œuvre des méthodes de résolutions jugées non faisables depuis à peine une décennie) ont remis la théorie des problèmes inverses au premier plan ; en réussissant, à l'aide de cette technique, le traitement d'un bon nombre de problèmes, notamment, en ingénierie. Dès lors, elle s'affirme, de plus en plus, comme une discipline à part entière, couvrant une multitude de problèmes issus de

domaines très différents, comme la géophysique, la médecine, la météorologie, l'océanographie, le traitement d'images, les télécommunications et la vie artificielle.

L'attribution de la propriété de **polymorphisme** au problème inverse est faite dans l'ambition de lui dresser un modèle spécifique à chaque domaine où il est décelé, ce qui peut permettre dans le futur de dégager un pattern générique enrichie de tous les cas étudiés.

Un cas intéressant de ces problèmes concerne les systèmes complexes, traitant de la reconstruction de certains phénomènes en faisant le lien entre le comportement des agents au bas niveau et certains faits globaux découlant d'une sorte d'agrégation de ces comportements. En abandonnant toute ambition de reconstituer, du moins pour l'instant, ce qui représente l'historique d'un système complexe, l'enjeu de la modélisation, dans ces conditions, réside dans l'abstraction de régularités au niveau macroscopique, s'appuyant sur des mécanismes bien compris au niveau microscopique. Mais, avant de modéliser, il est judicieux de s'assurer de la cohérence de ces mécanismes de bas-niveau et de la conformité des faits obtenus aux spécifications des faits désirés en haut niveau. Ce qui nous projette sur le plan d'un autre problème de taille ; celui de la validité théorique et empirique.

L'émergence inversée est un cas particulier des problèmes inverses dont le problème direct est traité par émergence. Son principe général est de retrouver des règles qui gouvernent les interactions de composant-agents d'un système complexe au niveau local, afin de faire émerger au niveau global, des faits désirés. L'avenir s'avère prometteur pour cette discipline, néanmoins les moyens d'apprentissage utilisés, pour couvrir l'espace des possibilités des solutions recherchées, semblent encore loin derrière, entravant l'optimisme de l'exploiter pleinement (exceptionnellement online).

La nature regorge de problèmes directs traités par émergence, démontrant une souplesse, une adaptabilité et une consistance déconcertante. Allant du monde des essais vivant en de véritables sociétés auto-organisées jusqu'aux bactéries et virus biologiques travaillant collectivement et faisant preuve de stratégies fabuleuses. Ceci a inspiré un large public de chercheurs pour développer des techniques résolvant des problèmes concrets, classés difficiles. L'émergence inversée, en tant que problème inverse, représente, quant à elle, un procédé qui a été utilisé par l'homme depuis la nuit des temps. Ceci, pour tenter de reproduire des phénomènes qu'il ne pouvait, même pas, expliquer. Comme le feu dans les temps primitifs ou, plus récemment, les expériences de réactions chimiques faites aux laboratoires pour faire émerger des odeurs, des saveurs ou d'autres caractéristiques spécifiques à l'échelle macroscopique.

Le problème de vérification des résultats obtenus est aussi important que les résultats eux-mêmes, il serait intéressant, dans cette perspective, de développer de nouvelles méthodes conduisant à la validation des processus usant de l'émergence inversée. Tout ceci rentre dans un cadre d'utilisation objective et rationnelle de l'émergence. Une autre ambition commence à prendre forme ces dernières années, il ne s'agit plus de savoir utiliser l'émergence mais de pouvoir la contrôler, en essayant de voir plus clair dans cette boîte noire qui constitue son modèle [Bra 06][Mül 08][Mül 11] et du coup, ceci ouvre le chemin pour maîtriser, aussi, l'émergence inversée. Comme le développement de méthodes formelles permettant la déduction logique de faits émergents à partir des causes de bas niveau et, réciproquement, la déduction logique des causes de bas niveau à partir de faits de haut niveau.

Le prochain chapitre traitera d'un problème qui a pris une sérieuse maturité ces dernières décennies. Il représente un passage obligé dans les techniques de résolution du problème inverse et dont l'émergence inversée a contribué à son développement. Il s'agit de l'apprentissage automatique.

Références Bibliographiques

- [Abr 97] E. Abrahamson et L. Rosenkopf, «Social network effects on the extent of innovation diffusion: A computer simulation», **Organization science**, 8(3), 289-309, 1997.
- [Ade 06] B. Adenso-Diaz et M. Laguna, «Fine-tuning of algorithms using fractional experimental designs and local search», **Operations Research**, 54(1), pp 99-114, 2006.
- [Ans 09] C. Ansotegui, M. Sellmann et K. Tierney, « A gender-based genetic algorithm for the automatic configuration of solvers », In **Gent, I. P., editor, Principles and Practice of Constraint Programming CP**, volume 5732 of LNCS, pages 142157, Springer, Heidelberg, Germany, 2009.
- [Arq 00] J. Arquilla et D. Ronfeldt, «Swarming and the Future of Conflict », **RAND Corporation**, 2000.
- [Bäck 96] T. Bäck, «Evolutionary algorithms in theory and practice: evolution strategies, evolutionary programming, genetic algorithms», **Oxford Univ Press**, 1996.
- [Bäck 97] T. Bäck, D. Fogel , Z. Michalewicz, , «Handbook of Evolutionary Computation», **Oxford Univ Press**, 1997.
- [Bar 99] A.-L. Barabási et R. Albert, «Emergence of scaling in random networks», **Science**, n° 286, pp 509-512, 1999.
- [Bar 02] A.-L. Barabási, H. Jeong, E. Ravasz, Z. Neda, T. Vicsek et A. Schubert, «Evolution of the social network of scientific collaborations». **Physica A**, n° 311, pp 590-614, 2002.
- [Bar 03] Y. Bar-Yam, «Dynamics of Complex Systems», Maison d'édition : **Westview Press**, 2003.
- [Bat 09] M. Batouche, S. Meshoul et A. Al Hussaini, «Image Processing using Quantum Computing and Reverse Emergence», *International Journal of Nano and Bio-Materials IJNBM*, Inderscience Publishers, 2, pp.136-142, 2009.
- [Bea 93] D. Beasley et R. Martin, «An Overview of Genetic Algorithms : Part 2», department of Computing Mathematics, **University of Wales College of Cardiff**, CF2 4YN, 1993.
- [Ben 02] N. Benahmed, «Optimisation de réseaux de neurones pour la reconnaissance de chiffres manuscrits isolés: sélection et pondération des primitives par algorithme génétique», **Université du Québec**, 2002.
- [Bis 11] D. Biscaro, « Compétences, socle commun, évaluation », **Journée d'information**, octobre 2011.
- [Bon 99] E. Bonabeau, M. Dorigo et G. Theraulaz. «Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems», **Oxford University Press**, 1999.
- [Bon¹ 00] E. Bonabeau, M. Dorigo et G. Theraulaz, « Inspiration for optimization from social insect behavior», **Nature**, Vol. 406, pp. 39-42, juillet 2000.
- [Bon² 00] E. Bonabeau et Theraulaz, G. «Swarm Smarts», **Scientific American**, 282 (3): pp. 72-79, 2000.
- [Bon 01] E. Bonabeau et C. Meyer, «»Swarm intelligence, a whole new way to think about business«», *Harvard Bus. Rev.*, vol. 79, no. 5, pp. 106114, May 2001.
- [Bon 02] E. Bonabeau, «Agent-based modeling : Methods and techniques for simulating human systems», **PNAS**, n ° 99(3), 7280-7287, 2002.

- [Bon 12] E. Bonabeau et G. Théraulaz, « Des fourmis au téléphone : routage par colonies de fourmis », **Pour la Science**, juin 2012.
- [Boo 07] G. Booch, R. Maksimchuk, M. Engle, B. Young, J. Conallen et K. Houston, « Object-oriented analysis and design with applications », third Edition, Maison d'édition : Addison-Wesley Professional, 2007.
- [Bor 67] S. P. Borgatti et M. G. Everett, « Network analysis of 2-mode data », **Social networks**, n° 19, pp 243-269, 1997.
- [Bur 92] D. Burtont, P.L. TOINT, « On an instance of the inverse shortest paths problem », **Math, Programming**, vol. 53, p. 45-61, 1992.
- [Bra 06] J. Branke, M. Mnif, C. Müller-Schloer, H. Prothmann, U. Richter, F. Rochner, et H. Schmeck. « **Organic Computing – Addressing complexity by controlled self-organization** », In Tiziana Margaria, Anna Philippou, and Bernhard Steffen, editors, Proceedings of the 2nd International Symposium on Leveraging Applications of Formal Methods, Verification and Validation (ISoLA 2006), pp 200-206, 2006.
- [Bre 74] R. L. Breiger, « The duality of persons and groups », **Social forces**, n °53(2), pp 181-190, 1974.
- [Byr 91] E. J. Byrne, « Software reverse engineering: A case study », **Software: Practice and Experience**, Volume 21, Issue 12, pages 1349–1364, December 1991.
- [Cle 09] M. Clerc, « Particle Swarm Optimization », London, Newport Beach : **ISTE**, 2006.
- [Dem 05] M. Demange et J. Monnot, « Une introduction aux problèmes combinatoires inverses », **chapitre d'ouvrage** sous le titre : « Optimisation combinatoire 2: concepts avancés (Traité IC2, série Informatique et systèmes d'information) », Paschos Vangelis , pp 181-220, **Hermès**, Paris, 2005.
- [Cha 67] B. J. Chalmers, B. J. Bennington, « Digital-computer program for design synthesis of large squirrel-cage induction motors », **Proceedings IEE**, vol 114, No 2, february 1967, pp. 261-267.
- [Cha 01] B. Chaib-draa, I. Jarras, et B. Moulin, « Systèmes multiagents: Principes généraux et applications », éditeurs J. P. Briot, et Y. Demazeau, dans Principes et architecture des systèmes multi-agents, **Hermès**, Paris, France, 2001.
- [Cha 07] A. Chamekh, « Optimisation des procédés de mise en forme par les réseaux de neurones artificielles », **Thèse En cotutelle**, Laboratoire de Génie Mécanique, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Monastir, Tunisie, 16-02-2007.
- [Col 92] A. Colomi, M. Dorigo et V. Maniezzo, « An investigation of some properties of an Ant algorithm », Appeared in **Proceeding of the parallel problem solving from nature conference, Brussels, Belgium, Elsevier Publishing**, 509–520, 1992.
- [Com 94] W.E. Combs, Reconfiguring the fuzzy rule matrix for large time critical applications, in 3rd Annu, Int, Conf, **Fuzzy-Neural Applicat**, Syst, Tools, Nashua, NH, Nov 1995.
- [Com 04] W. E. Combs, J.J. Weinschenk et R.J. Marks II, « Genomic Systems Design: A novel, biologically-based framework for enhancing the adaptive, autonomous capabilities of computer systems », FUZZ-IEEE 2004, **IEEE International Conference on Fuzzy Systems**, pp 25-29, Budapest, July 2004.
- [Cor 03] A. Cornuéjols, L. Miclet et Y. Kodratoff, « Apprentissage artificiel, Concepts et algorithmes », **Maison d'édition EYROLLES**, 2003.

- [Der 02] F. Deroian «Formation of social networks and diffusion of innovations», **Research policy**, 31, 835-846, 2002.
- [Ewe 12] W. Ewert, D. Jepsen, R.J. Marks II, B.B. Thompson et A. Yu, «Evolutionary Inversion of Swarm Emergence Using Disjunctive Combs Control», **in review**, 2012.
- [Eil 05] E. Eilam «Reversing: Secrets of Reverse Engineering», Indianapolis, **Wiley Publishing**, 2005.
- [Erc 01] F. Erchiqui, A. Derdouri et E. Verron, «Analyse expérimentale et numérique en soufflage libre d'une membrane thermoplastique», **Entropie** No 235/236, 2001.
- [Erc 05] F. Erchiqui et A. Derdouri, «Analyse expérimentale et numérique du comportement des membranes thermoplastique en ABS et en HIPS dans le procédé de thermoformage», **The Canadian Journal of Chemical Engineering**, Vol.83 No 3, pp : 527-536, 2005.
- [Eve 98] M. G. Everett et S. P. Borgatti, «Analyzing clique overlap». **Connections**, n°21 (1), pp : 49-61, 1998.
- [Fen 92] W.W. Feng, «Viscoelastic behavior of elastomeric membranes», **Journal of Applied Mech.** Vol. 59, pp : S29-S34, 1992.
- [Fra 95] K. A. Frank, «Identifying cohesive subgroups», **Social networks**, n°17, pp 27-56, 1995.
- [Fre 03] L. C. Freeman, «Finding social groups : A meta-analysis of the southern women data», pp 39-97 of : R. Breiger, K. Carley and P. Pattison (eds), **Dynamic social network modeling and analysis**, Washington, D.C. : The National Academies Press, 2003.
- [Gir 02] M. Girvan et M. E. J. Newman, «Community structure in social and biological networks», **PNAS**, n° 99, pp 7821-7826, 2002.
- [Gue 09] W. Guechtouli, « Dynamique du processus de transfert de connaissances au sein d'une communauté de pratique : Une modélisation multi-agents », **Université Paul Cézanne, Aix-Marseille III**, 2009
- [Gui 05] R. Guimera, B. Uzzi, J. Spiro, et L. A. N. Amaral, «Team assembly mechanisms determine collaboration network structure and team performance», **Science**, n° 308, pp 697-702, 2005.
- [Gün 02] M. Günes, U. Sorges, and I. Bouazizi. ARA – «The ant-colony based routing algorithm for MANETs », in **Proc. IEEE ICPPW**, pp. 79-85, 2002.
- [God 59] C. G. Godwin, «Optimum Machine Design by Digital Computer», **AIEE Transactions**, August 1959, pp. 478-487.
- [Gol 89] D. Goldberg, «Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning», **Addison-Wesley**, Boston, 1989.
- [Gra 04] Projet **RIAM-GRACE** : Réseau des Industries de l'Audiovisuel et du Multimédia/Groupes Relationnels d'Agents Collaboratifs Emotionnels, 2004.
- [Gra 07] I.A. Gravagne et R.J. Marks II. «Emergent Behaviors of Protector, Refugee and Aggressor Swarm». **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics**, Volume 37, Issue 2, pp 471-476, April 2007.
- [Had 32] J. Hadamard, « Le problème de Cauchy et les équations aux dérivées partielles linéaires hyperboliques », **Maison d'édition Herman**, Paris, 1932.

- [Hol 75] J. H. Holland, «Adaptation in Natural and Artificial Systems», **University of Michigan Press**, Ann Arbor, MI, 1975.
- [Iam 09] A. Iamnitchi, S. Doraimani et G. Garzoglio, «Workload characterization in a high-energy data grid and impact on resource management», **Journal Cluster Computing archive** Volume 12 Issue 2, pp 153-73, **Kluwer Academic Publishers Hingham, MA, USA**, june, 2009
- [Jod 94] J-F. Jodouin, « les réseaux de neurones: principes et définitions », maison d'édition, **Hermes**, 1994.
- [Kas 01] I. Kassabalidis, M. A. El-Sharkawi, R. J. Marks, P. Asabshahi et A.A. Gray, « Swarm intelligence for routing in communication networks », in **Proc. IEEE Globecom**, San Antonio, TX, pp 3613-3617, Nov 2001.
- [Ken 03] M. Kern, « Problèmes inverses », **Cours, Ecole supérieure d'ingénieur Leonard de Vinci**, 2003.
- [Kra 00] P. L. Krapivsky, S. Redner, and F. Leyvraz, « Connectivity of growing random networks». *Physical Review Letters*, n° 85, pp 4629-4632, 2000.
- [Leu 03] H. Leung, R. Kothari et A. Minai, «Phase transition in a swarm algorithm for self-organizing construction », **Phys. Rev. E, Stat. Phys. Plasmas Fluids Relat Interdiscip Top**, vol 68, no 4, pp. 046 111.1046 111.5, 2003.
- [Mam 74] E.H. Mamdani, «Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant», **Proceedings of IEEE**, vol 121, n°12, pp 1585-1588, 1974.
- [Mam 75] E.H. Mamdani, S. Assilian, «An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller», **International Journal of Man-Machine Studies**, n° 7, pp 1-13, 1975.
- [Min 65] M. Minsky, «Matter, minds and models», In **International Federation of Information Processing Congress**, volume 1, pp 45-49, 1965.
- [Mon 02] A. Montresor, H. Meling et Ö. Babaoglu, «Messor: Load-balancing through a swarm of autonomous agents», Dept. Comput. Sci, **University of Bologna**, Bologna, Italy, Tech, Rep, UBLCS-11 2002.
- [Mül 08] C. Müller-Schloer and B. Sick. «**Controlled Emergence and Self-Organization**», In R. P. Würtz, editor, *Organic Computing*, pp 81-104, Springer, 2008.
- [Mül 11] C. Müller-Schloer, H. Schmeck, T. Ungerer (editors). «**Organic Computing – A Paradigm Shift for Complex Systems**», Birkhäuser, 2011.
- [Nil 05] M. Nilsson-Jacobi «Hierarchical organization in smooth dynamical systems», **Artificial life**, n° 11(4), 493-512, 2005.
- [Pal 05] G. Palla, I. Der_Enyi, I. Farkas, et T. Vicsek, «Uncovering the overlapping community structure of complex networks in nature and society», **Nature**, n° 435, pp 814-818, 2005.
- [Per 99] Pernot S., Lamarque C.-H., Application of neural networks to the modelling of some constitutive laws, *Neural Networks*, Vol.12, p.371-392, 1999.
- [Pha 06] D.T. Pham, A. Ghanbarzadeh, E. Koç, S. Otri, S. Rahim et M. Zaidi «The Bees Algorithm – A Novel Tool for Complex Optimisation Problems», **Proceedings of IPROMS Conference**, pp.454-461, 2006.
- [Pow 05] W. W. Powell, D. R. White, K. W. Koput et J. Owen-Smith, «Network dynamics and field evolution : The growth of interorganizational collaboration in the life sciences», **American journal of sociology**, 110(4), 1132-1205, 2005.

- [Rou 05] J. Rouchier, «Market for loyal and opportunistic agents. A never-ending market modelling», **ESSA Conference**, Septembre 6-9, Koblenz, Germany, 2005.
- [Rot 07] C. Roth, « Systèmes complexes sociaux et validation empirique », **Sociétés**, pp 53-64, n° 98, 4/2007.
- [Rue 00] A. Rueger, «Robust supervenience and emergence», **Philosophy of science**, n° 67(3), pp 466-489, 2000.
- [Shk 11] A. Shklarsh, G. Ariel, E. Schneidman et E. Ben-Jacob. « SmartSwarms of Bacteria-Inspired Agents with Performance Adaptable Interactions », **PLoS Computational Biology**, 7 (9): e1002177 DOI: 10.1371/journal.pcbi.1002177, 2011.
- [Sut 98] R.S. Sutton et A.G. Barto, «Introduction to Reinforcement Learning», **MIT Press Cambridge**, MA, USA, 1998.
- [Tar 82] A. Tarantola et B. Valette, «Generalized nonlinear inverse problems solved using the least square criterion», **Reviews of geophysics and space physics**, 20, no 2, pp 219-232, 1982.
- [Tar 87] A. Tarantola, «Inverse Problem Theory: Methods for Data Fitting and Model Parameter Estimation», **Elsevier**, Amsterdam, 1987.
- [Tar 08] A. Tarantola, «Inverse Problem Theory And Methods For Model Parameter Estimation», **Society for Industrial & Applied Mathematics**, 2008.
- [Tfa 05] W. Tfaili «Conception d'un algorithme de colonies de fourmis pour l'optimisation continue dynamique», **Thèse de l'université de Paris 12**, 2007.
- [Van 09] J-B. Van der Henst et H. Mercier, « **Darwin en tête ! L'Évolution et les sciences cognitives** », **Presses universitaires de Grenoble**, 2009.
- [Vei 60] C.G. Veinott, «Synthesis of Induction Motor Designs on a Digital Computer », **AIEE Transactions**, Power Apparatus and systems, vol. 79, pp : 12-18, 1960.
- [Vid 05] J-P. Vidal, «Assistance au calage de modèles numériques en hydraulique fluviale- Apports de l'intelligence artificielle», **Thèse de l'Institut National Polytechnique de Toulouse**, 2005.
- [Yeh 81] W. Yeh et Y. S. Yoon, «Aquifer parameter identification with optimum dimension in parameterization», **Water Resour, Res**, 17(3):664-672, 1981.
- [Was 80] S. Wasserman and K. Faust, «Social network analysis: Methods and applications», **Cambridge :Cambridge University Press**, 1994.
- [Whi 76] H. C. White, S. A. Boorman, et R. L. Breiger, «Social-structure from multiple networks. I : Blockmodels of roles and positions», **American journal of sociology**, n° 81, pp : 730-780, 1976.
- [Wil 98] W.E. Combs et J. E. Andrews. « Combinatorial rule explosion eliminated by a fuzzy rule configuration », **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, vol. 6, no. 1, pp : 1-11, Feb 1998.
- [Win 07] P. Windrum, G. Fagiolo et A. Moneta, «Empirical Validation of Agent-Based Models: Alternatives and Prospects», **Journal of Artificial Societies and Social Simulation**, vol 10, 2007.
- [Zan 07] F. Zanlungo, «Microscopic Dynamics of Artificial Life Systems», **Thèse de l'Université de Bologne**, 2007.

Chapitre 3

Apprentissage Automatique

Résumé - *Les domaines de l'intelligence artificielle et de la vie artificielle ont pour but de développer des systèmes informatiques capables de simuler des comportements associés respectivement à l'intelligence humaine et à l'intelligence collective qu'on détecte aussi bien dans la faune que la flore. La construction de machines qui puissent accomplir automatiquement des tâches comme la reconnaissance d'objets, le traitement de la parole et de la langue ainsi que l'investigation et l'exploitation d'espaces inconnus s'inscrit naturellement dans un tel contexte. L'apprentissage automatique (collectif/individuel) vient comme un moyen pour résoudre ce genre de problèmes. Plusieurs méthodes ont été développées dans cette perspective, allant des systèmes experts (se basant sur la connaissance de spécialistes dans un domaine ciblé) jusqu'aux réseaux de neurones artificiels et les algorithmes génétiques (se basant sur l'adaptation des comportements). Malgré que les méthodes d'apprentissage automatique aient remarquablement progressé dans leur fonctionnement, une problématique de taille subsiste, due à la complexité des problèmes qui l'a constitué et qui ne cessent de s'accroître. L'optimisation, à travers une panoplie d'heuristiques déterministes et non déterministes (essentiellement bio inspirées et à caractère émergent) vient pour tenter de réduire ou contourner cette complexité, élargir le spectre des applications et augmenter, éventuellement, la qualité des solutions proposées. La finalité étant de permettre la compréhension de phénomènes ou une prise automatique de décisions efficaces via un jeu d'exemples. Ces aspects sont centraux dans les perspectives, entre autres, du Web sémantique, de la fouille de données, des futurs réseaux de communication, de la robotique du groupe et de l'extraction de connaissances. Dans cette optique, ce chapitre essaye de dresser une vue générale sur l'apprentissage automatique en focalisant sur ses aspects clés, à savoir : l'adaptation, la supervision et la collectivité.*

Introduction	075
3.1 Définition générale de l'apprentissage	076
3.2 Définitions de l'apprentissage automatique	076
3.3 Typologie d'apprentissage en informatique	077
3.3.1 Première vision	077
3.3.1.1 <i>L'apprentissage automatique</i>	077
3.3.1.1.1 <i>L'apprentissage symbolique</i>	077
3.3.1.1.2 <i>L'apprentissage adaptatif</i>	080
3.3.1.2 <i>Les théories formelles de l'apprentissage</i>	086
3.3.2 Deuxième vision	086
3.3.2.1 <i>Apprentissage supervisé</i>	086
3.3.2.2 <i>Apprentissage non-supervisé (classification automatique)</i>	088
3.3.2.3 <i>Apprentissage par renforcement</i>	088
3.4 Apprentissage collectif	091
3.4.1 <i>Apprentissage chez les humains</i>	092
3.4.2 <i>L'esprit de groupe</i>	093
3.4.3 <i>Apprentissage distribué</i>	095
3.4.3.1 <i>Apprentissage en groupe</i>	096
3.4.3.2 <i>Diversité, spécialisation et hétérogénéité du groupe</i>	097
3.4.3.3 <i>Apprentissage automatique multi-agents</i>	098
3.4.3.4 <i>Apprentissage mutuel et concurrent</i>	100
3.4.4 <i>Exemple de poursuite et capture selon le modèle prédateurs-proies</i>	100
Conclusion	102
Références Bibliographiques	102

Introduction

L'idée de faire apprendre des machines est née avec l'informatique [Mit 97] ; dès les années 50, Samuel propose des stratégies d'apprentissage pour un logiciel de jeu de dames [Sam 59]. Cependant, c'est avec l'apparition des bases de données de grande taille que surgit la nécessité de l'apprentissage automatique (*Machine-Learning*) [Hat 93]. Actuellement, ce domaine de recherche attribué à l'informatique est en plein essor. Sa portée d'application ne cesse de s'étendre et de se diversifier. Il s'étale pour couvrir les espaces de plusieurs disciplines comme : l'informatique théorique (calculabilité, complexité et théorie des langages), l'intelligence artificielle, les statistiques et les sciences cognitives. Plus récemment, il touche, entre autres, le traitement automatique des images et des langues, la robotique et s'avère en outre indispensable à la fouille de données. Quelque soit son champs d'application, le processus d'apprentissage automatique exploite des données numériques ou symboliques. Ces données sont organisées en un ensemble d'attributs pour décrire un concept-cible, généralement inconnu. Une méthode, propre à l'apprentissage, est alors utilisée afin d'inférer une connaissance, un modèle ou une règle de la réalité dite hypothèse que l'on souhaite généralisable à de nouvelles observations [Alp 10][Man 99][Suc 06].

L'objectif de l'apprentissage automatique c'est, donc, de concevoir des machines capables d'évoluer automatiquement grâce à l'expérience [Mit 97]. Il regroupe pour cela l'ensemble des méthodes permettant à une machine : - de réaliser une construction de la réalité à partir de données plus simples, - d'améliorer une construction partielle ou moins générale, ou - d'inventer complètement une nouvelle.

L'idée derrière l'apprentissage, de manière générale, c'est que les enseignements ne devraient pas seulement profiter à l'action (apprentissage sans acquisition d'expérience où l'effet est spontané), mais doivent aussi permettre à l'apprenant d'améliorer ses capacités à agir dans le futur (apprentissage avec acquisition d'expériences ayant des répercussions sur son avenir). On ne peut espérer à ceci que lorsque l'apprenant est conscient de : - ses interactions avec son environnement, et - ses propres mécanismes de prises de décisions. L'apprenant pour nous en l'occurrence est une machine artificielle plutôt qu'un être vivant et l'aspect conscience varie d'une simple mémorisation de constatations liées à une quelconque expérience, à la création de théories scientifiques complètes. Dans ce contexte, ce chapitre est organisé comme suit : dans la première section on donne une définition générale de l'apprentissage, dans la seconde on définit l'apprentissage automatique, dans la troisième on présente les différents types d'apprentissage, et dans la quatrième on introduit l'apprentissage collectif. On clôture ce chapitre par une conclusion reprenant succinctement tout ce qui y a été dit sur l'apprentissage et ouvrant une parenthèse sur ce qui pourra y être dit, aussi, quant à son avenir.

3.1 Définition générale de l'apprentissage

L'apprentissage est le processus d'acquisition de savoir-faire (pratiques, connaissances, compétences, attitudes/valeurs-culturelles) par l'observation, l'imitation, l'essai, la répétition ou la représentation. Il s'oppose, tout en le complétant, à l'enseignement dont le but est surtout l'acquisition de savoirs ou de connaissances au moyen d'études, d'exercices et de contrôles des connaissances. Pour la psychologie inspirée du **béhaviorisme**¹, l'apprentissage est vu comme la mise en relation entre un évènement provoqué par l'extérieur (stimulus) et une réaction adéquate du sujet, qui : - cause un changement persistant, mesurable et spécifique de son comportement, -

¹Le **béhaviorisme** (ou comportementalisme) est une approche en psychologie qui consiste à se concentrer uniquement sur le comportement observable de façon à caractériser comment il est déterminé par l'environnement et l'histoire des interactions de l'individu avec son milieu, sans faire appel à des mécanismes internes au cerveau ou à des processus mentaux non directement observables.

lui permet soit de formuler une nouvelle construction mentale, soit de réviser une construction mentale préalable.

3.2 Définitions de l'apprentissage automatique

Définition 1 : Selon *Tom Mitchell*, l'apprentissage automatique ou apprentissage artificiel est l'étude d'algorithmes qui permettent aux programmes de s'améliorer automatiquement par l'expérience [Mit 97].

Définition 2 : L'apprentissage automatique est apparu grâce à la **conception du développement de l'enfant**², du développement de l'expertise et de l'acquisition de connaissances par instruction ou découverte. Plusieurs tâches sont visées [Tur 00]: - apprendre à reconnaître et catégoriser, - devenir plus efficace, et - acquérir des connaissances.

Ces tâches sont réalisées à travers certains mécanismes du traitement de la connaissance : - la compréhension, - la prédiction, - la généralisation, et - la résolution de problèmes inverses (**voir Chapitre 2**).

On caractérise un processus d'apprentissage par une interaction entre l'apprenant et l'environnement (**voir Figure.3.1**). Le point de vue moderne est plutôt tourné vers les approches statistiques où l'apprentissage s'appuie sur un modèle distributionnel (paramétrique ou non) entre variables. On doit déterminer les conditions générales (sur les données), préciser les principes inductifs et développer un algorithme effectif. On évalue la performance de l'apprentissage grâce à des critères comme la probabilité d'une mauvaise classification, le risque et le nombre d'erreurs.

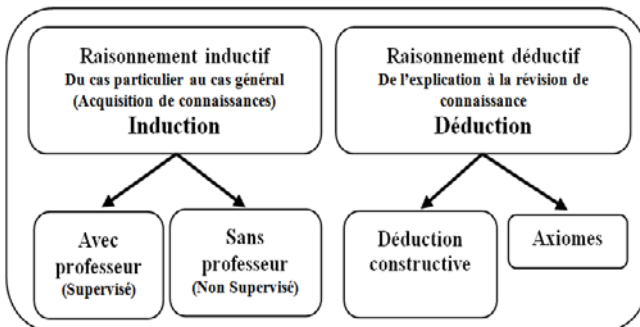


Figure.3.1-Induction & Déduction : Dans sa signification la plus générale, l'*induction* est une opération mentale consistant à généraliser un raisonnement ou une observation à partir de cas singuliers. Elle peut être assistée ou non. La *déduction* représente un système de raisonnement où l'on tire des conséquences en partant d'un principe ou d'une hypothèse. Le résultat peut être des axiomes ou une déduction constructive.

Plus formellement on définit l'apprentissage, via un algorithme d'apprentissage, comme suit :

Définition 3 : Un algorithme d'apprentissage prend en entrée un ensemble de données **D** et retourne une fonction **f**. On désigne alors **D** comme **ensemble d'entraînement** ou ensemble d'apprentissage et **f** comme **modèle**. Suite à l'exécution de cet algorithme, on dira que le modèle **f** a été entraîné sur l'ensemble **D**. On considère que l'ensemble de données **D** contient, sous forme de vecteurs ou de graphes, l'information nécessaire pour résoudre un problème donné. Le modèle **f** doit ainsi pouvoir recevoir de telles structures de données en argument et on désignera par **sortie** la valeur de l'application de **f**. De plus, on considère normalement que tous les éléments de **D**, que l'on nomme **exemples d'apprentissage**, sont indépendants et identiquement distribués [Lab 08].

3.3 Typologie d'apprentissage en informatique

²Piaget présente la **conception du développement de l'enfant** par stades ; allant du concret vers l'abstrait. Sa théorie ne prend en compte ni l'affect, ni l'environnement des individus. Il se prononce contre l'enseignement traditionnel et les cours magistraux, et défend l'idée de découvrir par l'expérience.

En informatique plusieurs classifications de l'apprentissage sont proposées par différents auteurs qu'on peut regrouper en deux visions différentes :

3.3.1 Première vision

Classe les recherches sur l'apprentissage en informatique en deux courants : l'apprentissage automatique (*machine learning*) et les théories formelles de l'apprentissage (*computational learning theory*). L'apprentissage automatique consiste à construire des systèmes capables d'apprendre, intégrés dans des machines dites apprenantes en se basant sur cet aspect plutôt expérimental pour évaluer l'efficacité de ces systèmes. Les théories formelles de l'apprentissage, quand à elles, ont pour objet d'essayer de caractériser l'essence de l'action d'apprendre ou de déterminer le caractère fondamental de l'apprentissage en soi-même, ce qu'on appelle par substitution linguistique « **apprenabilité** ». En suivant toujours le sens de ce raisonnement dans le contexte des théories formelles de l'apprentissage, deux questions surgissent à cet égard : Quels sont les objets qui, en vertu de leur nature, sont énoncés comme étant en soi-même valables pour faire l'objet d'un apprentissage (sont apprenables) ? Et sous quelles conditions le sont-ils ? [Sim 99].

3.3.1.1 L'apprentissage automatique

Outre l'analyse statistique, qui peut être apparentée à un apprentissage dans le sens où l'on cherche à trouver des lois qui rendent compte d'un ensemble de faits, on peut distinguer deux types majeurs d'apprentissage automatique [Mic 86][Mit 97] : l'apprentissage symbolique et l'apprentissage adaptatif.

2.3.1.1.1 L'apprentissage symbolique : on peut différencier les systèmes apprenants selon le **type d'inférence** qu'ils utilisent pour apprendre, et/ou selon le **type de représentation** (on parle de schéma de représentations) employé pour décrire le monde. Les principaux types d'inférence, dans ce cas, sont [Hat 93] : - **l'induction** : trouver des règles à partir d'exemples et de contre-exemples, - **la déduction** : détermination de traits spécifiques à partir de règles générales, construction de nouvelles règles générales à partir d'anciennes, ou affinement de stratégies, - **l'analogie** : utilisation de la connaissance d'un problème et de la façon de le résoudre pour solutionner un problème proche. Dans ce qui suit, nous allons donner plus de détails sur chacun de ces trois types d'inférences :

a) Induction : on cherche à acquérir des **règles générales** qui représentent les connaissances obtenues à partir d'**exemples**. Les règles ainsi obtenues peuvent être représentées d'une façon explicite (facilement interprétables) ou d'une façon implicite avec un codage qui n'est pas toujours facile à interpréter. L'algorithme d'apprentissage par induction reçoit un ensemble d'**exemples d'apprentissage** et produit des **règles de classification**, permettant de ranger les nouveaux exemples. Le processus d'apprentissage cherche à créer une représentation plus générale des exemples, selon une méthode de généralisation de connaissances. Ce type de méthodes est aussi appelé **apprentissage de concepts** ou **acquisition de concepts**. Parmi les approches d'apprentissage empirique par induction connues, on retrouve les arbres de décision. Notons que l'algorithme d'apprentissage par induction peut fonctionner de façon supervisée ou non-supervisée :

- **Apprentissage supervisé**: les exemples d'apprentissage sont étiquetés afin d'identifier la classe à laquelle ils appartiennent. Le but de l'algorithme de classification est de correctement classer les nouveaux exemples dans les classes définies dans la phase d'apprentissage.
- **Apprentissage non-supervisé**: l'algorithme d'apprentissage cherche à trouver des régularités dans une collection d'exemples, puisque dans ce type d'apprentissage on ne connaît pas la classe à laquelle les exemples d'apprentissage appartiennent. Une technique employée consiste à implémenter des algorithmes pour rapprocher les exemples les plus similaires et

éloigner ceux qui ont le moins de caractéristiques communes. Ces groupes d'exemples similaires sont parfois appelés des prototypes.

Exemple : les exemples ci-dessous, représentent des expériences faites sur le type de piments.

- Grand, allongé, rouge, piquant
- Grand, rond, vert, non-piquant
- Petit, allongé, jaune, non-piquant
- Petit, allongé, rouge, piquant
- Petit, rond, rouge, non-piquant

Ces expériences peuvent être généralisées sous forme d'une règle : **Allongé, rouge \Rightarrow piquant.**

Ce qui permet d'identifier les piments piquants. A l'entrée du système d'apprentissage, nous avons donc un ensemble d'exemples classés en : - les instances **P** du concept piquant, et - les instances **N** du concept non-piquant. L'apprentissage cherche une description logique qui couvre toutes les instances de **P** et aucune instance de **N** [Mic 83][Ber 86][Oso 92][Sim 99].

Arbre de décision : L'induction par arbre de décision est l'une des formes d'apprentissage les plus simples et les plus efficaces ; un arbre de décision accepte, en entrée, une situation ou un objet décrit par un ensemble d'attributs et retourne, comme décision, la valeur de sortie prédite. Les attributs ainsi que la sortie peuvent être discrets ou continus. L'apprentissage d'une fonction à valeur discrète est un apprentissage par classification, alors que l'apprentissage d'une fonction continue est une régression. La plus adoptée est la classification booléenne, dans laquelle chaque exemple est classé vraie (+) ou faux (-). Un arbre de décision atteint son verdict en exécutant une séquence de tests. Chaque nœud interne de l'arbre correspond à un test de la valeur de l'une des propriétés, et les branches partant du nœud sont annotées avec les valeurs possibles du test. Chaque nœud spécifie la valeur à retourner si cette feuille est atteinte. Ce concept très adopté par des spécialistes de différents domaines témoigne du fait que la représentation arborescente semble très naturelle pour les humains [Rak 05].

Exemple : Soit un fichier composé de 14 observations, il s'agit d'expliquer le comportement des individus par rapport à un jeu {jouer, ne pas jouer} à partir de prévisions météorologiques (voir Tableau.3.1) [Qui 93]. L'arbre de décision correspondant est présenté dans Figure 3.2.

N°	Ensoleillement	Température (°F)	Humidité (%)	Vent	Jouer
1	soleil	75	70	oui	oui
2	soleil	80	90	oui	non
3	soleil	85	85	non	non
4	soleil	72	95	non	non
5	soleil	69	70	non	oui
6	Couvert	72	90	oui	oui
7	Couvert	83	78	non	oui
8	Couvert	64	65	oui	oui
9	Couvert	81	75	non	oui
10	pluie	71	80	oui	non
11	pluie	65	70	oui	non
12	pluie	75	80	non	oui
13	pluie	68	80	non	oui
14	pluie	70	96	non	oui

Tableau.3.1-Données climatiques : contenant des observations sur la décision de 14 personnes à jouer ou non selon les données climatiques concernant l'ensoleillement, la température, l'humidité et le vent.

- Le premier sommet est appelé racine de l'arbre. Il est situé sur le premier niveau. Nous y observons la distribution de fréquence de la variable à prédire **Jouer**. Nous constatons qu'il y a 14 observations, dont 9 **oui** (ils vont jouer) et 5 **non**.
- La variable **ensoleillement** est la première variable utilisée ; on parle de variable de segmentation. Comme elle est composée de 3 modalités {soleil, couvert, pluie}, elle produit donc 3 sommets enfants.
- La première branche, à gauche, sur le deuxième niveau, est produite à partir de la modalité **soleil** de la variable **ensoleillement**. Le sommet qui en résulte couvre 5 observations correspondant aux individus {1, 2, 3, 4, 5}, la distribution de fréquence nous indique qu'il y a 2 **jouer = oui** et 3 **jouer = non**.

- La seconde arête, au centre, correspond à la modalité **couvert** de la variable de segmentation **ensoleillement** ; le sommet correspondant couvre 4 observations, tous ont décidé de jouer, dans le tableau ce sont les individus {6, 7, 8, 9}. Ce sommet n'ayant plus de sommets enfants, ce qui est normal puisqu'il est **pur** du point de vue de la variable à prédire, il n'y a pas de contre-exemples. On dit qu'il s'agit d'une feuille de l'arbre.
- Reprenons le nœud le plus à gauche sur le deuxième niveau de l'arbre. Ce sommet, qui n'est pas pur, est segmenté à l'aide de la variable « humidité ». Comme le descripteur est continu, il a été nécessaire de définir un seuil dit de discrétisation qui permet de produire le meilleur partitionnement. Dans notre exemple, le seuil qui a été choisi est 77.5 %. Il a permis de produire deux feuilles complètement pures.
- Ce processus est réitéré sur chaque sommet de l'arbre jusqu'à l'obtention de feuilles pures. Il s'agit bien d'un arbre de partitionnement : un individu ne peut être situé dans deux feuilles différentes de l'arbre.
- Le modèle de prédiction peut être lu très facilement. On peut traduire un arbre en une base de règles sans altération de l'information. Le chemin menant d'un sommet vers la racine de l'arbre peut être traduit en une partie prémisses d'une règle de prédiction de type attribut-valeur : **Si variable₁ = valeur₁ et variable₂ = valeur₂ ... et variable_n = valeur_n.**
- Pour classer un nouvel individu, il suffit de l'injecter dans l'arbre, et de lui associer la conclusion attachée à la feuille dans laquelle il aboutit.

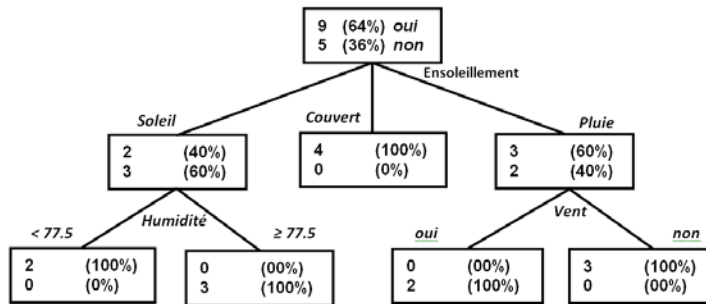


Figure.3.2-Arbre de décision climatique : Racine de l'arbre ensoleillement, avec 64% de prédiction pour oui et 36% pour non, puis vient 3 variables de segmentation : soleil, couvert et pluie, le dernier niveau concerne l'humidité et le vent.

b) Déduction : Dans son sens général, la déduction exprime l'acte intellectuel par lequel un sujet est amené à inférer une conséquence d'un fait, d'un principe ou d'une loi. C'est un raisonnement que l'on utilise comme moyen pour vérifier et ajuster la plupart des acquisitions. Cette opération fait appel à ce que *Piaget* nomme la **décentration** [Pia 78]. Il s'agit de cette faculté de raisonner sur ses actes afin d'en tirer des conséquences. C'est la situation du : *Si je fais ceci, Alors il se produit cela*. Mais cette réflexion n'est efficace que dans sa réversibilité ; après avoir tiré les conséquences de ses actes, il faut que l'apprenant revienne à l'origine de ces derniers. Il faut qu'il y ait un retour sur l'action, afin de stabiliser ou de modifier le comportement initial, selon que le résultat était satisfaisant ou non. C'est le principe de la rétroaction [Ras 00].

L'apprentissage symbolique utilise la déduction pour inférer via un système expert à base de règles, par exemple, des faits ou des règles plus spécifiques à partir de faits ou de règles généraux ; la connaissance est stockée dans la base de connaissances, et est interprétée par le moteur d'inférence en utilisant la base de faits pour stocker les données propres au problème à traiter et les déductions faites par le système [Roy 90]. **Exemple** : La déduction logique est une forme d'**inférence**³ dite logique. La forme la plus classique de cette inférence est celle du **modus ponens** ;

$\forall x \text{ homme}(x) \Rightarrow \text{mortel}(x)$
 Homme(Socrate)
 Alors mortel(Socrate)

“Tous les hommes sont mortels”
 “Socrate est un homme”
 “Socrate est mortel”

³ L'**inférence** est une opération mentale ou jugement, qui consiste à tirer une conclusion (d'une série de propositions reconnues pour vraies). Ces conclusions sont tirées à partir de règles de base.

La plupart des déductions logiques effectuées dans les systèmes basés sur la connaissance s'appuient sur cette règle, qui s'appelle aussi le **chainage**. Elle s'applique à des connaissances sous la forme de *clauses de Horn*.

c) **L'analogie** : Les approches fondées sur l'analogie essayent de faire le transfert des connaissances, prises sur une tâche bien connue, vers une autre moins connue. Ainsi, il est possible d'apprendre de nouveaux concepts ou de dériver de nouvelles solutions à partir de concepts et solutions similaires connues. Ainsi, deux notions deviennent très importantes dans la définition de l'apprentissage par analogie : le **transfert** et la **similarité**. Ce type d'approche est aussi dénommée apprentissage fondé sur la similarité [Oso 98].

Bien souvent, un système apprenant n'est pas construit sur un type unique d'inférence. Mais, sur une composition des différents types proposés ci-dessus. Ainsi, l'apprentissage symbolique ne se résume pas à l'apprentissage inductif. Les schémas de représentations symboliques utilisés pour décrire les connaissances sont divers : les grammaires formelles, les systèmes à production de règles, les expressions basées sur la logique formelle, les graphes, les réseaux, les frames, etc. Parmi ces schémas, l'un des plus courants est l'arbre de décisions qui permet de répartir les objets en différentes catégories. Pour classer un exemple, on lui fait descendre l'arbre de nœud en nœud jusqu'à ce qu'il atteigne une feuille. Chaque nœud est un test qui l'oriente vers une branche ou une autre, chaque feuille représente une classe. L'apprentissage des arbres de décisions est utilisé, par exemple, pour repérer des régularités dans de grandes bases de données [Mit 97]. **Exemple** : Le système *ANALOGY*, proposé par *Evans* en 1968, est la première implantation d'un modèle de résolution d'équation analogique. L'objectif de ce programme est de pouvoir résoudre des équations analogiques géométriques à choix multiples, présentées sous la forme d'une équation analogique : *A est à B ce que C est à ?*, où les trois termes *A*, *B* et *C* sont des représentations de figures géométriques (voir Figure 3.3). Une particularité du système *ANALOGY* réside dans le fait que les termes de l'équation sont présentés sous forme d'une description bas-niveau (points, courbes, etc.).

Le procédé du système *ANALOGY* se décompose en quatre étapes consistant à :

- générer l'ensemble des règles permettant de transformer *A* en *B*,
- générer l'ensemble des règles permettant de transformer *C* en chacune des solutions proposées,
- comparer les deux ensembles de règles. Pour chaque paire de règles, il est possible de proposer une généralisation des deux règles, de manière à réconcilier des règles partiellement différentes : L'augmentation de la différence entre les règles rend la généralisation à effectuer plus importante,
- choisir la règle transformant *C* en un choix possible qui généralise le moins la règle transformant *A* en *B* ; qui modifie le moins possible la règle originelle permettant de passer de *A* à *B*.

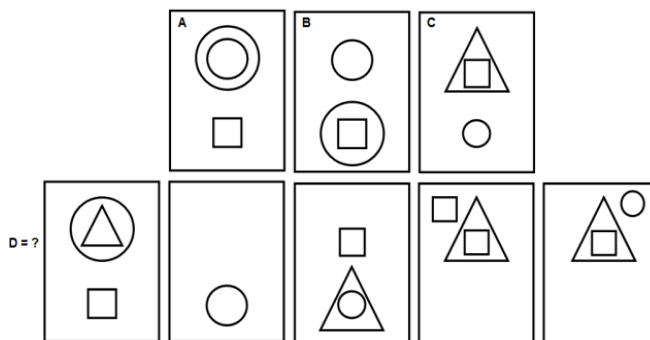


Figure.3.3-Résolution d'équation analogique : à partir des 3 figures *A*, *B* et *C*, quelle est la figure *D* choisie parmi les 5 figures du dessous, satisfaisant au mieux la relation *A est à B ce que C est à D*. Ces équations proviennent en particulier de tests de *QI* et d'exams tels que les *Scholastic Aptitude Tests* utilisés fréquemment à l'entrée des universités américaines (*D* est la troisième figure).

3.3.1.1.2 **L'apprentissage adaptatif** : D'autres recherches ont lieu, parallèlement à l'apprentissage symbolique, relevant davantage de l'apprentissage inductif. Sous la qualification

d'adaptatif, utilisant des mécanismes d'inhibition et de renforcement. On retrouve dans cette classe 2 types d'apprentissage : - l'apprentissage connexionniste, et - l'apprentissage génétique.

a) Réseau de neurones artificiels : Le connexionnisme, s'est inspiré de la structure du cerveau pour construire des machines qui s'y apparentent. Son élément de base est le neurone formel. Cet apprentissage consiste à présenter des exemples aux neurones d'entrée du réseau l'un après l'autre. A chaque exemple, on observe la réponse du réseau et on essaie de réduire l'écart entre celle-ci et la réponse que l'on souhaite en obtenir. Cela se fait soit en intervenant sur les coefficients synaptiques des neurones donnant une réponse incorrecte soit en modifiant les coefficients de tous les neurones, proportionnellement à la différence entre réponse obtenue et réponse espérée. Dans des cas de figures simples, au bout d'un certain nombre de présentations, les efficacités synaptiques finissent par se stabiliser : l'algorithme converge et l'apprentissage est réalisé. L'une des motivations de l'apprentissage de réseaux de neurones artificiels (RNA) est d'essayer de capturer le type de calcul hautement parallèle effectué par le cerveau sur des représentations distribuées [Mit 97]. Ainsi, l'apprentissage de RNA est particulièrement bien approprié à des problèmes où l'échantillon d'entraînement est constitué de données issues de capteurs tels que des caméras ou des microphones. Par ailleurs, l'apprentissage de RNA est robuste (tolère les erreurs issues de l'échantillonnage). Il est utilisé, entre autres, dans la reconnaissance de caractères [Lec 89], dans la reconnaissance de la parole [Lan 90] et dans la reconnaissance de visages [Cot 90]. **Exemple :** pour reconnaître la forme d'un caractère en niveau de gris, on le représente généralement au moyen d'un vecteur de caractéristiques $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_d]^T$ et on utilise un classificateur dont le rôle est de déterminer, parmi un ensemble fini de classe, à quelle classe appartient cet objet. Donc, le classificateur doit être capable de définir les frontières séparant les classes les unes des autres sous forme d'une fonction dite discriminante, qui permet d'exprimer le critère de classification comme suit : Assigner la classe w_i à l'objet représenté par le vecteur \mathbf{X} si, et seulement si, la valeur de la fonction discriminante de la classe w_i est supérieure à celle de la fonction discriminante de n'importe quelle autre classe w_j . Les étapes, les plus importantes dans cet ordre, par lesquelles on passe pour pouvoir classifier l'objet sont : le prétraitement, l'extraction des caractéristiques et la classification.

a1) Prétraitement : L'image digitalisée de l'objet peut être sujette à des perturbations aléatoires (comme les bruits, la rotation et la translation) conduisant à une possibilité d'erreur dans sa classification. Ce qui peut diminuer l'efficacité du classificateur. Le prétraitement est la phase qui permet de normaliser l'image pour résoudre le problème de ces perturbations non déterministes.

a11) Réduction du bruit : Cette étape vise à nettoyer l'image de l'entrée et éliminer les points redondants pouvant causer des confusions pour le classificateur. Le bruit est une valeur découlant habituellement de la reproduction, de la numérisation et de la transmission de l'image originale. Le bruit ne peut pas toujours être entièrement supprimé. On utilise souvent le lissage pour remplacer la valeur d'un pixel par la moyenne des valeurs des pixels l'entourant (y compris la sienne). Lorsqu'il s'agit d'images balayées, le lissage peut provoquer du **maculage**⁴, et lorsqu'il est appliqué sur du texte en ligne, il peut provoquer du découpage des points d'extrémité [Kha 99].

a12) Segmentation : La segmentation est une procédure qui va séparer les régions dans l'image. C'est une étape importante étant donné qu'un classificateur n'est pas capable de reconnaître simultanément un ensemble d'objets dans l'image.

a13) Normalisation : Après segmentation, les tailles des images des caractères segmentés sont variées. Ce phénomène peut perturber le système de reconnaissance des formes. On a besoin de normaliser les images obtenues pour éliminer l'impact de la rotation, de la translation, et du facteur d'échelle. Le classificateur s'effectue plus efficacement sur des images de même taille.

⁴ **Maculage :** tâches engendrées par des feuilles venant d'être imprimées.

a14) Squelettisation : Dans la plupart des cas, la formes à reconnaître ne dépend pas géométriquement de l'épaisseur du tracé de l'objet. La squelettisation est une procédure qui a pour but de réduire l'épaisseur du tracé d'un caractère à un pixel seulement. La réduction des pixels redondants à un seul point peut constituer une procédure très utile (cette phase est décisive dans la reconnaissance des empreintes digitales par exemple).

a2) Extraction des caractéristiques : Normalement, l'image de l'objet est représentée par une matrice de pixels et le classificateur ne fonctionne pas bien lorsque l'entrée est une matrice de grande dimension. L'extraction de caractéristiques est une procédure très importante pour extraire des particularités qu'on représente sous forme d'un vecteur de caractéristiques.

a3) classification des formes d'entrées : Pour un objet représenté par son vecteur de caractéristiques à l'entrée, le classificateur doit décider à quelle classe appartient cet objet. Ici, on s'intéresse à l'approche connexionniste usant d'un réseau de neurones artificiels.

Un neurone artificiel est une fonction non linéaire, paramétrée (voir Figure.3.4).

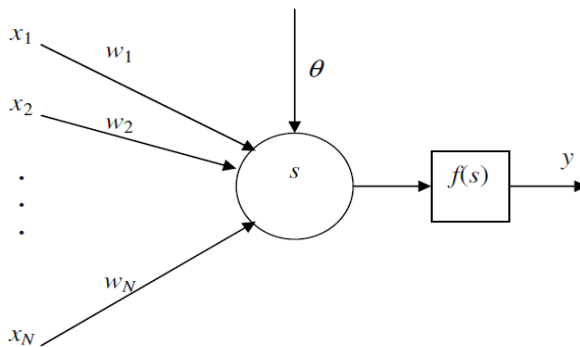


Figure.3.4-Neurone artificiel : Un neurone est considéré comme une unité élémentaire de traitement. Il reçoit des entrées et produit un résultat en sortie. $s = \sum_{i=1}^N w_i x_i + \theta = \mathbf{W}' \mathbf{X} + \theta$ et $y = f(s)$. Notons que x_1, x_2, \dots, x_N sont les entrées qui proviennent de l'environnement externe au réseau ou d'autres neurones, y est la sortie et w_1, w_2, \dots, w_N sont les poids associés à chaque connexion. \mathbf{X} est le vecteur d'entrée, \mathbf{W}' est le vecteur poids, θ est appelé le bias. La fonction f est appelée fonction d'activation.

Il existe plusieurs fonctions d'activation comme :

- La fonction à seuil $f(s) = \text{sign}(s) = +1$ si $s > 0$ et $f(s) = -1$ si $s \leq 0$ (3.1)
- Fonction sigmoïde $f(s) = 1 / (1 + e^{-s})$ (3.2)

Il est plus commun d'employer une fonction non linéaire bornée et dérivable plutôt qu'une fonction linéaire par morceaux. Un réseau de neurones est un assemblage de neurones connectés entre eux. Généralement, un réseau réalise une fonction en sortie, par composition des fonctions réalisées par chacun des neurones. La capacité de traitement de ce réseau est stockée sous forme de poids d'interconnexions obtenus par un processus d'apprentissage à partir d'un ensemble d'exemples d'apprentissage.

Apprentissage : L'apprentissage peut être considéré comme le problème de la mise-à-jour des poids des connexions au sein du réseau afin de réussir la tâche qui lui incombe. L'apprentissage est la caractéristique principale de RNA, il peut se faire de différentes manières et selon différentes règles [Neur] :

- **Apprentissage supervisé :** Dans ce type d'apprentissage, le réseau s'adapte par la comparaison entre le résultat qu'il a calculé, en fonction des entrées fournies, et la réponse attendue en sortie. Ainsi, le réseau va s'ajuster progressivement jusqu'à ce qu'il trouve la bonne sortie, c'est-à-dire celle attendue, correspondant à une entrée donnée [Neur].
- **Apprentissage non supervisé :** On dispose d'un ensemble de données représentées par des vecteurs de grande dimension, l'apprentissage consiste à les regrouper selon des critères de ressemblance qui sont inconnus a priori. Dans ce type d'apprentissage, on ne connaît pas la catégorie de chaque forme fournie à l'entrée pour apprendre le réseau.

Selon la topologie de connexion des neurones, on distingue plusieurs modèles de réseaux de neurones, comme les réseaux non bouclés et les réseaux bouclés. Prenons le cas des réseaux non bouclés (réseaux statiques) et exactement un réseau multicouche (voir Figure.3.5) :

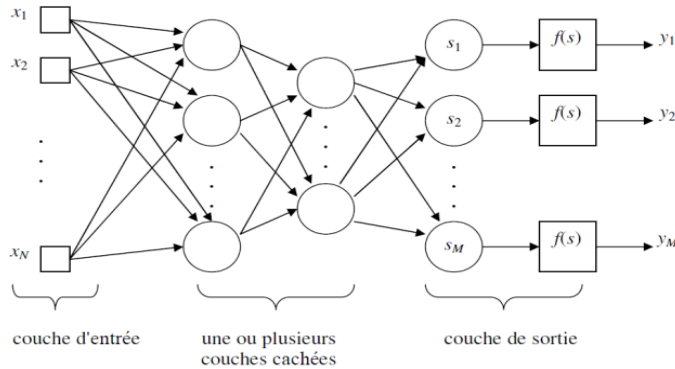


Figure.3.5-Réseau multicouche : La sortie du réseau $g(x, w)$ est une fonction linéaire des poids de la dernière couche de connexions (qui relie les N_c neurones cachés au M neurones de sortie), et elle est une fonction non linéaire des paramètres de la première couche de connexions (qui relie les N entrées du réseau aux N_c neurones cachés).

Le temps ne joue aucun rôle fonctionnel dans un réseau de neurones non bouclé : si les entrées sont constantes, les sorties le sont aussi. Le temps nécessaire pour le calcul de la fonction réalisée par chaque neurone est négligeable et on peut considérer, fonctionnellement, ce calcul comme instantané.

Segmentation : Les caractères peuvent être produits en lettres attachées. Ils peuvent également se chevaucher. Il est nécessaire de déterminer où débute et où prend fin un caractère. C'est pourquoi on utilise la phase de segmentation. La procédure de segmentation s'avère être une phase critique parce que les erreurs commises ici seront difficilement récupérables dans les étapes ultérieures, selon le type de périphérique utilisé, les points élémentaires de l'image, ou **pixels**, peuvent prendre une valeur binaire **0/1**, ou une valeur quantifiée représentant un niveau de gris ou une couleur. Dans ces derniers cas, l'image doit subir un processus de binarisation.

Extraction de caractéristiques : un caractère digitalisé est représenté par une matrice de grande dimension. Si on laisse le réseau de neurones travailler directement sur cette matrice, cela peut causer un problème de performance et d'efficacité. L'entraînement des paramètres du réseau de neurones sera très complexe. C'est pourquoi, une procédure efficace de prétraitement des images des caractères qui est capable d'extraire des primitives est souvent requise pour un système de reconnaissance de caractères à l'aide de réseaux de neurones. L'extraction des primitives est une étape très importante. Si cette étape ne fonctionne pas bien, les étapes de l'apprentissage et de la reconnaissance fonctionneront mal. Pour la reconnaissance des caractères manuscrits, les primitives à extraire doivent présenter d'une part une certaine invariance géométrique et d'autre part une certaine invariance statistique. Tandis que l'invariance géométrique signifie une tolérance aux modifications causées par la translation, la rotation et le changement d'échelle, l'invariance statistique signifie une tolérance au bruit.

Extraction de Primitives : Plusieurs méthodes existent, parmi lesquelles on peut citer : - la méthode des pixels moyennés, et - la méthode de chaîne de code.

- **La Méthode des pixels moyennés :** Dans cette méthode, la matrice de l'image est divisée en $p \times q$ zones de même taille. Pour chaque zone, on calcule la valeur moyenne de niveaux de gris de tous les pixels dans cette zone et le résultat obtenu sera un élément dans le vecteur de caractéristiques. Donc, le vecteur de caractéristiques est de taille $p \times q$ (voir Figure.3.6).

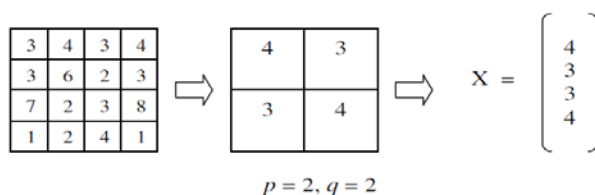


Figure.3.6-Méthode des pixels moyennés : la matrice image de 4×4 pixels est divisée en 4 zones de même taille de 2×2 pixels et pour chaque zone la moyenne des valeurs des pixels est prise pour représenter la zone. Le descripteur X contient alors 4 éléments.

Sélection : Une nouvelle population va être créée à partir de l'ancienne par le processus de sélection de la roue de loterie biaisée (voir Figure.3.9).

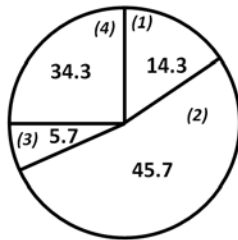


Figure.3.9-La roue de loterie biaisée : opération de sélection

Nous faisons tourner cette roue 4 fois et nous obtiendrons en finalité la nouvelle population décrite dans Tableau.3.3.

N°	Séquence
1	10000
2	01100
3	00101
4	10000

Tableau.3.3-Nouvelle population

Le croisement : Les parents sont sélectionnés au hasard. Nous tirons aléatoirement un lieu de croisement (*site* ou *locus*) dans la séquence. Le croisement s'opère alors en ce lieu avec une probabilité pc . Tableau.3.4 donne les conséquences de cet opérateur en supposant que les chromosomes 1 et 3, puis 2 et 4 sont appariés et qu'à chaque fois le croisement s'opère (par exemple avec $pc = 1$).

I = 3	I = 2
100 00	01 100
001 01	10 000
10001	01000
00100	10100

Tableau.3.4-Chromosomes avant et après le croisement.

La mutation : Dans cet exemple à codage binaire, la mutation est la modification aléatoire occasionnelle (de faible probabilité) de la valeur d'un bit (inversion d'un bit). Nous tirons ainsi pour chaque bit un chiffre aléatoire entre 0 et 1 et si ce chiffre est inférieur à pm alors la mutation s'opère. Tableau.3.5 met en évidence ce processus, avec $pm = 0.05$.

Ancien Ch	Tirage Aléatoire	Nouveau Bit	Nouveau Ch
10001	15 25 36 04 12	1	10011
00100	26 89 13 48 59	-	00100
01000	32 45 87 22 65	-	01000
10100	47 01 85 62 35	1	11100

Tableau.3.5-Nouvelle population après mutation : dans la colonne du tirage aléatoire on ne voit que la partie décimale.

Maintenant que la nouvelle population est entièrement créée, nous pouvons de nouveau l'évaluer.

Retour à la phase d'évaluation : Le maximum est maintenant de 28 (séquence 4). Nous sommes donc passés de 16 à 28 après une seule génération. Bien sûr, nous devons recommencer la procédure à partir de l'étape de sélection jusqu'à ce que le maximum global, 31, soit obtenu, ou bien qu'un critère d'arrêt ait été satisfait.

Numéro	Séquence	Fitness	% du Total
1	10011	19	32.2
2	00100	4	6.8
3	01000	8	13.5
4	11100	28	47.5
Total		59	100

Tableau.3.6-Phase d'évaluation

3.3.1.2 Les théories formelles de l'apprentissage

Il est important de distinguer clairement entre l'*apprentissage automatique* et les *théories formelles de l'apprentissage*. Le premier se place au niveau de la technique et a pour objectif immédiat de proposer des systèmes apprenants qui peuvent être implantés dans des machines et être testés. Le critère de validité peut alors être l'efficacité. Tandis que les secondes relèvent de la théorie et s'apparentent plus au formalisme mathématique qu'à l'informatique. Le critère de validité, outre la nécessaire cohérence interne, consiste surtout dans l'adéquation des modèles proposés à la réalité qu'ils sont sensés maîtriser. Alors que la plupart des travaux mettant en parallèle informatique et psychologie se situent dans le cadre de l'apprentissage automatique [Kan 96][Bor 97] ici on se place dans le cadre des théories formelles.

Les théories formelles de l'apprentissage ont pour premier objectif de **poser des bornes théoriques** sur l'apprentissage automatique vu précédemment. Pour cela, leur démarche va consister à définir un modèle qui essaiera d'appréhender d'une manière aussi rigoureuse que possible cet apprentissage. Les modèles proposés actuellement par les théories formelles se préoccupent surtout de l'apprentissage inductif : on suppose que l'apprenant doit découvrir un concept sur la base d'une présentation qu'on lui fait d'exemples de ce concept.

Ces théories proposent ainsi un cadre de l'apprentissage et cherchent, pour chaque classe de concepts, un algorithme capable d'apprendre tous les concepts de cette classe dans les conditions définies par le cadre de l'apprentissage. Un nouveau mot a été créé pour définir cette problématique : l'**apprenabilité**. On cherche à démontrer que telle classe de concepts est apprenable dans tel modèle et la classe est dite apprenable si on est capable de proposer un apprenant/algorithme qui sur la base d'une présentation d'un échantillon d'exemples d'un concept est capable de retourner ce concept.

3.3.2 Deuxième vision

D'autres auteurs distinguent les **types d'apprentissage par objectif** ; la nature de ce qui doit être appris. Bien qu'ils puissent trouver application dans des contextes différents, ces types d'apprentissage peuvent aussi être combinés dans un même système. Les plus importants sont l'*apprentissage supervisé*, l'*apprentissage non-supervisé*, et l'*apprentissage par renforcement*.

3.3.2.1 Apprentissage supervisé : Si les classes sont prédéterminées et les exemples connus, le système apprend à classer selon un modèle de classement ; on parle alors d'apprentissage supervisé ou d'analyse discriminante. Un expert, dit aussi oracle, doit au préalable étiqueter correctement des exemples. L'apprenant peut alors trouver ou évaluer approximativement la fonction qui permettra d'affecter la bonne étiquette à ces exemples. Parfois il est préférable d'associer non pas une donnée à une classe unique, mais une probabilité d'appartenance d'une donnée à une des classes prédéterminées, on parle alors d'*apprentissage supervisé probabiliste*.

Exemple : en fonction de points communs détectés avec les symptômes d'autres patients recueillis (représentant les exemples), le système peut catégoriser de nouveaux patients (au vu de leurs analyses médicales) susceptibles de développer telle ou telle maladie.

Plus formellement on peut dire que l'apprentissage supervisé correspond au cas où l'objectif de l'apprentissage est déterminé explicitement via la définition d'une cible à prédire. Dans ce cas, \mathbf{D} correspond à un ensemble de n paires d'entrées \mathbf{x}_t et de cibles associées \mathbf{y}_t :

$$D_{t=1,n} = \{(x_t, y_t) | x_t \in X, y_t \in Y\} \quad (3.3)$$

Typiquement, un tel ensemble est construit en fournissant l'ensemble des entrées à un groupe de personnes et en leur demandant d'associer à chacune de ces entrées une cible appropriée dans le contexte du problème à résoudre. La tâche d'un algorithme d'apprentissage est alors d'entraîner un modèle qui puisse imiter ce processus d'étiquetage par les humains ; qui

puisse prédire pour une entrée \mathbf{x} quelconque la valeur de la cible \mathbf{y} qui aurait normalement été donnée par un humain. Cependant, les algorithmes d'apprentissage ne se limitent pas à la modélisation du comportement de l'humain, et peuvent être utilisés pour modéliser la relation liant des paires d'entrées et de cibles provenant d'un autre phénomène, comme la relation entre une action et son prix à la bourse telle que générée par les marchés financiers. La nature de l'ensemble \mathbf{Y} d'où proviennent les cibles dépendra du type de problème à résoudre. Les 2 types de problèmes fréquents, dans cette catégorie, sont ceux de **classification** et de **régression** :

a) Classification : Dans le cadre d'un problème de classification, \mathbf{Y} correspond à un ensemble fini de classes auxquelles peuvent appartenir les différentes entrées possibles $\mathbf{x} \in \mathbf{X}$. Dans le cas où \mathbf{x} est une séquence, \mathbf{Y} peut aussi être un ensemble de séquences de classes. Voici quelques exemples de problèmes de classification :

- **Reconnaissance de caractères** : $\mathbf{x} \in \mathbf{X}$ correspond à la représentation vectorielle de la valeur des pixels d'une image et $\mathbf{y} \in \mathbf{Y}$ au caractère associé. **Exemple** : les chiffres entre 0 et 9 (voir section 3.3.1.1.2.a).
- **Classification syntaxique** : $\mathbf{x} \in \mathbf{X}$ correspond à une phrase dans une langue donnée et $\mathbf{y} \in \mathbf{Y}$ est la séquence des classes syntaxiques (*part of speech tags*) de chacun des mots de \mathbf{x} . **Figure.3.10** présente une illustration de problèmes de classification en 2 dimensions. Afin de mesurer la performance d'un modèle de classification, on utilise normalement le taux d'erreur de classification ; la proportion du nombre de cas où la sortie donnée par le modèle ne correspond pas à la cible attendue.

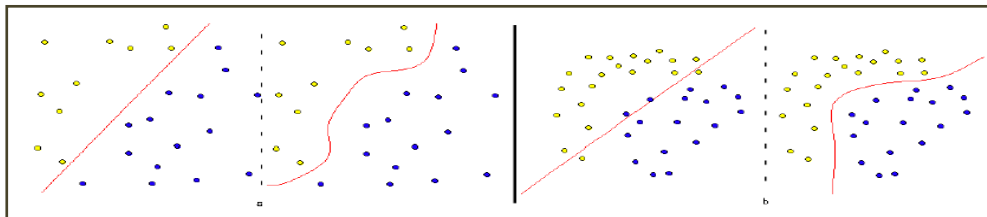


Figure.3.10-Deux problèmes de classification en 2 dimensions : le problème linéairement séparable est à gauche et le non-linéairement séparable est à droite. Pour chaque problème, un classifieur linéaire et un non-linéaire ont été entraînés à partir d'exemples d'entraînement séparés en deux classes (en jaune et en bleu). La surface de décision, déterminant la limite entre la région associée à chaque classe par un classifieur, est marquée en rouge.

b) Régression : Dans un problème de régression, \mathbf{y} correspond à un ensemble de valeurs continues, généralement réelles, ou de vecteurs de valeurs continues. C'est une méthode utilisée pour analyser la relation d'une variable par rapport à d'autres. Le modèle de régression linéaire, par exemple, est un modèle d'une variable expliquée \mathbf{y} sur une ou plusieurs variables explicatives ($\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$) dans lequel on fait l'hypothèse que la fonction qui relie les variables explicatives à la variable expliquée est linéaire dans ses paramètres ($\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n$). On suppose qu'on connaît \mathbf{y} ainsi que ($\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$) et on cherche à estimer le vecteur des paramètres ($\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n$) à une erreur \mathbf{u} prêt. Ceci donne $\mathbf{y} = \mathbf{a}_1 \times \mathbf{x}_1 + \mathbf{a}_2 \times \mathbf{x}_2 + \dots + \mathbf{a}_n \times \mathbf{x}_n + \mathbf{u}$. **Exemple (Prédiction de la valeur d'une action)** : $\mathbf{x} \in \mathbf{X}$ correspond à une séquence d'indicateurs du marché pour différentes journées et $\mathbf{y} \in \mathbf{Y}$ correspond à la progression de la valeur d'une action. **Figure.3.11** présente un exemple du problème de régression en une dimension. La performance d'un modèle de régression est typiquement mesurée en calculant la différence au carré entre la sortie du modèle et la cible attendue, d'autres mesures sont possibles.

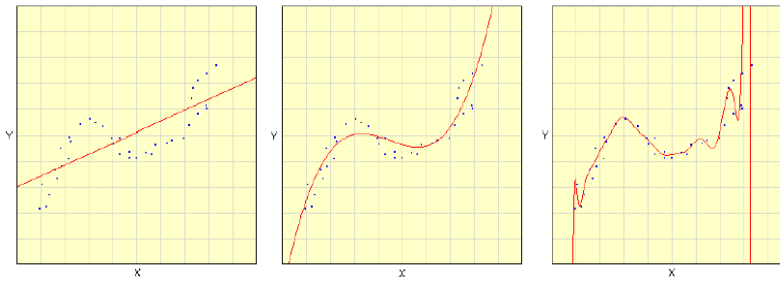


Figure.3.11-Problème de régression en une dimension : la cible y prend une valeur réelle. De gauche à droite, la prédiction est produite par des modèles linéaire, quadratique et polynomial de degré 20.

3.3.2.2 Apprentissage non-supervisé (classification automatique)

Quand le système ou l'opérateur ne disposent que d'exemples, mais non d'étiquettes, et que le nombre de classes et leur nature n'ont pas été prédéterminés, on parle d'apprentissage non supervisé ou **clustering** (aucun expert n'est requis). L'algorithme doit découvrir par lui-même la structure plus ou moins cachée des données. Le partitionnement de données (**data clustering**) est un algorithme d'apprentissage non supervisé. Le système doit ici, dans l'espace de description (l'ensemble des données), cibler les données selon leurs attributs disponibles pour les classer en groupe homogènes d'exemples. La similarité est généralement calculée selon une fonction de distance entre paires d'exemples. C'est ensuite à l'opérateur d'associer ou de déduire du sens pour chaque groupe et pour les motifs (**patterns**) d'apparition de groupes, ou de groupes de groupes, dans leur espace. Divers outils mathématiques et logiciels peuvent l'aider. On parle aussi d'analyse de données en régression (ajustement d'un modèle par une procédure de type moindres carrés ou autre optimisation d'une fonction de coût). Si l'approche est probabiliste (c'est-à-dire que chaque exemple, au lieu d'être classé dans une seule classe, est caractérisé par un jeu de probabilités d'appartenance à chacune des classes), on parle alors de **soft clustering** (par opposition au **hard clustering**). **Exemple :** Pour un épidémiologiste qui voudrait dans un ensemble assez large de victimes de cancers du foie tenter de faire émerger des hypothèses explicatives, l'ordinateur pourrait distinguer différents groupes, que l'épidémiologiste chercherait ensuite à associer à divers facteurs explicatifs : origines géographique, génétique, habitudes ou pratiques de consommation, expositions à divers agents potentiellement ou effectivement toxiques (métaux lourds, toxines telle que l'aflatoxine, etc.).

Plus formellement, l'apprentissage non-supervisé correspond au cas où aucune cible n'est prédéterminée. Ainsi, l'ensemble d'entraînement ne contient que des entrées :

$$D_{t=1,n} = \{x_t | x_t \in X\} \quad (3.4)$$

et ne définit pas explicitement la nature de la fonction f qui doit être retournée par l'algorithme d'apprentissage. Ainsi, c'est plutôt l'utilisateur qui doit spécifier le problème à résoudre. Par contre, dans tous les cas, le modèle capture certains éléments de la véritable distribution ayant généré D .

3.3.2.3 Apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement (AR) s'intéresse à entraîner des agents à se comporter de façon intelligente dans un environnement donné ; ils apprennent comment atteindre des objectifs à partir d'interactions avec leur environnement. Chacun d'eux assure, en même temps, les rôles de l'**apprenant** et du **décideur**. Tout ce qui est extérieur à un agent constitue son environnement. Dans ces conditions, l'agent et l'environnement interagissent, en continue, dans une boucle rétroactive; l'agent opère des actions sur l'environnement (choisies dans un ensemble d'actions permises) et obtient des réponses de l'environnement (concept de **récompense**) qui lui présente, aussi, de nouvelles situations dites **états** (voir **Figure3.13**). L'environnement donne des récompenses à l'agent, sous forme d'un signal quantitatif, que ce dernier essaie de maximiser au fur et à mesure que le temps passe selon sa **politique d'actions**. À chaque pas de temps, l'agent dispose d'un ensemble d'indicateurs en entrée, décrivant les caractéristiques de son environnement selon sa portée de perception. **Exemple :** si l'agent

modélise un robot, ces indicateurs pourraient être obtenus à partir de capteurs sensoriels décryptant l'environnement local où il se trouve.

Les concepts d'action et de signal de renforcement (réaction) sont les éléments qui particularisent le plus l'apprentissage par renforcement des apprentissages supervisés et non-supervisés. Contrairement à l'apprentissage supervisé, le comportement à apprendre n'est pas explicitement donné par une cible à prédire mais doit plutôt être défini par une appréciation manuelle, exprimée sous forme d'un signal de renforcement. Cependant, contrairement à l'apprentissage non-supervisé dont l'objectif est de modéliser la structure statistique des entrées, l'apprentissage par renforcement s'intéresse à la notion d'action qui est différente de celle de l'entrée, de la même façon que le concept de cible de l'apprentissage supervisé est différent du concept d'entrée. Formellement, la base du modèle d'apprentissage par renforcement consiste en : - un ensemble d'états \mathbf{S} de l'agent dans l'environnement, - un ensemble d'actions \mathbf{A} que l'agent peut effectuer, et - un ensemble de valeurs scalaires \mathbf{R} dites récompenses, que l'agent peut obtenir.

À chaque pas de temps t de l'algorithme, l'agent perçoit un état $s_t \in \mathbf{S}$ et l'ensemble des actions possibles $\mathbf{A}(s_t)$ associées à s_t . Il choisit une action $a \in \mathbf{A}(s_t)$ et reçoit de l'environnement un nouvel état s_{t+1} et une récompense r_{t+1} (0 la plupart du temps et 1 dans certains états clés de l'environnement). Fondé sur ces interactions, l'algorithme d'apprentissage par renforcement doit permettre à l'agent de développer une politique $\Pi : \mathbf{S} \rightarrow \mathbf{A}$ lui permettant de maximiser la quantité de récompenses. Cette dernière s'écrit $\mathbf{R} = r_0 + r_1 + r_2 + \dots + r_n$ pour les processus de décision markoviens *MDP* avec état final, et $\mathbf{R} = \sum_t \gamma^t r_t$ pour *MDP* sans état terminal (où γ est un facteur de dévaluation compris entre 0 et 1 et permettant, selon sa valeur, de prendre en compte les récompenses plus ou moins loin dans le futur pour le choix des actions de l'agent). Ainsi, la méthode de l'apprentissage par renforcement est particulièrement adaptée aux problèmes nécessitant un compromis entre la quête de récompenses à court terme et celle de récompenses à long terme. Cette méthode a été appliquée avec succès à des problèmes variés, comme le contrôle de robots, le pendule inversé, la planification de tâches et les télécommunications [Sut 98]. **Exemple** : le problème du **labyrinthe** consiste en un lieu d'où il est difficile de sortir, dessiné généralement en 2 dimensions sous forme d'une grille dans laquelle évolue un agent-robot pouvant se déplacer d'une case à la fois dans les 4 directions cardinales (voir Figure.3.12). Chaque case de la grille est définie par les caractéristiques suivantes :

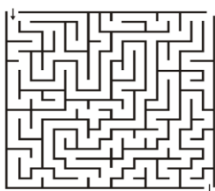


Figure.3.12-Labyrinthe : construction composée d'un grand nombre de passages se coupant et se recoupant, de telle sorte que l'on ne peut que très difficilement en trouver la sortie (à droite en bas), démarrant de l'entrée (à gauche en haut). Dessiné généralement en deux couleurs, dont l'une représente les murs (noire) et l'autre les passages (blanche).

- la **couleur** : information visuelle pour l'utilisateur,
- l'**accessibilité** : permettant de savoir si l'agent-robot peut pénétrer à la case,
- le **caractère terminal** : lorsque l'agent-robot est sur une case terminale, le but est atteint,
- le **jugement** : l'agent-robot est récompensé ou puni lorsqu'il tente de pénétrer une case,
- un **symbole** : un caractère utilisé représentant le type de case : 4 types de cases sont proposés (voir Tableau.3.7),
- la **position** d'une case est repérée par un couple d'entiers (ligne, colonne) à partir du coin supérieur gauche.

Symbole	Couleur	Accessibilité	Terminaison	Jugement	Description
-	Blanc	oui	non	0	Case vide
*	Vert	oui	oui	10	Sortie
#	Bleu	non	-	-1	Mur
!	Rouge	oui	non	-10	Danger

Tableau.3.7-types de case : le jugement est attribué manuellement selon la convenance de l'observateur.

La formalisation en terme de **MDP** demande d'identifier un espace d'état **S** et un espace d'action **A**, ainsi qu'une fonction de transition **T** et de récompense **R**. Le labyrinthe est un monde déterministe : **R** et **T** sont des fonctions (et non pas des variables aléatoires) ; elles sont, donc, données simplement par le sens commun du déplacement dans un labyrinthe. L'espace d'action est assez facilement identifiable : **A** = {Nord, Sud, Est, Ouest}. L'état de l'agent-robot dans le labyrinthe est donné par sa position (**l**, **c**) ; l'espace d'état est donc **S** = { (**l**, **c**) ∈ \mathbb{N}^2 / $1 \leq l \leq l_{max}$ et $1 \leq c \leq c_{max}$ }.

Notre agent-robot est en interaction permanente avec son environnement. Cette interaction se traduit par les changements que l'agent-robot peut apporter à son état dans l'environnement par l'intermédiaire de ses actions. L'agent-robot adapte son comportement en fonction des retours cumulés à long terme. L'apprentissage par renforcement formalise ce type d'interactions autour de quelques notions de base (voir Figure.3.13). Ces schémas d'interaction sont connus sous le nom de processus de décision Markovien ou **MDP**.

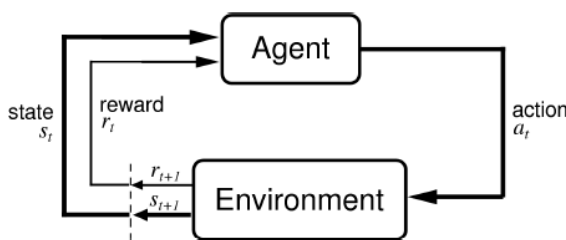


Figure.3.13-Boucle d'interaction agent-environnement : l'agent est dans l'état s_t , il sélectionne une action a_t en fonction de sa politique Π , puis reçoit une récompense r_{t+1} et passe dans un nouvel état s_{t+1} .

Un MDP formalise l'environnement ; il est défini par un ensemble d'états **S**, un ensemble d'actions **A** et :

- Une fonction de transition **T** telle que $T_{s,a}$ soit une variable aléatoire sur **S**, représentant les probabilités de transition vers l'état suivant, lorsque l'on effectue l'action **a** dans l'état **s** : $T_{s,a}(s_0)$ est donc la probabilité de transition de l'état **s** vers l'état s_0 lorsque l'on exécute l'action **a**.
- Une fonction de récompense **R** telle que $R_{s,a}$ soit une variable aléatoire sur **R**, représentant la distribution de probabilité de récompense lorsque l'on effectue l'action **a** dans l'état **s** : $R_{s,a}(r)$ est donc la probabilité de recevoir une récompense **r** dans ces conditions.

On suppose que les états contiennent toute l'information pertinente, c'est-à-dire qu'ils vérifient l'hypothèse de Markov ; $T_{s,a}$ et $R_{s,a}$ sont indépendantes des états et des actions antérieurs. Ceci constitue la formulation générale d'un **MDP** dans le cas stochastique. Le cas déterministe s'obtient en remplaçant la fonction stochastique de transition et de récompense par deux fonctions simples, respectivement $T : S \times A \rightarrow S$ telle que $T(s, a) = s'$ et $R : S \times A \rightarrow \mathfrak{R}$ telle que $R(s, a) = r$.

Politique et fonction de valeur associée : La notion de comportement est formalisée par celle de politique. Une politique Π est une fonction telle que Π_s soit une variable aléatoire sur **A** représentant les probabilités selon lesquelles un agent-robot dirigé par cette politique effectue chaque action, lorsqu'il se trouve dans l'état **s**. $\Pi_s(a)$ est donc la probabilité que l'agent choisie l'action **a** dans l'état **s**. Pour un **MDP** donné, on recherche un meilleur comportement, il faut donc définir sur les politiques un critère d'optimalité que l'on cherche à maximiser. La valeur d'une politique donnée doit prendre en compte toutes les récompenses futures, tout en tenant compte d'un horizon temporel : les hypothétiques récompenses lointaines doivent avoir un poids moindre que les récompenses proches, quasi-certaines. Le choix classique est la **récompense actualisée**; pour un **MDP** et une politique donnée elle correspond de façon informelle à $r_t + \gamma r_{t+1} + \gamma^2 r_{t+2} + \dots$ où γ (récompense actualisée) permet de fixer l'horizon temporel : pour $\gamma = 0$ on ne tient compte que de la récompense immédiate tandis que pour $\gamma \rightarrow 1$ on tient compte de toutes les récompenses futures. Pour représenter plus formellement cette

notion, on définit donc, pour une politique Π , la qualité $Q^\Pi(\mathbf{s}, \mathbf{a})$ d'une action \mathbf{a} dans l'état \mathbf{s} et la valeur $V^\Pi(\mathbf{s})$ d'un état par :

$$Q^\Pi(\mathbf{s}, \mathbf{a}) = E_{\mathbf{r} \sim R(\mathbf{s}, \mathbf{a})}[\mathbf{r}] + \gamma E_{\mathbf{s}' \sim T(\mathbf{s}, \mathbf{a})}[V^\Pi(\mathbf{s}')] \quad (3.5)$$

$$Q^\Pi(\mathbf{s}, \mathbf{a}) = \mathbf{R}(\mathbf{s}, \mathbf{a}) + \gamma V^\Pi(T(\mathbf{s}, \mathbf{a})), \text{ pour un environnement déterministe} \quad (3.6)$$

$$V^\Pi(\mathbf{s}) = E_{\mathbf{a} \sim \Pi} [Q^\Pi(\mathbf{s}, \mathbf{a})] = \sum_{\mathbf{a} \in A} \pi_{\mathbf{s}}(\mathbf{a}) Q^\Pi(\mathbf{s}, \mathbf{a}) \quad (3.7)$$

Programmation dynamique (planification) : l'objectif des méthodes de programmation dynamique est de trouver une politique optimale dans un environnement connu. Il ne s'agit donc pas d'une méthode d'apprentissage, mais plutôt de planification optimale. Pour ce faire, un premier problème consiste à évaluer, pour une politique donnée et dans un **MDP** connu, la valeur $V(\mathbf{s})$ de chaque état ou la qualité $Q(\mathbf{s}, \mathbf{a})$ de chaque action dans chaque état. Une possibilité consiste à résoudre les équations (3.5) et (3.7) de façon itérative, en l'interprétant comme une équation de mise-à-jour des valeurs $V(\mathbf{s})$ stockées dans une table. C'est l'étape appelée **Policy Evaluation** :

$$V^\Pi(\mathbf{s}) = \underbrace{\sum_{\mathbf{a}} \Pi_{\mathbf{s}}(\mathbf{a})}_{\text{Politique}} \underbrace{(\sum_{\mathbf{r}} R_{\mathbf{s}, \mathbf{a}}(\mathbf{r}) + \gamma \sum_{\mathbf{s}'} T_{\mathbf{s}, \mathbf{a}}(\mathbf{s}') V^\Pi(\mathbf{s}'))}_{\text{Environnement}} \quad (3.8)$$

Comme on a supposé que l'on connaît T et R on peut alors reconstituer $Q(\mathbf{s}, \mathbf{a})$:

$$Q(\mathbf{s}, \mathbf{a}) = \sum_{\mathbf{r}} R_{\mathbf{s}, \mathbf{a}}(\mathbf{r}) + \gamma \sum_{\mathbf{s}'} T_{\mathbf{s}, \mathbf{a}}(\mathbf{s}') V^\Pi(\mathbf{s}') \quad (3.9)$$

Dès lors que l'on connaît la qualité de chaque action en chaque état, on peut améliorer itérativement la politique suivie jusqu'à présent en adoptant la politique qui consiste à effectuer, dans chaque état, l'action de qualité estimée maximale. C'est l'étape appelée **Policy Improvement** et on peut démontrer que :

$$\Pi'(\mathbf{s}) = \operatorname{argmax}_{\mathbf{a}} Q^\Pi(\mathbf{s}, \mathbf{a}) \Rightarrow \forall \mathbf{s} \in S, V^{\Pi'}(\mathbf{s}) \geq V^\Pi(\mathbf{s}) \quad (3.10)$$

Cette méthode de mise à jour de la politique, connue sous le nom de **Policy Iteration** ou **PI** converge vers la politique optimale. Il est possible de fusionner en une seule itération les deux opérations, tout en conservant les propriétés de convergence. Cet algorithme est connu sous le nom de **value itération** ou **VI**:

$$V^\Pi(\mathbf{s}) = \max_{\mathbf{a}} \sum_{\mathbf{r}} R_{\mathbf{s}, \mathbf{a}}(\mathbf{r}) + \gamma \sum_{\mathbf{s}'} T_{\mathbf{s}, \mathbf{a}}(\mathbf{s}') V^\Pi(\mathbf{s}') \quad (3.11)$$

Notons que si ces méthodes, dites **off-line**, permettent de trouver une politique optimale, elles supposent que le **MDP** est parfaitement connu. D'autres méthodes d'apprentissage par renforcement, dites **on-line**, ont été développées afin d'estimer directement la fonction de valeur à partir de l'expérience de l'agent-robot.

3.4 Apprentissage collectif

Le travail en groupe est la capacité à atteindre collectivement un but dans un contexte de vision commune d'intérêt. *C'est l'aptitude de diriger des accomplissements individuels vers des objectifs organisationnels, permettant à des personnes ordinaires d'espérer à des résultats hors du commun.* Le travail en groupe peut être observé dans une société humaine, chez les animaux et même dans un système de machines artificielles. Cette capacité suppose des prédispositions naturelles chez les humains et les animaux sociaux, mais exige une phase d'apprentissage permettant de retrouver la manière de faire adéquate, conduisant à la réussite d'une telle entreprise. Pour les machines, comme les robots, on doit les doter : - de capacités basiques, et - de leur faire subir un apprentissage, assez long parfois, pour leur inculquer des

règles de comportements spécifiques en vue de réussir une tâche en commun. L'idéal serait de leur apprendre des règles leur permettant d'accomplir toutes missions qu'ils se trouvent contraints d'assumer, aussi efficacement que possible et dans les délais les plus brefs. Ceci suppose une grande capacité d'adaptation à des situations très différentes et souvent changeantes. Dans ce qui suit nous allons parler de l'apprentissage naturel et de l'esprit de groupe chez les humains, de l'apprentissage artificiel plutôt distribué dans des groupes d'agents comme les robots et donner un exemple inspiré de la relation prédateur-proie chez les animaux sociaux afin d'illustrer le concept de l'apprentissage collectif.

3.4.1 Apprentissage chez les humains

Dans l'enseignement des séquences de transfert de connaissances collaboratives (où les étudiants jouent aussi bien le rôle de l'enseignant que de l'apprenant dans la classe) ont été soulignée, afin d'améliorer l'apprentissage des étudiants, la communication et les capacités de travail en groupe [Hal 00]. Différents niveaux d'expertise ont permis, aussi, de faire progresser les interactions entre les individus. Ces asymétries dans la connaissance peuvent être très bénéfiques en ce sens qu'ils peuvent susciter plus d'apprentissage coopératif fructueux, ce qui implique l'acquisition et le partage d'expertise entre les différents individus apprenants. L'apprentissage collaboratif peut donc être une approche efficace pour des équipes composées d'apprenants hétérogènes, où les deux rôles de l'enseignant et de l'élève peuvent être assumés par les apprenants tout au long de la durée de vie du processus d'apprentissage.

Comme les apprenants peuvent être différents les uns des autres, plusieurs styles d'apprentissage peuvent être utilisés (donnant aux apprenants la possibilité d'un apprentissage adéquat). Cependant, différents types d'apprenants profitent différemment de la même matière. Les apprenants avec des capacités visuelles peuvent très bien apprendre à partir d'un diagramme de flux de processus, tandis que d'autres styles d'apprentissage ne leur sont d'aucune utilité. Les styles d'apprentissage dépendent plus des individus que de leur domaine d'expertise. Certains apprenants sont plus souples et plus polyvalents que d'autres en termes d'apprentissage. En outre, les apprenants humains raffinent leur façon d'apprendre au fil du temps ; **apprennent comment apprendre**. Ainsi, une matière peut être mieux apprise en combinant des points de vue de plusieurs méthodes d'apprentissage pour augmenter les performances, par rapport à l'utilisation d'une seule méthode.

Un style d'apprentissage peut être défini comme une stratégie ou un comportement mental d'un individu qui s'applique à apprendre en se basant sur ses propres tendances, aversions et son propre potentiel. Les problèmes à résoudre aussi bien que les connaissances antérieures des individus peuvent influencer leur apprentissage. Aussi, les individus diffèrent considérablement les uns des autres, dans leur capacité générale d'apprentissage. Cette différence est généralement appelé *l'aptitude de l'individu*. Ainsi, les apprenants peuvent apprendre différemment, non seulement à partir de matières différentes, mais aussi de la même matière. Des études sur l'enseignement ont montré que la présence de capacités hétérogènes dans un apprentissage coopératif en groupe devrait être la principale préoccupation [Fel 01]. Un groupe composé que de faibles élèves ne permettra que de faibles avantages pédagogiques, alors qu'un groupe composé que de bons élèves conduira à une distribution du travail plutôt que d'une suscitation aux participations à des discussions pouvant être pédagogiquement utiles. Ceci donne un premier élément sur la bonne façon de constituer un groupe aussi bien dans un environnement d'humains que dans un environnement d'agents.

Gardner stipule, sur les intelligences multiples, que différents types d'intelligence existent chez l'homme [Gar 83]. Cette théorie suggère également que chaque personne a un profil cognitif unique, qui provient d'une définition de l'intelligence qui est plus large que la définition traditionnelle. *Gardner* donne un exemple dans lequel un enfant maîtrise aisément la table de multiplication, alors qu'un autre trouve des difficultés à l'apprendre. Cette théorie explique l'exemple en suggérant que l'enfant qui trouve des difficultés peut être plus fort dans un autre

type d'intelligence, et que l'enfant qui maîtrise la table de multiplication n'est pas nécessairement le plus intelligent du groupe.

Une telle théorie peut aussi expliquer pourquoi certaines personnes sont très bonnes dans certaines choses tout en n'étant pas bonnes dans d'autres. Les activités doivent être susceptibles d'associer plusieurs types d'intelligence (efficacement ou suffisamment) pour être complètes. Il se peut aussi que des types d'intelligence soient plus importants que d'autres, ou que tous soient d'égale importance. Des études ont montré que l'apprentissage collaboratif, en particulier en apprenant ensemble, est très bénéfique; dépassant l'apprentissage individuel et l'apprentissage compétitif dans à peu près tous les cas [Jon 00]. L'apprentissage collaboratif peut donc être vu comme un partage de pensées et de compréhensions où les compétences individuelles sont transformées en capacités collectives. L'apprentissage coopératif et collaboratif, cependant, ne peut se faire efficacement sans former une équipe performante.

3.4.2 L'esprit de groupe

La coopération peut être définie comme un travail d'ensemble pour réaliser un objectif commun. Son extension à l'apprentissage coopératif peut être décrite comme l'utilisation de moyens pédagogiques par un groupe d'individus dans leur propre intérêt et celui du groupe. Les groupes d'apprentissage coopératif peuvent introduire une dynamique intéressante de vouloir (tous les membres d'un groupe tentent de maximiser leur apprentissage) afin d'optimiser les performances du groupe tout entier. Les groupes d'apprentissage coopératif s'appuient également sur une interdépendance positive, les contraignant à se mettre d'accord sur des stratégies individuelles enrichissantes pour les autres et l'affectation de responsabilités au sein du groupe [Smi 95]. Généralement, un meilleur rendement et une plus grande productivité en résultent.

Est-ce que la constitution d'un groupe d'individus forts est le meilleur moyen de former une équipe? Avoir des individus forts dans une équipe ne suffit pas ; les groupes doivent être organisés de manière à favoriser une coopération fructueuse les uns avec les autres [Sch 07]. Les groupes doivent également focaliser sur la répartition des tâches selon une attention individuelle ou collective (travailler sur des tâches comme unité de collaboration). Certaines tâches peuvent être partagées, alors que d'autres peuvent se faire individuellement. **Exemple :** dans un scénario de prédateurs-proie, chaque prédateur peut accomplir la tâche de s'approcher de la proie individuellement, mais le groupe doit partager la tâche de capturer ou entourer la proie (ce qu'un individu ne peut pas faire tout seul). Le tout développe alors un esprit de groupe et une stratégie qui appartient à l'ensemble, plutôt qu'à un seul ou à quelque uns.

Il est important d'étudier comment les groupes peuvent s'adapter avec une stratégie ou une application donnée, et comment leur travail collectif peut procurer certains avantages. La façon dont le groupe est supposé contribuer à aider ou à être plus performant dans le contexte de la tâche qui lui incombe doit être claire. Certains, alors, affirment que ce n'est pas un problème d'équipes ; c'est, plutôt, un problème de performance [Hit 00]. Dans les équipes de professionnels, la performance peut être améliorée sans changer les membres ; il suffit d'opérer une modification dans la structure organisationnelle. Seules certaines performances sont dues aux membres du groupe.

Les groupes basés organisation impliquent généralement des rôles équilibrés. Amener les individus à collaborer entre eux de différentes façons et pour atteindre des buts différents peut être hautement bénéfique. Les différences individuelles apportant, également, des compétences et des talents singuliers sont très appréciées. En exploitant chacune de ces différences, le groupe reçoit le meilleur de chaque membre, plutôt que le pire ou le meilleur d'une seule personne. Ensemble, ils peuvent combiner leur potentiel pour atteindre un potentiel beaucoup plus important.

Il existe des différences entre les groupes et leur objectif. Les groupes autodirigés travaillent ensemble à plein temps et sont, généralement, très performants. Les groupes de résolution de problèmes, d'un autre côté, ne se rencontrent que durant la résolution du problème, puis se dispersent. En dernier, les équipes de projets ont, généralement, différents niveaux de participation selon la nature des tâches à assumer. Ceci rend le partage de la direction, du suivi du projet et de la connaissance plus difficile. En tant que tel, il est recommandé que les gens travaillent ensemble et ne focalisent pas beaucoup sur les contraintes imposées de la collaboration [Hit 00]. Il est important que cette collaboration s'adapte à la situation en prenant en considération tous les membres du groupe et supporte l'objectif de la tâche.

Plutôt que de tenter de sélectionner un groupe pour chaque objectif spécifié, il est plus intéressant d'essayer de former des groupes hautement qualifiés, constitués de membres ayant des capacités d'apprentissage (sorte d'algorithmes d'apprentissage) leur permettant de travailler efficacement ensemble pour résoudre un problème ou réaliser une tâche donnée.

L'équipe apprenante peut accomplir des **synergies**⁵ où des actions simultanées de ses membres ont un effet global plus grand, comparé à la somme de leurs effets individuels. Cela peut procurer une meilleure identité au groupe où toutes les déviations de connaissances seront réduites au fil du temps. Une telle organisation optimale du groupe dépend probablement du résultat souhaité, de l'expérience antérieure des membres, et de la culture de l'organisation. Théoriquement parlant, la configuration optimale de groupe existe pour des problèmes spécifiques, ce qui est intéressant c'est de connaître la méthodologie nous permettant de réussir cette configuration.

Dans une équipe, les membres travaillent habituellement tout en étant conscient que, aussi bien l'objectif du groupe que les objectifs de ses individus, peuvent être mieux réalisés avec un soutien mutuel. Le développement personnel et l'apprentissage sont tous les deux d'une importance capitale, puisqu'ils ont un effet direct sur les performances du groupe. Ils contribuent également à la réussite en exploitant des talents et des connaissances uniques. Cela est tout-à-fait le cas des équipes hétérogènes/diversifiées. Les membres d'une bonne équipe n'hésitent pas à se donner de sérieuses peines afin d'appréhender le mieux possible leurs points de vue respectifs et ce, en dépit de leur complexité éventuelle. Bien plus, ils adoptent spontanément cette attitude, tout en sachant que des conflits peuvent surgir à n'importe quel moment, puisque l'animosité et la discorde sont presque une coutume dans tout rassemblement de personnes, même celles qui sont considérées loin d'être disparates ou hétéroclites. Mais contrairement à toute attente, les membres de cette bonne équipe considèrent ce genre de situation comme étant une opportunité pour apprendre de nouvelles choses, parachever et enrichir leurs connaissances et pouvoir enfin apprendre comment résoudre de manière constructive tout conflit pouvant surgir. Ces équipes parviennent ainsi et enfin de compte à pouvoir mesurer le volume quantitatif et qualitatif des connaissances transmises par eux aux autres et à évaluer l'ampleur des connaissances acquises par tous, découlant des découvertes collectives auxquelles leurs propres connaissances ont été intégrées.

La formation individuelle au sein d'un groupe revêt une grande importance sachant qu'au pire des cas le niveau du savoir-faire du groupe, à un moment donné, est celui de son plus faible élément. **Exemple :** Dans un contexte d'un groupe d'agents artificiels, un algorithme d'apprentissage automatique peut fonctionner très bien sans être en mesure pourtant de finaliser un travail de groupe dans lequel tous les autres membres du dit groupe ont assuré leurs responsabilités. L'achèvement d'une tâche dépend de la maîtrise de tout un chacun des membres, de la compréhension des rôles individuels ainsi que de la tâche elle-même. Cela favorise le processus de **transfert de connaissances** qui est l'unique moyen pouvant parvenir à la mise-à-niveau des compétences de tous les membres, leur permettant ainsi de se mettre au

⁵ **Synergie** : mise en commun de moyens qui se renforcent entre eux pour aboutir à un même but.

diapason. Il est rare que les membres d'une quelconque formation de travailleurs entreprennent d'emblée une besogne tout en étant au paroxysme de leur disposition à fournir un rendement de meilleur niveau. Il faut du temps pour développer la spécialisation individuelle et le raffinement des connaissances. Au fil du temps, le groupe devra résoudre des conflits, combler des lacunes et remédier aux insuffisances de ses connaissances individuelles et collectives. **Les groupes d'apprentissage doivent apprendre à apprendre ensemble.**

Un groupe avec des membres hétérogènes, non seulement introduit plusieurs points de vue, mais force aussi les individus à apprendre en dehors de leur expertise pour acquérir des connaissances supplémentaires, tout en contribuant à promouvoir l'intelligence globale du groupe. Cela se produit dans les entreprises où des groupes de travailleurs, ayant accédé à des échelles supérieures, se sont trouvés capables de résoudre des problèmes complexes, même s'ils étaient assignés à des tâches plus ardues et tant soit peu familières. Tout ceci ajoute sans aucun doute un plus très bénéfique quant à leurs expérience, robustesse et utilité. Le potentiel des groupes composés de plusieurs apprenants différents les uns des autres, peut être considérable, et c'est ce qui explique leur apparition dans de nombreuses organisations modernes [Pay 98].

3.4.3 Apprentissage distribué

L'intelligence artificielle distribuée (IAD) est une branche de l'IA, qui a reçue une attention de recherche croissante au cours de la dernière décennie. L'IAD s'intéresse à plusieurs entités indépendantes, travaillant pour atteindre un même-but ou pour interagir dans un domaine [Sto 00]. Un sous-domaine de l'IAD est les Systems Multi-Agent (SMA), qui s'intéressent aux collections de robots ou d'agents logiciels. Il s'agit d'une extension des approches à agent unique, dans lesquelles l'agent ne s'intéresse qu'à ses propres connaissances et actions pour atteindre un ou plusieurs objectifs. Les systèmes multi-agents, d'un autre côté, peuvent être moins centralisés, donc plus distribué, impliquant des agents qui travaillent pour atteindre un but commun, prenant en considération la connaissance et la performance globales du groupe (voir Section 4.2). Ils sont par nature complexes, ce qui rend l'utilisation des algorithmes d'apprentissage automatique avantageuse pour réduire la complexité et améliorer la performance.

Les systèmes multi-agents sont des systèmes composés de plusieurs agents logiciels, travaillant de manière indépendante ou en coopération les uns avec les autres pour résoudre des problèmes complexes. Ces systèmes ont la capacité de résoudre des problèmes que des agents isolés, même parvenant à les résoudre aussi, n'arriveront pas à le faire avec la même efficacité. A cet égard, les systèmes multi-agents sont des modèles à base d'agents pouvant se concentrer sur plusieurs applications différentes, incluant l'apprentissage en équipe, la coopération, le comportement social, et les problèmes commerciaux et technologiques. Les systèmes d'apprentissage impliquant de multiples agents peuvent également aider à mieux comprendre le processus d'apprentissage chez les humains, les animaux et d'autres systèmes de groupes naturels.

Comme un tel système contient plusieurs agents intelligents, chaque agent peut englober des stratégies différentes, des connaissances sur les autres et sur son environnement, et différentes aptitudes. Les agents peuvent être polyvalents et/ou spécialisés pour aider les autres à résoudre des problèmes complexes. À tous moments, dans un système multi-agent, les connaissances de ceux-ci sur le monde peuvent se différencier les uns des autres (y compris leurs états internes). Si tous les agents savaient tout sur le monde et les uns sur les autres, ils seraient essentiellement **omniscients**⁶ (agissant comme des appendices d'un organe unique). En utilisant une variété de méthodes, les agents peuvent communiquer les uns avec les autres pour coopérer, coordonner et

⁶ **Omniscient** : qui sait tout.

faire progresser leurs connaissances. Cette communication peut aider à augmenter la vitesse avec laquelle le système accomplit sa tâche. Toutefois, la communication non restrictive peut réduire un système multi-agent à un système constitué d'un seul agent [Sto 00].

Le comportement intelligent des agents dans un système multi-agent peut avoir plusieurs causes, incluant la façon dont les agents apprennent, comment ils coopèrent, et comment ils modélisent les autres agents ainsi que leur environnement. La communication entre les agents peut également varier de très simple à hautement sophistiqué. **Exemple** : lorsqu'il s'agit d'une coopération pour réaliser une tâche et partager de la connaissance, les agents peuvent entrer dans des débats ou des sessions de négociation sur la façon de résoudre des problèmes ou de prendre des décisions vis-à-vis des connaissances contradictoires. Ces propriétés propres à ces systèmes multi-agents en font d'eux un puissant outil de recherche dans ce sens.

3.4.3.1 Apprentissage en groupe

Nous allons discuter, ici, du partage des connaissances et de l'intégration dans les systèmes d'agents. L'apprentissage collectif se fait sentir lorsque les membres d'un groupe coopèrent et coordonnent leurs actions pour apprendre une tâche. La collaboration peut avoir lieu dans des situations de partage de connaissances, d'incidents ou de politiques globales. En travaillant ensemble, les groupes prétendent à ce que leurs membres puissent apprendre à exécuter une tâche avec une efficacité accrue. L'adaptation et le comportement émergent peuvent alors être des produits qui dérivent de l'interaction intelligente du groupe. Les groupes humains peuvent être considérés comme des systèmes formés de plusieurs agents intelligents qui apprennent en commun et interagissent les uns sur les autres. Ainsi, la connaissance est répartie entre les membres du groupe. Ces connaissances distribuées peuvent être combinées pour exploiter l'expertise de tout un système, étant donné que chaque entité détient des parties différentes de la connaissance collective.

La majorité des efforts de l'apprentissage en groupe focalise sur l'utilisation d'une seule méthode d'apprentissage pour tous les membres du groupe. Certains algorithmes d'apprentissage présentent une meilleure performance individuelle que d'autres dans des tâches spécifiques. Les combiner ensemble peut améliorer substantiellement la robustesse globale et augmenter les capacités du groupe.

Les techniques d'apprentissage sont nécessaires au groupe pour, d'une part, lui permettre de s'adapter au changement de l'environnement au fil du temps, et d'autre part, pour déterminer sa composition, sa taille, ainsi que les diverses capacités de ses membres [Pak 99]. L'adaptation peut être accomplie en surveillant des robots intégrés dans le groupe et en ajustant les paramètres de contrôle en conséquence [Pak 99]. Cette adaptation pourra avoir besoin d'une longue période de temps pour se dérouler, représentant ainsi l'obligation d'un apprentissage à long terme. Les tâches à long terme sont, par nécessité, de caractère à agir sur les agents ou sur les robots afin que ceux-ci soient en mesure de répondre aux changements, aussi bien de l'environnement que ceux des capacités des autres membres du groupe. Ces capacités pourraient être : - des comportements appris, - une représentation de connaissances, ou - des algorithmes d'apprentissage.

Dans son travail sur l'apprentissage par renforcement d'un groupe multi-agents, *Tan* déclare que les novices peuvent apprendre rapidement des experts [Tan 97]. Dans le processus d'apprentissage, il a été constaté que le partage d'incidents ou de politiques globales amorce une accélération d'apprentissage, mais au prix d'une communication accrue. Il est à noter que le partage peut être utilisé par des agents hétérogènes, tant qu'ils peuvent interpréter les incidents et les utiliser en conséquence. Il est mentionné qu'un groupe hétérogène d'apprenants par renforcement pourrait être employé, là où l'hétérogénéité est basée sur l'ampleur et la profondeur du champ visuel de chaque agent.

3.4.3.2 Diversité, spécialisation et hétérogénéité du groupe

Pan dans son article [Pan 05] a établi un état de l'art sur l'apprentissage coopératif multi-agents en déclarant que l'hétérogénéité dans un groupe est un axe de recherche qui n'a pas été suffisamment exploré. Les agents concrétisent souvent des capacités différentes, cependant la plupart des travaux dans la littérature du genre suppose que tous les agents sont identiques dans les comportements et les capacités d'apprentissage. On qualifie un groupe d'hétérogène s'il est constitué de membres qui utilisent différentes techniques d'apprentissage. **Exemple** : un groupe composé d'un apprenant par renforcement et de trois apprenants par réseau de neurones est considéré comme hétérogène. D'autre part, on reconnaît un groupe comme homogène si les techniques d'apprentissage sont les mêmes pour tous les membres de l'équipe. **Exemple** : une équipe composée entièrement d'apprenant par renforcement.

La littérature contient différentes définitions d'*hétérogène* et d'*homogène*, découlant principalement d'applications spécifiques. **Exemple** : certains définissent l'hétérogénéité en focalisant sur différents problèmes ou tâches. D'autres définissent les agents dans un groupe comme hétérogènes s'ils utilisent la même méthode d'apprentissage, le renforcement par exemple, avec différents rythmes d'apprentissage, ou des fonctions de récompense hétérogènes [Pan 05]. En outre, l'hétérogénéité d'un groupe peut être exprimée en fonction des politiques de ses membres après apprentissage. L'hétérogénéité peut également provenir des capteurs et des capacités sensorielles de chaque entité. La plupart des travaux impliquant des groupes artificiels hétérogènes focalisent sur la plateforme des agents plutôt que sur les mécanismes sous-jacents de l'apprentissage.

L'utilisation d'agents hétérogènes et le concept de groupe ont un certain écho dans la littérature. Des études sur des groupes hétérogènes et sur leurs diversités relatent que l'hétérogénéité peut être bénéfique pour certains types de tâches, mais non recommandables pour d'autres. Selon la tâche ciblée, une approche homogène peut ne pas être en mesure d'accomplir un résultat optimal [Li 04]. Des résultats de recherche ont montré que les systèmes hétérogènes sont favorables à l'apprentissage et que les apprenants avec des taux d'apprentissage élevés aident ceux avec un taux d'apprentissage faible, et vice versa. D'autres résultats stipulent que des systèmes ayant une complexité hétérogène peuvent apprendre plus rapidement à l'aide de systèmes d'apprentissage par renforcement simple.

Avec l'apprentissage collectif, les concepts de *diversité* et *spécialisation* sont importants. **Exemple** : un groupe d'apprenants peut au début être homogène en termes de connaissances et devenir hétérogène au fur et à mesure que la tâche évolue à cause des expériences d'apprentissage qui ne peuvent toucher à chaque fois que quelques membres du groupe ; une spécialisation, qu'elle soit due à des expériences individuelles ou qu'elle soit restreintes à quelques membres seulement, peut surgir, créant ainsi la diversité. Un système peut être appelé à se spécialiser dans la mesure où la diversité de ses agents, qui est un avantage en soi, offre à tout le groupe l'opportunité de devenir performant. [Li 04]. En supposant que les agents sont regroupés en fonction de la similitude, chaque groupe peut être considéré comme un groupe de spécialistes. Un surplus de membres spécialisés se traduit évidemment par un surplus de diversité dans le système. En général, la diversité exprime la différence, en brillance ou en médiocrité, entre les individus d'un même groupe tout en respectant la performance de ce dernier. Pour certain, la spécialisation est définie comme une partie de la diversité qui est requise pour de meilleures performances [Li 04]. Par ailleurs, si la diversité améliore les performances, elle n'est plus spécialisée. **Exemple** : un travailleur qui accomplit beaucoup de travaux différents devient moins spécialisé qu'un travailleur qui se concentre sur une seule tâche. Donc, si le rendement augmente, généralement, avec plus de diversité, le degré de spécialisation devrait augmenter aussi [Li 04]. Une plus grande diversité n'améliore pas nécessairement les performances dans tous les cas.

Un comportement au sein de groupes d'agent-robots utilisant l'apprentissage par renforcement a été étudié, focalisant principalement sur les différences de comportements au sein d'un groupe d'apprenants robots mécaniquement similaires, apprenant le football. Les robots semblables mécaniquement ne sont différents que du côté de leur comportement seulement. Ainsi, en tant qu'agents ils continuent à apprendre, leurs comportements changent et ils deviennent de plus en plus diversifiés. Le comportement d'un seul robot affecte le groupe tout entier, en se propageant à travers le groupe via les processus de partage et de coopération. Même si les agent-robots sont initialement homogènes, leurs comportements respectifs finiront par devenir hétérogènes. En plus, l'utilisation d'agents avec des comportements hétérogènes, usant de différents algorithmes d'apprentissage, peut rendre les tâches de modélisation et de prédiction d'actions (des agents) difficiles pour les autres membres du groupe.

Des résultats ont montré que, dans de nombreux cas, la diversité des comportements se fait automatiquement au cours du processus d'apprentissage pour une tâche en groupe. Cependant, le niveau de la diversification et spécialisation dépend de la structure de récompense. Pour le jeu de football, il a été rapporté que le renforcement global a causé la formation de politiques hétérogènes, et que le renforcement local a généré des politiques identiques. Le renforcement local exprime l'apprentissage de politiques égoïstes, dégradant les performances du groupe. Cependant, des résultats montrent que le renforcement local peut aboutir à des politiques très différentes pour les agents, même pour ceux qui utilisent le même algorithme d'apprentissage et les mêmes paramètres. Cette spécialisation locale peut s'apprêter bien au succès du groupe, où les effets de la structure de récompense sur le rendement pourraient être reliés au problème du domaine ou à la discrétisation de l'environnement.

Les différences au sein d'un groupe (caste) peuvent également être identifiées et étudiées. **Exemple** : les agents dans un groupe peuvent être mis en réseau et peuvent coordonner leurs processus d'adaptation de telle sorte que l'homogénéité du groupe demeure intacte. *Balch* soulève une question intéressante : « est-ce que la taille du groupe influe sur la qualité d'une politique ? ». Ce qui est clair, c'est que la taille du groupe influe forcément sur le rôle de la spécialisation ; pour autant que le nombre d'agents augmente, l'importance de la spécialisation diminue. Il est utile d'étudier et d'évaluer l'impact des types de l'apprentissage sur les systèmes de robots. Il est également intéressant d'utiliser la diversité pour accroître la spécialisation du groupe dans une tâche donnée. Toutefois, le partage des connaissances peut réduire, d'une certaine manière, à la fois, la diversité et la spécialisation.

3.4.3.3 Apprentissage automatique multi-agents

On se concentre, ici, sur l'apprentissage automatique multi-agents, où un système multi-agent participe à une forme d'apprentissage par événements. L'apprentissage est réparti entre des agents intelligents au sein d'un groupe, où ces derniers collaborent en partageant périodiquement de la connaissance afin d'accomplir un but commun. L'apprentissage avec des robots réels présente un défi encore plus difficile, car l'environnement est moins discret et plus complexe (**voir Section 4.8**).

L'utilisation des systèmes multi-agents pour l'apprentissage coopératif présente plusieurs avantages. L'utilisation de plusieurs agents permet aux agents ayant des ressources limitées, individuellement, d'augmenter leurs capacités via l'utilisation de la coopération. L'exploitation de plusieurs apprenants peut aussi accroître la vitesse et l'efficacité pour des tâches importantes et complexes. En plus, les systèmes distribués ont tendance à se dégrader moins rapidement en situations d'échec, et la vérification des résultats entre plusieurs apprenants aide le système pour qu'il soit plus fiable et plus tolérant aux pannes. En dernier, des apprenants multiples permettent au système d'encapsuler des connaissances spécialisées ou de l'expertise dans des agents particuliers. Tous ces aspects motivent l'utilisation de plusieurs agent-apprenants. Les systèmes d'apprentissage multi-agent sont composés de trois éléments principaux :

1. Les agents

2. Leurs algorithmes d'apprentissage

3. Leurs tâches

Généralement, les propriétés des agents comme les méthodes d'apprentissage, les stratégies d'apprentissage, les expertises, les compétences et le niveau de sensibilisation varient. Les niveaux de prise de conscience peuvent être déterminés par le nombre de capteurs utilisés pour la détection d'autres agents ou de l'environnement. Cela peut également affecter la taille de l'espace de recherche ; à quel point la représentation de la connaissance (des agents) peut être détaillée et la complexité partagée peut être cumulée ? On peut prendre la fréquence de partage de la connaissance comme mesure du niveau de prise de conscience des uns par rapport aux autres.

Les agents agissant dans un environnement où chacun d'eux ne peut connaître qu'une partie de l'état courant de l'environnement. Certains agents peuvent avoir différentes compétences ou connaître différents aspects d'une tâche donnée ou de l'environnement. Il peut y avoir aussi le cas de certains aspects de l'environnement qu'aucun agent ne connaît encore. Cependant, les agents peuvent fusionner leurs compétences et leurs expériences (connaissances actuelles) via la communication inter-agents et les interactions avec l'environnement. Les interactions entre les agents et leur environnement peuvent être classées comme suit :

- Fréquence d'interaction (de faible à élevée),
- Persistance d'interaction (à court terme et à long terme),
- Modèle d'interaction (de non structuré à structuré),
- Variabilité dans l'interaction (de fixe à variable),
- Type d'interaction (d'aléatoire à orienté objectif)

Lors de l'extension des interactions et de l'apprentissage à de multiples agents, les méthodes d'apprentissage courantes peuvent être affectées (un apprentissage coopératif doit être assuré). L'apprentissage multi-agents artificiel/naturel est un défi pour de nombreuses raisons, comme :

- un large espace d'états,
- un temps d'entraînement limité,
- une incertitude dans l'interception et le partage des informations,
- des actions non-déterministes
- une difficulté dans la définition d'abstractions appropriées pour les informations apprises.
- une difficulté dans la fusion d'informations apprises à partir d'expériences différentes.

Pour accompagner ces défis, les facteurs communs qui peuvent affecter les résultats de l'apprentissage dans un système multi-robots sont :

- Portée de la récompense (locale, globale, nombre de déplacements)
- Retard de l'information globale (à court et à long terme)
- Diversité des agents (hétérogène, homogène, le comportement, le rôle)
- Nombre d'agents (taille du groupe)

Des expériences ont montré que la portée de récompense et les informations globales sont les seuls facteurs qui affectent réellement les résultats finaux de l'apprentissage. On sait aussi que la diversité des agents en termes de méthodes d'apprentissage influe considérablement sur les résultats de l'apprentissage dans un groupe collaboratif. L'information globale peut être définie comme celle concernant le monde et que les robots échangent entre eux, où un retard se traduit par l'information qui n'a pas été partagée pendant un certain intervalle de temps. Dans les temps qui séparent les événements de partage, les robots apprennent par leur propre chef et ne savent pas où les autres robots se trouvent ni ce qu'ils font. Généralement, les récompenses globales du groupe s'apprennent mal à la multiplication des problèmes difficiles en raison de l'absence de la rétroaction individuelle pour les actions locales. La récompense globale peut

également entraîner les agents à s'adapter les uns aux autres, ce qui peut affecter la performance si certains de ces agents sont peu compétitifs. Même si les récompenses locales développent des comportements égoïstes, ils peuvent aider à l'amélioration des performances individuelles dans les cas où les tâches de groupe peuvent bénéficier de tels points d'intérêts. En partageant et en intégrant la connaissance issue de plusieurs apprenants différents, chaque agent reçoit finalement les récompenses locales d'autres agents à travers le partage périodique et les événements de synchronisation des connaissances. Notons que l'apprentissage multi-agents a été désigné par différents noms dans la littérature du genre, tels que l'apprentissage mutuel, l'apprentissage coopératif, l'apprentissage collaboratif, le co-apprentissage, l'apprentissage partagé, l'apprentissage en équipe, l'apprentissage social, l'apprentissage pluraliste et l'apprentissage organisationnel.

3.4.3.4 Apprentissage mutuel et concurrent

L'apprentissage concurrent est défini comme l'utilisation simultanée de plusieurs apprenants (probablement un apprenant par agent) [Pan 05]. L'utilisation de l'apprentissage concurrent permet de réduire l'espace du problème en le projetant sur N espaces séparés (un par agent apprenant). L'hétérogénéité peut également émerger comme résultat. Cependant, l'utilisation de plusieurs apprenants concurrents peut mener l'environnement à devenir non-stationnaire ce qui peut modifier le comportement des agents de manière négative en les conduisant à corrompre les comportements appris des autres. **Exemple** : Dans l'approche homogène (appelée *apprentissage dual*, *apprentissage mixte* et *apprentissage en groupe*) d'un apprentissage mutuel de robots partageant des expériences, les chercheurs focalisent sur deux et quatre robots mobiles, utilisant chacun un apprentissage par renforcement, en passant des expériences d'un robot aux autres. L'objectif était d'augmenter les taux d'apprentissage en partageant chaque cycle d'apprentissage, en transmettant l'état d'entrée, l'action choisie, et la récompense associée à l'action. Les résultats montrent que les robots apprennent plus rapidement lorsqu'ils sont au nombre de 4 par rapport à 2 ou lorsque l'apprentissage est individuel. Les résultats expérimentaux ont également montré un dédoublement du taux d'apprentissage quand le nombre de robots a doublé, mais ce rapport n'est pas tout à fait linéaire. Néanmoins, comme ces méthodes partagent des expériences à chaque cycle d'apprentissage, l'approche n'est pas extensible à une taille de groupe très grande à cause du coût de la communication. Ils estiment que les groupes de grande taille doivent montrer une baisse de résultats même si la communication est parfaite.

Permettre à plusieurs agents apprenants d'acquérir des connaissances les uns des autres peut accélérer le système d'apprentissage dans sa totalité, rendant l'apprentissage plus efficace. Ceci fût observé dans une expérience où plusieurs agents servis comme des processus d'apprentissage pour un problème de navigation et le taux d'apprentissage été adapté au fil du temps [Kar 05]. Pour autant que les agents apprennent, moins le taux d'apprentissage fut adapté ou modifié.

Les agents peuvent apprendre de leurs expériences. Ils peuvent utiliser un tableau pour les négociations (qui s'inspire de la technique de communication par tableau noir) en utilisant des hypothèses et un langage d'interactions (composé de plusieurs opérateurs). Ils utilisent une fonction d'intégration pour combiner les opinions des agents. Pour résoudre les conflits, les agents votent en confirmant ou infirmant les modifications. *L'apprentissage coopératif peut être vu comme un ensemble d'agents avec des hypothèses partielles, interagissant pour les améliorer*. Le nombre des apprenants et des participants peut être aléatoire, toutefois ceci peut affecter le temps nécessaire pour synchroniser les connaissances du groupe.

3.4.4 Exemple de poursuite et capture selon le modèle prédateurs-proies

Il y a généralement plusieurs manières permettant de résoudre un problème. Certaines de ces options utilisent différents algorithmes, approches, paramètres, niveaux d'adaptation, combinaisons de méthodes et d'autres moyens pour converger vers la solution. Ces décisions

découlent généralement de la façon dont un individu ou un groupe apprend une tâche ou une combinaison de connaissances, d'expérience et d'expertise. En ce qui concerne un groupe, le succès peut émerger de la composition du groupe, de la variance dans les connaissances, de la communication et du transfert de ces connaissances, ainsi que de différents niveaux d'expérience pour la tâche. Plus les problèmes deviennent complexes et plus on a besoin de ressources (membres dans le groupe, du temps) pour y faire face avec succès. Cela témoigne aussi de la composition de l'équipe en termes d'expertise, de la spécialisation et de la diversité de ses membres. La constitution d'une équipe est un aspect important dans les groupes de recherche et les organisations commerciales. Réunir une équipe très diversifiée est souhaitable afin qu'une grande variété de connaissances ne soit pas seulement utilisée, mais aussi partagée entre les individus au sein de l'équipe en vue d'accroître l'efficacité globale de ces derniers et celle des compétences individuelles. Le transfert de connaissances est donc un aspect majeur de l'apprentissage collectif, de l'efficacité et du succès.

L'apprentissage mutuel coopératif peut être défini comme le processus par lequel plusieurs entités travaillent ensemble pour apprendre une tâche, un processus ou des aspects d'un environnement. Ceci implique que les différentes entités du groupe apprennent de manières indépendantes, puis ils partagent ce qu'ils ont appris (leurs connaissances/expériences) avec une partie de l'équipe. De cette manière, le groupe peut apprendre plus rapidement dans l'ensemble et construire une base de connaissances plus détaillées. **Exemple** : un groupe d'élèves qui apprennent le même cours, où chaque élève apprend, selon son potentiel, différemment et avec une vitesse d'apprentissage différente. Lorsque ce groupe d'étudiants est en place pour travailler ensemble sur des problèmes concernant ce cours, ils peuvent partager efficacement ce qu'ils ont appris, pour parvenir à une compréhension partagée et peut-être aboutir à une solution très efficace en guise de résolution commune de ces problèmes.

Le problème de poursuite *prédateur-proie* est un exemple type d'apprentissage collaboratif dans un groupe hétérogène où apparaît clairement le problème de la représentation interconnaissances et la résolution des conflits de connaissances.

Le problème prédateurs-proies représente un domaine d'investigation par excellence pour l'intelligence artificielle distribuée (IAD) via la simulation orientée agents impliquant, entre autres, des mécanismes de coordination, de coopération et de concurrence multi-agents. Il s'agit d'un jeu de poursuite entre un ou plusieurs agent-*prédateurs* et un ou plusieurs agent-*proies*. L'objectif est de capturer une proie en la touchant avec un agent-prédateur ou en l'entourant simultanément par plusieurs agent-prédateurs. Ce jeu peut intégrer différentes stratégies utilisées par un ou plusieurs agent-prédateurs pour capturer ces proies. Ces approches peuvent être égoïstes ou impliquer des comportements plus intelligents issus de l'apprentissage et/ou d'un travail coopératif. Les approches prédateurs-égoïstes ont tendance à conduire à une impasse, où les agent-prédateurs sont coincés les uns derrière les autres en essayant de réduire leur distance vers la proie. Dans ces conditions, l'intégration aléatoire de mouvements périodiques peut aider ces agent-prédateurs à éviter l'inter-blocage en choisissant des actions non-égoïstes avec une fréquence faible et aléatoire.

La proie peut aussi utiliser plusieurs approches différentes: courir en ligne droite, au hasard, choisir des actions, courir jusqu'à ce qu'un obstacle soit percuté et choisir une nouvelle direction aléatoire (proie-linéaire), ou agir plus intelligemment en maximisant sa distance loin de tous les prédateurs. Notons que la proie linéaire s'est avérée être en mesure d'échapper constamment à la capture de certains algorithmes de prédateurs [Hay 96]. Ce type de proie est efficace parce qu'il permet d'éviter la localité du mouvement, où les stratégies égoïstes obligent la proie à se maintenir dans la même position au sein d'un espace hostile et restreint de l'environnement. On peut utiliser comme environnement de simulation une grille de 30x30 cellules. Chaque cellule disponible peut être occupée soit par une proie ou un prédateur. Pour des raisons de simplicité (éviter le problème de frontières) l'environnement est torique. L'environnement est discrétisé

comme une simplification du monde réel, qui est en réalité continu, de la façon suivante : - cinq actions $\{N,S,E,W,\emptyset\}$, - un pas de temps Δt , - une visibilité complète, et - une aptitude à estimer avec précision la distance.

En utilisant cet environnement, on peut calculer le nombre d'états possibles, pour 4 prédateurs et une seule proie. Comme il y a 5 positions possibles pour chaque agent, il existe un nombre de combinaisons égale à $C(30 \times 30 \text{ cellules}, 5 \text{ agents}) = C(900, 5) \approx 4,866 \times 10^{12}$ configurations possibles. Avec cinq directions possibles pour les agents, cela se traduit par environ $5 \times 4,866 \times 10^{12}$ états possibles. Pour apprendre les meilleures règles on peut utiliser les algorithmes génétiques, les réseaux de neurones ou le renforcement de manière homogène ou hétérogène.

Conclusion

Depuis l'avènement de l'informatique, une grande quantité de données est générée dans différents domaines. Ces données sont récoltées pour être analysées. Par exemple, dans le monde scientifique, des observations sur des phénomènes étudiés sont enregistrées. Dans le monde des finances, on collecte des données concernant le comportement des clients, l'évolution des indices boursiers ou encore les marchés financiers. Toutes ces données sont enregistrées car on pense qu'elles ne sont pas aléatoires mais qu'il y a, plutôt, un processus qui explique les différents patterns et tendances qui en découlent. Il est possible qu'on ne sache pas identifier le processus complètement mais une simple approximation peut être très utile. Une analyse de ces données permettrait de mieux comprendre certains comportements inscrits dans ces données, ou encore de faire des prévisions [Alp 04].

Donc, plusieurs disciplines tentent d'extraire de l'information à partir de pareilles données. Il existe plusieurs appellations pour la procédure de recherche d'informations dans les données, à savoir, l'extraction de la connaissance, l'analyse des patterns, la fouille des données et le traitement de ces dernières. Plus généralement, les techniques et outils d'analyse et de modélisation à partir des données sont groupés sous une même appellation : *l'apprentissage automatique* [Bon 08].

Dans ce chapitre on a défini l'apprentissage en général et l'apprentissage automatique en particulier. Nous avons présenté aussi les types d'apprentissage automatique les plus courants. Notons que l'apprentissage collectif ou distribué, soutenu par l'évolution remarquable des SMA, s'avère très prometteur dans l'avenir.

On peut dire que l'apprentissage automatique, une fois maîtrisé complètement, sera la clé de tous les systèmes physiques et logiciels ; il va libérer toutes les constructions artificielles de l'homme pour les doter d'autonomie (dans le raisonnement et l'action), d'adaptation, d'évolution et même d'anticipation. Ceci dans un contexte d'évaluation mesurée et intelligente. En somme, se sera l'ère de la machine complète, qui pourra dépasser les capacités intellectuelles et émotionnelles de son constructeur, comme elle a déjà dépassé, depuis longtemps, ses capacités physiques.

Le prochain chapitre traite du domaine d'étude ciblé dans ce projet. Il s'agit de la robotique de groupe qui commence à s'affirmer comme une discipline à part entière, ouvrant des horizons d'investigations très prometteuses.

Références Bibliographiques

- [Alp 04] E. Alpaydin. « Introduction To Machine Learning », MIT Press, 2004.
- [Alp 10] E. Alpaydin, « **Introduction to Machine Learning** », MIT Press Cambridge, Massachusetts London, England, 2010.

- [Ama 05] B.H. Amadou, S. Lecoeuche & S. Maouche, « Self-Adaptive Kernel Machine: Online Clustering in RKHS », **IEEE IJCNN05**, Montreal, Canada, 2005.
- [Ber 86] R.C. Berwick, « Learning from positive-only examples: the subset principle and three cases studies », **Machine Learning**, Tome 2, Chapter 21, Morgan Kaufmann, 1986.
- [Bon 08] G. Bontempi, « Statistical Foundations of Machine Learning », **Course**, 2008.
- [Bou 08] K. Boukharouba & S. Lecoeuche, « Online Clustering of Non-stationary Data Using Incremental and Decremental SVM », **ICANN 08**, pp: 336-345, 2008.
- [Bor 97] D. Borderie, « Conception et implémentation d'un système de simulation du processus de catégorisation chez l'enfant : les systèmes ROCE », **Thèse de l'Université de Droit, d'Economie et des Science d'Aix Marseille III**, 1997.
- [Bor 03] S. Borer, « New Support Vector Algorithms for Multi-categorical Data: Applied to Real-Time Object Recognition », **Ph. D. Thesis, EPFL, Lausanne Swiss**, 2003.
- [Bos 92] B.E. Boser, I.M. Guyon & V.N. Vapnik, « A training algorithm for optimal margin classifiers », **5th Annual Workshop on Computational Learning Theory**, pp: 144-152, Pittsburgh, USA, 1992.
- [Col 90] G.W. Cottrell, « Extracting features from faces using compression networks :faces, identity, emotion and gender recognition using holons », **Connection Models :proceedings of the 1990 summer school, D.Touretsky editor, Morgan Kaufmann**, San Mateo CA, 1990.
- [Cox 94] T. Cox & M. Cox, « Multidimensional Scaling », **Chapman & Hall**, London, 1994.
- [Duf 09] F. Dufrenois, J. Colliez & D. Hamad, « Bounded Influence Support Vector Regression for Robust Single-Model Estimation », **IEEE Transactions on Neural Networks 20 (11)**, pp: 1689-1706, 2009.
- [Dre 08] G. Dreyfus, J.-M. Martinez, M. Samuelides, M. B. Gordon, F. Badran, S. Thiria, « Apprentissage statistique », **ÉDITIONS EYROLLES**, 2008.
- [Fel 01] R. M. Felder and R. Brent, « Effective Strategies for Cooperative Learning », **Journal of Cooperation and Collaboration in College Teaching**, vol. 10, no. 2, pp. 69–75, 2001.
- [Gar 83] H. Gardner, « Frames of Mind: The Theory of Multiple Intelligences », **New York: Basic Books**, 1983.
- [Gue 02] Y. Guermeur, « Combining Discriminant Models with New Multi-Class SVMs », **Pattern Analysis and Applications**, vol. 5(2), pp: 168-179, 2002.
- [Gui 05] V. Guigue, « Méthodes à noyaux pour la représentation et la discrimination de signaux non-stationnaires », **Thèse de Doctorat de l'INSA de Rouen**, France, 2005.
- [Hal 00] C. R. Haller, V. J. Gallagher, T. L. Weldon, and R. M. Felder, « Dynamics of Peer Education in Cooperative Learning Workgroups », **Journal of Engineering Education**, vol. 89, no. 3, pp. 285-293, 2000.
- [Hat 93] J.P. Haton & M.C. Haton, « L'Intelligence Artificielle », **PUF**, Paris, 3e édition corrigée, 1993.
- [Hay 96] T. Haynes and S. Sen, « Cooperation of the Fittest », in Late Breaking Papers at the **Genetic Programming Conference, Stanford University**, July 1996, pp. 47-55.
- [Hit 00] D. Hitchcock, « Dispelling Myths about Teams », **AXIS Advisory, Spring 2000**.
- [Jol 86] I.T. Jolliffe, « Principal Component Analysis », **Springer-Verlag**, New York, 1986.

- [Jon 00] D. W. Johnson, R. T. Johnson & M. B. Stanne, «Cooperative Learning Methods: A Meta-Analysis», **Methods of Cooperative Learning: What Can We Prove Works**, 2000.
- [Kan 96] J-D. Kant, «Modélisation et mise en œuvre de processus cognitifs de catégorisation à l'aide d'un réseau connexionniste», **Thèse de l'Université de Rennes 1**, 1996.
- [Kar 05] U. Kartoun, H. Stern, Y. Edan, C. Feied, J. Handler, M. Smith, and M. Gillam, «Collaborative Q(lambda) Reinforcement Learning Algorithm - A Promising Robot Learning Framework», **Proceedings of the IASTED International Conference on Robotics and Applications**, Oct. 31 - Nov. 2 2005, pp. 13-19.
- [Kha 99] N.N. Kharna & R.K. Ward, «Systèmes de reconnaissance de caractères pour les non-experts», **IEEE , Canadien review**, Issue 33,1999.
- [Kov 02] R. Kohavi & R. Quinlan, « Decision Tree Discovery», **Handbook of Data Mining and Knowledge Discovery**, Klossgen & Zytkow Editors, Chapter 16.1.3, pages 267-276, Oxford University Press, 2002.
- [Lan 90] K.J. Lang, A.H. Waibel, G.E. Hinton, « A time-delay neural network architecture for isolated word recognition», **Neural Network** vol 3, 33-43, 1990.
- [Lar 08] H. Larochelle, «Étude de techniques d'apprentissage non-supervisé pour l'amélioration de l'entraînement supervisé de modèles connexionnistes», **Thèse de l'Université de Montréal**, 2009.
- [Lec 89] Y. LeCun, B. Boser, J.S. Denker, D. Henderson, J.E. Howard, W. Hubbard & L.D. Jackel, « Backpropagation applied to handwritten zip code recognition», **Neural computation** Vol 1(4), 1989.
- [Li 04] L. Li, A. Martinoli, and Y. S. Abu-Mostafa, «Learning and Measuring Specialization in Collaborative Swarm Systems», **Adaptive Behavior - Animals, Animats, Software Agents, Robots, Adaptive Systems**, vol. 12, no. 3-4, pp. 199-212, 2004.
- [Mac 67] J. MacQueen, «Some methods for classification and analysis of multivariate observations», **Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematics, Statistics and Probability**, Vol. 1, pp: 281-296, 1967.
- [Man 99] C. Manning & H. Schütze, «Foundations of Statistical Natural Language Processing», **MIT Press**, Cambridge, 1999.
- [Mat 96] M. Mataric, «Learning in Multi-Robot Systems», **Adaption and Learning in Multi-Agent Systems**, pp: 152–163, 1996.
- [Mic 83] R.S. Michalski & R.E Stepp, «Learning form observation: conceptual Clustering», **Machine Learning, Tome 1, Chapitre 11, Morgan Kaufmann**, 1983.
- [Mit 97] T. Mitchell, «Machine Learning», **McGraw-Hill**, 1997.
- [Oso 98] F.S. Osório, «INSS : Un Système Hybride Neuro-Symbolique pour l'Apprentissage Automatique Constructif», **Thèse de L'Institut National Polytechnique de Grenoble - I.N.P.G., Laboratoire LEIBNIZ – IMAG**, 1998.
- [Pak 99] L. Parker, «A Case Study for Life-long Learning and Adaptation in Cooperative Robot Teams», **Proceedings of the SPIE Sensor Fusion and Decentralized Control in Robotic Systems II**, vol. 3839, 1999, pp. 92–101.
- [Pan 05] L. Panait and S. Luke, «Cooperative Multi-Agent Learning: The State of the Art», **Autonomous Agents and Multi-Agent Systems**, vol. 11, no. 48, pp. 387-434, November 2005.
- [Pay 98] J. Payne-Anderson, «Training and Learning in Teams», **University of North Texas**, 1998.

- [Pia 78] J. Piaget et B. Inhelder, «La psychologie de l'enfance», Paris, **P.U.F.**, p. 101, 1978.
- [Qui 93] R. Quinlan, «C4.5: Programs for Machine Learning», **Morgan Kaufman Publishers**, 1993.
- [Rai 07] R. Raina, Alexis Battle, Honglak Lee, Benjamin Packer et Andrew Y. Ng. «Selftaught learning : transfer learning from unlabeled data», **ICML**, pp: 759-766, 2007.
- [Rak 05] R. Rakomalala, «Arbres de Décision», pp : 163-187, N° 33, Revue **MODULAD**, 2005.
- [Ran 07] M.A. Ranzato, C. Poultney, S. Chopra & Y. LeCun, «Efficient learning of sparse representations with an energy-based model», **B. Schölkopf, J. Platt et T. Hoffman, éditeurs, Advances in Neural Information Processing Systems 19, MIT Press**, 2007.
- [Ras 00] S. Rascale, «Apprentissage et Enseignement : La Recherche d'un *Eldorado*», **CEFEDM - MUSIQUE de Lyon, Discipline : Alto**, Promotion 1998-2000.
- [Roy 90] J-C. Royer «MANDRIN: Un système d'apprentissage pour l'aide au réglage d'un instrument», **Thèse de l'Institut National Polytechnique de Grenoble**, 1990.
- [Rüp 01] S. Rüping, «Incremental Learning with Support Vector Machines», **IEEE International Conference on Data Mining (ICDM 01), San Jose, CA**, 2001.
- [Sal 01] J. Salomon, «Support Vector Machines for Phoneme Classification», Master of science, **School of Artificial Intelligence, University of Edinburgh**, 2001.
- [Sam 59] A.L. Samuel, « Somme studies in machine learning using the game of checkers », **IBM Journal of research and development 3**, 211-229, 1959.
- [Sch 07] S. R. Schach, «Object-Oriented and Classical Software Engineering», Seventh Edition, **McGraw-Hill Science/Engineering/Math**, 2007.
- [Sim 99] J. SIMON, «Modèles Formels de l'Apprentissage et Catégorisation : Contribution à une étude comparée», **Thèse de l'université des sciences et technologie de Lille**, 1999.
- [Smi 95] K. A. Smith, «Cooperative Learning: Effective Teamwork for Engineering Classrooms», **Proceedings of the Frontiers in Education Conference**, vol. 1, no. 1-4, 1995, pp. 2b5.13–2b5.18.
- [Sto 00] P. Stone and M. Veloso, «Multiagent Systems: A Survey from a Machine Learning Perspective», **Autonomous Robots**, vol. 8, no. 3, pp. 345–383, July 2000.
- [Suc 06] H-M. Suchier, «Nouvelles Contributions du Boosting en Apprentissage Automatique», **Thèse de l'Université Jean Monnet de Saint-Étienne**, 2006.
- [Sut 98] R.S. Sutton et A.G. Barto, « Reinforcement Learning: An Introduction », **A Bradford Book, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts**, London, England, 1998.
- [Suy 99] J.A.K. Suykens & J. Vandewalle, «Least squares support vector machine classifiers», **Neural Processing Letters 9 (3)**, pp: 293-300, 1999.
- [Tan 97] M. Tan, «Multi-Agent Reinforcement Learning: Independent vs. Cooperative Learning», **Readings in Agents. Morgan Kaufmann**, 1997, pp. 487-494.
- [Tur 00] N. Turenne, «Apprentissage statistique par l'extraction de concepts à partir de textes. Application au filtrage d'informations textuelles», **Thèse de l'université de louis-pasteur, Strasbourg**, 2000.

- [Van 08] L.J.P. Van der Maaten & G.E. Hinton, «Visualizing high-dimensional data using t-sne», **Journal of Machine Learning Research**, 2008.
- [Vap 95] V.N.Vapnik, «The Nature of Statistical Learning Theory», **Springer-Verlag New York**, 1995.
- [Wei 04] K.Q. Weinberger, F. Sha et L.K. Saul, «Learning a kernel matrix for nonlinear dimensionality reduction», **Proceedings of the Twenty First International Conference on Machine Learning (ICML-04)**, pp: 839-846, Banff, Canada, 2004.
- [Yil 04] M. Yildizoglu & T. Vallée, «Présentation des algorithmes génétiques et de leurs applications en économie», **Revue d'Economie Politique**, n° 114, pp : 711-745, 2004.

Site Web

- [Neur] <http://www-igm.univ-mlv.fr/~dr/XPOSE2002/Neurones/>

Chapitre 4

Robotique de Groupes

Résumé—*Un robot autonome mobile est une entité qui se veut capable de prendre en charge aussi bien son aspect matériel (incarnation physique) que son aspect logique (pilotage/contrôle) sans intervention externe. Ce qui lui permet de se mouvoir, d'être conscient de soi-même (en ayant une description de ce qu'il est) ou de son environnement (en ayant une description de l'extérieur) et d'agir sur lui-même ou sur l'environnement tout en restant cohérent par rapport à sa propre réalité et à celle de son environnement. Au pire des cas, cet environnement peut être à la fois inconnu, dynamique et difficile. Aussi, un robot autonome mobile peut devenir plus performant via un processus d'apprentissage où il exploite ses propres expériences et échanges avec l'extérieur. Pour se faire il se fie à ses perceptions, connaissances, logique cognitive/réactive et à son pouvoir d'action. L'idée de faire coopérer un nombre important de ces robots, de constitution plutôt simplifiée, en vue de réussir des tâches complexes par émergence à servi de prélude à la naissance du paradigme de la robotique de groupe. La robotique collective, la robotique en essaim et la robotique modulaire en font partie. Les efforts actuels tendent à parvenir à un stade où il serait possible de conférer un caractère évolutif à un nombre maximum des aspects qui définissent un robot mobile autonome tout en veillant que cette évolution soit sous son contrôle. Ceci est de nature à lui procurer des capacités hors du commun. L'accession à cette possibilité peut se réaliser en usant essentiellement de l'intelligence collective en générale et de celle des essaims en particulier, des approches évolutionnistes et des concepts comme l'émergence, l'auto-organisation, l'adaptation, la modularité et l'apprentissage. Dans cette perspective, un robot devient (au meilleur des cas) un assemblage de modules (dans le sens groupe de robots) reconfigurable, lequel assemblage sera apte à faire évoluer aussi bien sa morphologie que son processus de décision en vue de s'améliorer et de mieux s'adapter à son environnement. Ceci pour des échelles aussi bien nano, micro que macroscopique. Toute cette belle théorie et toutes les avancées technologiques qui peuvent en découler seraient dérisoires s'il n'y avait pas un réel intérêt d'exploitation. La robotique sociale et la robotique ubiquitaire sont d'ailleurs des exemples concrets de cette intention; des robots issus de ces deux disciplines assistent d'ores et déjà une population importante d'handicapés, de personnes âgées et d'enfants. Ils contribuent effectivement à notre confort et seront surement dans un proche avenir d'une grande utilité pour améliorer notre quotidien. Dans cet état d'esprit, l'avenir de la robotique de groupes est très prometteur mais toutefois il faudrait se garder de perdre leur contrôle en optant pour des performances rapides et sans précédents sur le compte d'une fiabilité médiocre. Ceci peut d'autant transformer les bienfaits de la robotique en de véritables catastrophes. Comme scénario très plausible, on peut citer celui d'un paraplégique (dépendant totalement d'un système robotisé) qui court le risque de subir de fâcheux voire même de graves dommages si cet accessoire, tant et plus nécessaire, tomberait en panne suite à un quelconque dysfonctionnement.*

Introduction	108
4.1 Intelligence Artificielle et Vie Artificielle	109
4.1.1 Intelligence artificielle	109
4.1.2 Vie artificielle	110
4.2 Intelligence Artificielle Distribuée et Système Multi-Agents	111
4.2.1 Autonomie	112
4.2.2 Intelligence	113
4.2.3 Organisation	114
4.2.4 Distribution	116
4.2.5 Interaction	117
4.2.6 Communication	122
4.2.7 Mobilité	124
4.2.8 Adaptation	124
4.2.9 Délégation	124
4.2.10 SMA et Robotique de Groupes	125
4.3 Robotique autonome mobile	126
4.3.1 Définition	126
4.3.2 Architecture	127
4.3.3 Autonomie d'un robot mobile	129
4.3.4 Planification de suivi de chemin	130
4.4 Robotique collective	132
4.4.1 Concept de collectivité	133
4.4.2 Concept de coopération	134
4.4.3 Communication	136
4.4.4 Patrouille	137
4.5 Robotique en essaim	138
4.5.1 L'intelligence en essaim	139
4.5.2 Définition et caractéristiques de la robotique en essaim	139
4.5.3 Comportements collectives en essaim	140
4.5.4 Problème d'exploration	144
4.6. Robotique évolutionniste	145
4.6.1 Intelligence Artificiel incarnée	145
4.6.2 Classes de robotique évolutionniste	148
4.6.3 Exemple de Projets robotiques traitant de l'évolution	149
4.7 Autres types de robotiques	149
4.7.1 Robotique sociale	149
4.7.2 Robotique modulaire	152
4.7.3 Robotique ubiquitaire	154
4.7.4 Nano-robotique et micro-robotique	156
4.8 Problème du passage au réel	157
Conclusion	158
Références bibliographiques	160

Introduction

Les robots prennent de plus en plus de place dans notre quotidien. On les retrouve partout ; aussi bien dans le secteur industriel où ils sont devenus indispensables que dans tant d'autres secteurs importants, civils ou militaires, qu'ils soient de caractères agricole, économique, de santé, de secourisme, spatiale, éducatif ou d'autres. Quant à leur utilité elle est partout incontestable, et parmi tant de services rendus qui leur attirent de si grands mérites on se contente de ne citer ici que quelques-uns des plus apparents : La précieuse aide qu'ils apportent, soit pour accélérer et améliorer quantitativement et qualitativement toute sorte de production, soit pour faciliter dans les foyers familiaux ou dans les cantines les tâches ménagères, soit pour ajouter un plus en précision, en hygiène et en gain de temps dans diverses activités de services publics comme les hôpitaux, les casernes de pompiers ou de police, soit pour apporter un appui logistique ou opérationnel en temps de guerre (certains avions et missiles télécommandés ne sont en réalité que des robots volants), soit enfin pour supplanter l'homme là où le danger le menace et l'empêche d'exercer en sécurité son activité.

Grâce aux multiples réussites accomplies et aux brillants résultats réalisés dans de très nombreux champs d'activité scientifique ou à caractère vital pour le bien-être de l'humanité, la robotique est devenue en très peu de temps un domaine de recherche stratégique auquel de très importants budgets sont alloués. De la vie artificielle à l'intelligence artificielle, la robotique ne cesse d'élargir de jour en jour son champ d'application suivant un rythme d'évolution progressive par lequel elle s'est engagée dans un processus innovateur visant à produire des machines de plus en plus autonomes et dotées d'une intelligence qui convoite des horizons prometteurs. Les premiers prototypes de robots n'étaient que des automates programmables dont l'activité se limitait à des actions répétitives. La génération suivante quant à elle, représentait des machines où les trois parties constituant l'architecture fondamentale d'un robot commençaient alors à devenir plus distinguables (capteurs, contrôleur et actionneurs). Les capteurs, soit de température ou à ultrason, et qui en premier lieu permettaient au robot d'éviter des obstacles et de suivre une trajectoire définie, allaient lui permettre ensuite une plus grande autonomie et une réelle adaptation à son environnement afin qu'il parvienne en fin de compte à prendre en considération des paramètres imprévus lors de sa programmation initiale. Venons maintenant à la toute dernière génération de robots. Celle-ci, se basant sur l'expérience dont jouissent les chercheurs, vient comme un couronnement de tant d'efforts fournis par ces derniers. Cette nouvelle génération correspond à des machines dotées d'une intelligence artificielle qui tend à devenir de plus en plus collective et qui repose sur des modèles mathématiques complexes (comme ceux utilisés dans les réseaux de neurones) ou sur des heuristiques bio-inspirées comme les algorithmes de fourmis. Usant de dispositifs les reliant au monde extérieur (capteurs et actionneurs) de plus en plus sophistiqués, ces robots sont capables de prendre des décisions beaucoup plus complexes et peuvent développer un savoir-faire fiable face à de nouvelles situations ou dans un environnement inconnu en s'appuyant sur diverses techniques d'apprentissage (**voir Chapitre 3**).

La robotique actuelle profite des nombreuses découvertes en éthologie qui avaient révélé que pour accomplir certaines tâches collectives, les insectes s'organisaient spontanément à travers une multitude d'interactions entre eux et avec l'environnement. Aussi, qu'il n'existait pas de contrôle hiérarchique ou centralisé supervisant les activités des membres de telles sociétés. Au début, l'intelligence artificielle a puisé son inspiration dans le comportement individuel de l'être humain, cherchant à reproduire son raisonnement. Par la suite, il s'est avéré que la nature regorge de formes d'intelligence bien plus abordables que le cerveau humain, à caractère plutôt collectif. L'intelligence en essaim est l'une de ces formes, se basant sur un essaim d'individus pourvus d'une intelligence minimale mais totalement autonomes. Ce chapitre, quoi qu'il se veuille englobant ce qui se passe actuellement dans le domaine de la robotique, cependant il focalise tout particulièrement sur cet aspect de travail en groupe.

De ce fait, il est organisé comme suit : dans la première section, il introduit l'intelligence artificielle et la vie artificielle comme étant les domaines qui contribuent le plus à la progression de la robotique en général et de celle en groupe en particulier. Dans la section qui suit, il présente succinctement l'intelligence artificielle distribuée (IAD) et de manière plus détaillée les systèmes multi-agents (SMA), découlant de cette dernière. Ces derniers permettent de modéliser des groupes de robots destinés à des expérimentations simulés. La section trois, traite de la robotique autonome mobile représentant la pierre angulaire de la robotique moderne. La quatrième section s'intéresse à la robotique collective mobile qui s'appuie essentiellement sur l'intelligence collective. La cinquième section aborde le domaine de la robotique en essaim, basée sur l'intelligence en essaim. La sixième section parle de la robotique évolutionniste, représentant une véritable ambition d'une vision futuriste. La septième section passe en revue quelques autres types de robotique qui jouent actuellement et joueront, encore plus, dans un proche avenir un rôle déterminant dans l'amélioration de notre quotidien (notamment la robotique sociale, la robotique modulaire, la robotique ubiquitaire et la nano et micro robotique). L'avant dernière section attire l'attention sur le problème du passage au réel représentant un problème dont souffrent la conception et la réalisation des robots actuellement. On clôture ce chapitre par une conclusion suivie de quelques propositions en guise de perspectives.

4.1 Intelligence Artificielle et Vie Artificielle

L'Intelligence artificielle (IA) s'intéresse à la conception de machines pouvant se substituer à la pensée humaine. La vie artificielle (VA) plus récente, diverge de l'IA sur certains points et la rejoint sur d'autres. Son domaine d'étude est plus vaste, elle explore les caractéristiques du vivant en général. Dans cette section nous allons aborder aussi bien l'une que l'autre sans omettre bien entendu de porter un regard investigateur sur leur relation avec le domaine de la robotique étudié dans ce chapitre.

4.1.1 Intelligence artificielle : est directement issue des **concepts cognitivistes**. C'est-à-dire qu'elle envisage le fonctionnement cérébral sous un angle logico-déductif, et considère, de ce fait, que l'acte cognitif s'effectue à travers une manipulation de symboles élémentaires. A travers le cognitivisme, l'IA établit une analogie fondamentale entre le fonctionnement cérébral et celui de l'ordinateur. C'est pourquoi certains auteurs préfèrent le terme de **computation** pour désigner cette orientation théorique des sciences cognitives dont l'IA est le développement technologique le plus évident.

L'IA a connu de nombreux succès dans des applications variées et particulièrement dans la conception de systèmes experts. Cependant si elle a acquis, au fil du temps, le statut d'une science à part entière, elle s'est éloignée de son objectif initial ; créer des systèmes artificiels capables de reproduire les comportements intelligents qui, bien que étant dans une certaine mesure un domaine partagé avec d'autres créatures intelligentes, demeurent par excellence dans leur côté de brillance conceptuelle et rationnelle l'apanage naturel des humains. Au début, les ambitions de l'IA étaient audacieusement avides; on espérait pouvoir créer des automates capables de traiter des problèmes très généraux comme la reconnaissance du langage, la traduction des langues naturelles ou la résolution universelle de problèmes. Il était donc question de modéliser le savoir-faire d'un expert humain.

Malgré les progrès reflétant le désir immodéré de l'IA d'aboutir dans ses desseins, l'ambition de parvenir à une machine universelle est loin encore d'être réalisée. On observe donc un repli du général vers le spécifique. Ainsi, le vouloir de créer une machine universelle s'estompe pour que lui succède une nouvelle mise en œuvre de l'IA visant la création de machines susceptibles de résoudre cette fois-ci, une classe de problèmes.

A la différence de cette vision centralisée et plutôt repliée, les SMAs, issues d'une intelligence artificielle distribuée ne sont plus des penseurs renfermés sur leur propre raisonnement ignorant ainsi leur environnement, mais constituent de véritables sociétés d'êtres mobiles, qui peuvent planifier, communiquer, percevoir, interagir dans un milieu au sein duquel ils entrent parfois en conflit avec d'autres agents. Par rapport à l'IA, la **kénétique**¹ fait appel à un grand nombre de nouveaux concepts, tels que la coopération, la coordination d'action, la négociation, les conflits, la satisfaction, l'engagement, l'action, la réaction et la perception. Ces concepts ne trouvent plus uniquement leur origine dans la psychologie cognitive individuelle, comme pour l'IA classique, mais également dans la sociologie et la biologie, voire même dans l'éthologie. Alors que l'IA s'intéresse à la conception d'êtres intelligents, la kénétique quant à elle, s'intéresse à développer des organisations artificielles plus performantes (présentant des fonctionnalités intelligentes) en réduisant la redondance et en augmentant l'efficacité des actions effectuées que ce soit dans l'organisation ou dans les relations entre individus ou dans les conséquences de leurs interactions [Fer 95]. Notons que l'IA a énormément contribué dans l'évolution d'un bon nombre de disciplines, notamment dans la robotique. **Exemples** : la vision, la démarche et le toucher, liés d'une façon ou d'une autre aux comportements logiques.

4.1.2 Vie artificielle : Contrairement à ce qu'on pourrait croire, la VA ne relève pas de défis dont la barre est aussi élevée que celle de l'IA à ses débuts, évitant ainsi le piège de l'universalité. Il est vrai que la VA est une discipline relativement plus jeune et qu'elle bénéficie, de ce fait, de l'expérience de l'IA. Et c'est pour cette raison précisément que son programme actuel semble assez bien défini et dispose de bases théoriques et conceptuelles plus diversifiées.

La Vie Artificielle exploite les concepts issus des sciences cognitives. Elle propose des solutions qui s'appuient sur l'approche symbolique, sur l'approche auto-organisationnelle, ou construit ses modèles à partir d'une combinaison de ces deux méthodologies. Elle peut être définie donc comme suit : C'est l'étude de systèmes construits par l'homme qui présentent des comportements caractéristiques des systèmes vivants. De ce fait, Elle s'attache, souvent à modéliser des comportements ou des mécanismes primordiaux des systèmes vivants comme l'autorégulation, la respiration, la prédation ou la reproduction.

On distingue deux axes de recherches issus de la VA : (1) les simulations qui utilisent exclusivement l'ordinateur, sachant que tout système est modélisable par ordinateur. C'est-à-dire qu'un système formel est susceptible de représenter de manière satisfaisante un système physique ; (2) les réalisations, où le caractère concret et matériel du système est primordial (Comme les robots autonomes). On considère, ici, que la dimension physique d'un système est irréductible à une représentation symbolique.

La VA a contribué, considérablement, à la recherche des propriétés de systèmes complexes et des comportements émergents d'entités qui nous aident à comprendre comment des petits systèmes simples peuvent se combiner pour construire des systèmes plus importants, dotés de comportements qualitativement différents. Sans la compréhension profonde du collectif, on risque de voir une révolution scientifique et technologique se perdre [Lan 08].

¹**La kénétique** : science et technique des organisations artificielles (organisations, populations, sociétés, groupes, mondes ou univers). On dira aussi qu'elle procède par la construction de SMAs, c'est-à-dire par la réalisation de modèles électroniques ou informatiques composés d'entités artificielles qui communiquent entre elles et agissent dans un environnement. Elle se propose de : - définir une discipline scientifique qui prend en compte l'interaction entre agents comme fondement pour comprendre le fonctionnement et l'évolution des systèmes, - définir les différentes formes d'interactions, telles que la coopération, la compétition et la collaboration et les relier à la problématique de l'auto-organisation ou à celles de la performance ou de la survie du système, - dégager les grands mécanismes donnant lieu à l'auto-organisation, tels que le regroupement, la spécialisation, la répartition des tâches et des ressources, la coordination d'actions et la résolution de conflits, - définir des modèles opérationnels de ces interactions en décrivant le fonctionnement des agents et des SMAs [Fer 95].

Notons en dernier que l'intelligence artificielle distribuée via les SMA offre des outils de simulations et de productions très appréciés pour la VA, qui sont inspirés des entités vivantes (humaines, animales ou autres) et de leurs sociétés.

4.2 Intelligence Artificielle Distribuée et Système Multi-Agents

Les Systèmes Multi-Agents (SMAs) représentent un outil de modélisation très apprécié dans, pratiquement, tous ce qui se rapporte à l'Intelligence Artificielle Distribuée (IAD). L'IAD s'intéresse à la conception d'**agents**² artificiels capables de s'organiser de manière ad hoc dans le but, générale, d'atteindre un niveau de compétence dépassant celui de chaque agent pris à part. Ceci souligne l'originalité des recherches dans ce domaine ; focaliser d'avantage sur les capacités d'**organisation** et de **fonctionnement collectif**, au détriment d'un intérêt consacré exclusivement au comportement individuel des agents, et qui a nécessité plus d'un demi siècle de recherches en Intelligence Artificielle (IA) [Dro 00].

Avec cette autre vision, le concept d'organisation devient central dans tous les travaux de recherche menés dans le domaine de l'IAD. A cet égard, beaucoup de chercheurs ont essayé de comprendre, de modéliser et de confronter des modes d'organisation permettant à des systèmes constitués d'agents naturels de fonctionner collectivement, allant d'entités vivantes en microbiologie (comme les virus et les bactéries), de molécules en chimie, de particules en physique, jusqu'aux sociétés animalières (comme les fourmis et les abeilles) et humaines (comme les usines et les villes) gouvernées par des processus **stigmergiques**³ [Dro 93].

Que se soit selon une approche ascendante/descendante, l'élaboration d'une organisation d'agents artificiels doit passer par la modélisation d'une architecture de ces derniers, qui se rapporte, entre autres, au stockage, exploitation d'informations/connaissances, capacités de planification, compétences et buts [Lhu 98]. Notons que ces recherches sont menées dans une perspective différente de l'IA, puisqu'on s'intéresse à des **entités sociales**⁴ devant fonctionner en interagissant les unes avec les autres [Cas 98]. Donc, l'IAD focalise essentiellement sur les mécanismes d'**interactions** et de **communication** permettant à des agents artificiels d'accomplir des tâches complexes, en mobilisant aussi bien leurs facultés individuelles que les ressources de l'organisation qu'ils forment [Lem 00].

Ce besoin d'organisation est renforcé par le fait que l'informatique est entrain de devenir **ubiquitaire** ; initialement réservée aux ordinateurs, elle est en train de conquérir les objets de la vie courante (comme les téléphones cellulaires, les véhicules, et l'électroménager). Ainsi, elle s'apprête à devenir complètement **diffuse** et **distribuée** dans tous les dispositifs dont les fonctionnalités sont amenées à coopérer. La **décentralisation** est donc la règle d'or à respecter et l'**organisation coopérative** entre modules software est le passage obligé à emprunter. Notons, de plus, que la taille, la complexité et l'évolutivité croissantes de nouvelles applications

² **Agent** : entité possédant une mission qu'elle est capable d'accomplir de manière autonome ou en coopérant avec d'autres agents. Il est plongé dans un environnement, qui n'est capable de percevoir que par le biais de capteurs et de n'agir sur cet environnement que par le biais d'actionneurs. Notons que ces capteurs et actionneurs ne sont a priori pas parfaits ; les capteurs ne donnent qu'une image partielle, bruitée ou imprécise de l'environnement de l'agent à cause, entre autres, d'une limitation de leur portée, de leur adéquation à l'environnement, ou de la présence d'obstacles. De même, les actionneurs peuvent être non déterministes ; il n'est pas toujours possible de prévoir leurs effets sur l'environnement.

³ **Stigmergie** : c'est une méthode de communication indirecte dans un environnement émergent auto-organisé, où les individus communiquent entre eux en modifiant leur environnement. **Exemple** : elle a d'abord été observée dans la nature ; les fourmis communiquent en déposant des phéromones derrière elles, pour que d'autres fourmis puissent suivre la piste jusqu'à la nourriture ou la colonie, suivant les besoins, ce qui constitue un système stigmergique.

⁴ **Agent social** : doit être capable d'interagir avec les autres agents (logiciels et physiques) quand la situation l'exige afin de compléter ses tâches ou aider ces agents à accomplir les leurs.

informatiques font qu'une vision centralisée, rigide et passive (contrôlée explicitement par un programmeur) a atteint ses limites. On est ainsi naturellement conduit à chercher à donner plus d'**indépendance** et d'**initiative** aux différents modules logiciels. Pour se faire, les recherches effectuées dans le domaine des SMA s'intéressent, essentiellement, à des concepts comme : l'autonomie, l'intelligence, l'organisation, la distribution, les interactions, la mobilité, la communication, l'adaptation et la délégation que nous allons expliquer dans ce qui suit :

4.2.1 Autonomie

L'autonomie (autocontrôle) est la capacité d'un individu à déterminer son propre comportement. Un agent est dit autonome s'il ne recourt à aucun autre agent qui lui est extérieur (humain/machine); il est capable d'initiative et d'agir sans intervention externe. Il prend ses propres décisions en fonction de ses objectifs et en se fiant à ses perceptions/connaissances et à sa propre expérience [Cha 01][Fer 95][Kle 09]. **Exemple** : Un robot explorateur, qui possède un historique sur les objets qu'il a trouvé déjà (leurs positions), peut suivre la direction qui lui semble la plus fructueuse statistiquement (où il a déjà trouvé le plus d'objets). Si cette direction ne donne pas satisfaction au bout d'un certain délai, il peut la changer en prenant celle classée juste après. Ses décisions sont prises selon ses propres perceptions (les objets trouvés), ses connaissances statistiques (le comptage des objets selon les directions) et son objectif (explorer un terrain inconnu en vue de trouver des objets).

Pour un organisme général (sociale, politique/économique, individu), l'autonomie désigne la possibilité de décider par soi-même. Le plus haut degré d'autonomie reste le fait d'établir, soi-même, ses propres lois. Ainsi, le comportement d'un agent peut faire émerger une caractéristique suite à des réactions guidées par des lois qu'il a lui-même édictées.

D'un point de vue collectivité, le fait que l'autonomie soit une caractéristique des SMA renforce l'**indépendance de l'exécution** ou du comportement d'un agent vis-à-vis d'une activation (invocation) externe ; un agent est supposé, du moins d'un point de vue conceptuel, en activité permanente. De plus, si une tâche à réaliser ou un objectif à atteindre peuvent lui être explicitement assignés, la décision d'obtempérer ainsi que les moyens à mettre en œuvre dans ce cas de figure lui reviennent. Son autonomie peut, ainsi, se définir comme suit :

- Son existence ne dépend pas de l'existence des autres agents (humain/machine),
- Il persiste dans des environnements dynamiques sans contrôle extérieur,
- La prise de décision interne sur le comportement à avoir dépend uniquement des perceptions, connaissances et représentations du monde qu'il possède localement.

La caractéristique d'autonomie est centrale dans les SMA ; elle dépasse l'exécution autonome du code, concernant un agent, pour influencer même la phase conceptuelle [Car 03]. Mais, avec le développement du concept de **l'intelligence ambiante**⁵, il est normal de se demander : dans quelle mesure les agents peuvent exercer leur autonomie vis-à-vis des utilisateurs dans une application donnée ? [Tam 02] ; est-ce que les agents peuvent refuser de satisfaire un but de leur utilisateur, et si oui, dans quelle mesure ?

⁵**L'intelligence ambiante** : regroupe un ensemble de technologies partageant des traits communs. Elle est la convergence de trois domaines : - **Ubiquitous Computing** : qui consiste à intégrer des microprocesseurs dans les objets de la vie quotidienne, - **Ubiquitous Communication** : qui permet à ces objets de communiquer entre eux et avec l'utilisateur, - **Intelligent User Interface** : qui permet aux usagers de contrôler et interagir avec ces objets de manière intuitive. Elle promet un monde parsemé de petits éléments électroniques, bon-marché, interconnectés, autonomes, sensibles au contexte et ayant un certain degré d'intelligence, tout cela dans notre environnement quotidien (dans nos voitures, dans les bâtiments, dans les arbres et dans la rue). Leurs utilités seraient multiples : de la prévention (incendies, accidents) à l'assistance (guidage, contrôle à distance) en passant par le confort. Une de leur grande qualité serait leur **totale transparence** : ils seraient présents, mais complètement invisibles à nos yeux, l'interaction avec eux devrait être aussi transparente.

Malgré que l'agent est doté d'une certaine rationalité lui permettant d'agir sur l'extérieur pour opérer des transformations convenant à ses besoins, son autonomie le menant à la possibilité de pouvoir contrôler son environnement (y compris les autres agents) reste pourtant partielle [Sim 82]. Trois causes principales sont derrière ce pouvoir restreint :

- **Source cognitive limitée** : sa capacité de garder une trace (passé et présent) de son propre état et de l'extérieur est limitée et ses compétences sont restreintes (peut rester impuissant devant une nouvelle situation). Donc, il ne peut pas tout traiter individuellement et doit faire appel aux autres pour réussir une macro-tâche,
- **Source spatiale limitée** : n'ayant qu'une perception partielle de son environnement, un agent ne peut donc pas garantir globalement la pertinence de ses décisions.
- **Source temporelle limitée** : son environnement étant dynamique, un agent ne peut pas garantir que sa décision actuelle ne soit pas dérisoire, si elle dépasse une certaine durée dépendant de l'intensité de cette dynamique, elle peut être remise en cause si les conditions qui lui ont permis de prendre effet disparaissent et une nouvelle situation émerge.

Certains auteurs distinguent quatre types d'autonomie d'un agent [Dem 90][Kab 99]:

- **Autonomie vis-à-vis de la conception** : il a une existence propre, indépendante de l'existence des autres agents. **Exemple** : un robot autonome mobile a été conçu, dès le début, pour qu'il ait ses propres dispositifs de captages, ses propres actionneurs, y compris ceux concernant la mobilité et sa propre logique de prise de décision. Il n'a pas besoin des autres agents pour assurer ses propres fonctionnalités et s'imposer en tant qu'un tout autonome, parmi les autres.
- **Autonomie vis-à-vis de l'environnement** : il est censé fonctionner dans des environnements dynamiques et incertains, qui ne sont perçus que de façon imparfaite, et qui peuvent changer suite à des actions qui ne sont pas toujours prévisibles. **Exemple** : un robot qui a l'habitude de se déplacer sur du solide, doit pouvoir trouver une solution à son problème de mobilité si l'endroit se trouve immerger d'eau.
- **Autonomie vis-à-vis de ses buts** : il peut atteindre ses buts tout seul. Il n'a pas besoin a priori de coopérer avec les autres agents. Et, s'il décide de le faire, c'est plutôt pour améliorer, éventuellement, ses performances. **Exemple** : un robot capable de transporter des objets de différentes tailles et différents poids vers la base peut, cependant, accepter l'aide d'autres robots dans l'ambition de transporter des objets plus volumineux, plus lourds, gagner du temps et/ou économiser sur l'énergie.
- **Autonomie vis-à-vis de ses émotions** : il est libre d'interagir socialement, c'est à partir du contenu de son état mental qu'il décide de coopérer ou non. **Exemple** : un robot dont les lectures effectuées sur son état énergétique ne sont pas claires (indiquent des valeurs très disparates) devient perturbé et en conséquence réservé. Ceci le pousse à décider de ne répondre qu'aux messages qu'il juge très importants.

4.2.2 Intelligence

L'intelligence est une autre caractéristique qui qualifie un agent (notamment quand on parle de robots ou du web service). Cette propriété se charge de doter l'agent de capacités (issues de l'intelligence artificielle) : - capacité de résolution de problèmes, - de raisonnement logique, - de planification, et - d'apprentissage [Rus 95]. Cette intelligence lui permet d'effectuer des actions rationnelles. Notons que l'intelligence d'un agent est multi-niveaux [Woo 96]; elle est dépendante de trois capacités :

- **Réactivité** : l'agent est uniquement dirigé par les événements perçus dans l'environnement. Il réagit de manière opportuniste à ces changements,
- **Pro-activité** : l'agent n'agit pas simplement en réponse à des changements de l'environnement, mais est aussi capable de s'assigner des buts et de **prendre des initiatives** pour les atteindre (comme l'élaboration de plans),

- **Socialité** : l'agent interagit avec les autres agents ainsi qu'avec les humains. Cette propriété caractérise le fait qu'un agent est capable de participer à des accomplissements collectifs (satisfaire un but commun à plusieurs agents). Il peut aussi satisfaire le but d'un autre agent (à un niveau individuel) ; gérer ses désirs et ses intentions, élaborer des plans pour atteindre un but qu'il s'est assigné, réduire les dissemblances ou conflits entre buts, identifier les compétences à mettre en œuvre [Cas 98] et inversement. Si les agents coopèrent et communiquent entre eux, c'est parce qu'ils sont sociaux, qu'ils dépendent d'autres agents. La politique adoptée par les SMAs consiste à laisser plus d'autonomie aux agents qui les composent, afin qu'ils puissent s'adapter au mieux aux imprévus.

4.2.3 Organisation

La **division du travail** sous forme de tâches et les interactions cohérentes entre agents dans la résolution d'un problème distribué s'articulent autour de l'organisation ; décider quel agent fera quoi, comment et quand [Gra 96]. L'organisation peut être définie comme l'ensemble des engagements (rôles promis) tenus par les agents constituant la société. Le **modèle organisationnel** se base, alors, sur ces **rôles** et les **liens organisationnels** qui les mettent en relation [Han 98]. C'est aussi une structure de coordination, de prise de décision, et de communication intégrant un ensemble d'agents afin de réaliser un but commun. La structure d'une organisation est la somme totale des moyens employés pour partager le travail en tâches distinctes et pour assurer la coordination nécessaire entre ces tâches [Min 82]. Donc, l'organisation (en tant que action et résultat de cette action) est directement liée à la division du travail, à la répartition des rôles, à des tâches et des responsabilités entre les membres d'un groupe. Certaines études montrent que dans les entreprises performantes coexistent deux types d'organisations [Gla 95] :

- **Formelle** : dont l'objectif est de guider ses membres vers une aptitude de collaboration.
- **Informelle** : où la collaboration entre ses individus est spontanée.

De façon analogue, l'IAD propose deux approches pour la conception d'organisation [Sic 95] :

- **L'approche statique** : les liens d'autorité et de communication entre les agents sont complètement définis pendant la phase de **conception du système**. Ils servent à établir un moyen de contrôle global de la société, en la conduisant à un comportement censé résoudre un problème.
- **L'approche dynamique** : selon cette approche, les liens d'autorité et de communication ne sont pas préétablis entre les agents. Ces liens sont créés de façon émergente, lorsque les agents cherchent à atteindre leurs propres buts.

Selon les rôles et les relations entre agents, différents types d'organisations ont été proposés [Gra 96][Mor 94][Bae 96][Sim 90]:

- **A membre unique** : un seul agent va effectuer toutes les tâches et actions qu'il souhaite.
- **Centralisée (hiérarchie uniforme)** : structure fixe, avec des liens hiérarchiques de type maître/esclave. A chaque niveau, les maîtres centralisent les pouvoirs de prise de décisions et de contrôle.
- **Décentralisée** : Les agents sont autonomes et communiquent sans relation d'autorité. Chaque agent est maître de ses décisions et peut négocier avec tous les autres agents sans tenir compte d'un quelconque rapport de force.
- **De marché** : c'est ce qui correspond aux organisations basées sur le principe de contrat. Les organisations de ce type sont formées d'agents libres qui résolvent leurs tâches individuelles en soumettant des sous-tâches aux autres. **Exemple** : le réseau contractuel qui repose sur un mécanisme d'allocation de tâches régi par le protocole d'appel d'offres qui est utilisé dans les organisations humaines (méthode qui existe dans l'univers économique).
- **De communauté pluraliste** : c'est ce qui correspond aux organisations variables émergentes. Les agents dans ce type d'organisation sont indépendants, ils préparent des

solutions aux problèmes et communiquent leurs résultats aux autres membres de la communauté. On peut citer la communauté scientifique comme exemple de cette catégorie.

- **De communauté à règles de comportements** : des organisations variables prédéfinies avec interaction selon des protocoles explicites. Les systèmes multi-experts appartiennent à cette catégorie.

Ces types de structures sont, en générale, basés sur des modèles d'organisations plutôt humaines. Les sociétés d'agents peuvent reposer sur une ou plusieurs de ces organisations. Dans l'état actuel de la recherche sur les organisations, rien ne permet de dire que tel modèle d'organisation est le mieux adapté à tel système. Par contre, ce qu'on peut affirmer, c'est que la structure d'une organisation est fonction de l'environnement dans lequel elle évolue, des ressources (comme les informations) disponibles pour atteindre un but commun, ainsi que de la nature de ce but. Un des buts majeurs d'une société d'agents réside dans le fait qu'elle peut tirer partie de la distribution pour résoudre les problèmes qu'elle rencontre. C'est ce qu'on retrouve aussi chez certain type d'insectes dit sociaux. **Exemple** : l'organisation du travail dans une colonie de fourmis peut résulter d'un ensemble d'interactions et de contrôles locaux, sans qu'il soit nécessaire de faire intervenir une quelconque entité centrale de régulation. Les performances adaptatives de la société se présentent comme issues de la confrontation des comportements élémentaires de chacun de ses membres [Fer 95]. L'interaction est, donc, le composant essentiel de toute organisation. C'est à la fois la source et le produit de la permanence de cette organisation. Un agent sans interaction avec d'autres agents n'est plus qu'un corps isolé. Plusieurs facteurs influencent l'interaction des agents comme les relations de dépendance, la confiance et la capacité de persuasion [Gue 10]. L'**auto-organisation** peut fournir un haut degré d'adaptabilité. Elle se base sur des modèles de comportements où chaque agent est conscient de son propre état, de celui de son environnement (local/global) et de ses objectifs classés par priorité décroissante : - spontané, - conceptuel (pour lequel il existe), et - global (comme la survie). Sa mission, dans ce cas, est d'adapter son état ou celui de son environnement afin de se rapprocher le plus possible de son objectif le plus prioritaire.

Picard distingue, essentiellement, entre deux types d'organisation, dans les SMA : - une centrée agents, qu'on qualifie d'auto-organisation, et - l'autre centré organisation, qu'on nomme réorganisation [Pic 09].

- **Auto-organisation** : ce point de vue considère les agents comme producteurs d'une organisation par émergence, observable au macro-niveau du système, sous forme de schémas de coopération entre les agents. **Exemple** : dans une colonie de fourmis, aucune contrainte comportementale ou organisationnelle n'est explicitement définie sur les fourmis. Pourtant une organisation qui est, par définition, la conséquence de comportements collectifs à base d'interactions dans un environnement dynamique, émergent. Cette organisation décrit une dynamique endogène et ascendante d'un système où seules des informations et représentations locales sont manipulées par des agents inconscients de l'état globale de cette dernière. L'objectif étant d'adapter le système aux contraintes de son environnement, en opérant des modifications indirectes sur l'organisation via des changements effectués sur la configuration du système (topologie décrivant les propriétés de la forme et de l'espace, voisinages décrivant les alentours, influences comme la taille du voisinage, différenciation divisant le travail, spécialisation exprimant un savoir faire), ou effectués sur son environnement, par des interactions et propagations locales sans utiliser de modèles prédéfinis.
- **Réorganisation** : ce point de vue considère les organisations en tant qu'entités explicites du SMA. Un **schéma d'organisation**⁶ est fixé par le concepteur (ou par un consensus des

⁶ **Schéma d'organisation** : il s'agit d'une structure abstraite à partir de laquelle les organisations sont instanciées ; un schéma d'organisation est donc une classe d'organisations définissant des ensembles de rôles en interaction.

agents) et installé de manière descendante afin de contraindre ou de définir les comportements des agents (l'observateur du système peut obtenir une description de cette organisation). **Exemple** : toute école doit disposer de documents expliquant comment cet établissement fonctionne (est organisé) même si l'organisation réelle de l'école peut différer de l'organisation formellement définie. L'organisation, dans ce cas, représente un processus qui est issu des agents en raisonnant directement sur l'organisation (rôles, spécification organisationnelle) et sur les schémas de coopération (dépendances, engagements, pouvoirs) ou qui est imposé de l'extérieur. Ce processus est explicitement manipulé au travers de spécifications, contraintes ou autres moyens, afin d'assurer un comportement global recherché. Les agents étant conscients de l'organisation, ils sont capables d'utiliser des primitives leur permettant de modifier leur environnement social.

4.2.4 Distribution

Permet d'appréhender la complexité des problèmes à résoudre en décomposant, entre autres, le traitement. Elle peut être caractérisée comme un élément essentiel des systèmes évolutifs dans le sens où elle permet aussi le remplacement d'un système par plusieurs sous-systèmes, ce qui conduit à une meilleure adaptation aux changements de l'environnement extérieur (chaque sous-système est mieux contrôlé que le système décomposé et seulement quelques sous-systèmes et/ou quelques relations entre sous-systèmes peuvent être concernés par le changement). Parmi les aspects proposés, qui peuvent être distribués, on retrouve : **l'autorité** (différents agents peuvent avoir des niveaux d'autorité ou de responsabilité pour différents aspects d'une situation), les **ressources**, le **travail**, les **compétences** et **l'information/connaissance**.

Parmi les raisons qui poussent à proposer des architectures distribuées on retrouve :

- Les approches traditionnelles qui ont montré à travers le développement industriel des systèmes experts que la conception de bases de connaissances suscite de nombreuses difficultés liées à l'importance de la taille des bases de connaissances, à la multiplicité des sources de connaissances et d'informations, à l'incohérence des bases de règles, et au raisonnement résultant de sources multiples.
- Une seule base de connaissance, centralisée, ne peut être une solution pour la représentation de raisonnement conflictuel.
- L'espace à explorer d'une base de connaissance est tellement grand qu'il en résulte une explosion combinatoire, d'où l'effondrement des performances du système.
- La faible résistance des systèmes, où la connaissance est centralisée, aux perturbations externes.
- Dans la réalité, les hommes travaillent généralement (dans une entreprise) en groupe. Ils mettent en commun leurs expériences afin de collaborer pour atteindre un but. Il serait irréaliste de vouloir à tout prix représenter un système par un seul expert artificiel alors que la connaissance du système provient de plusieurs individus aux points de vue différents voire contradictoires.

Généralement, la distribution concerne une tâche globale qui est décomposée en sous-tâches qu'on distribue aux agents selon leurs capacités. Quatre buts génériques de coopération sont alors à prendre en considération (non forcément satisfaits simultanément) **[Dur 91][Bou 92]**:

- augmenter la vitesse de résolution des tâches via leurs exécutions parallèles,
- augmenter l'ensemble ou la portée des tâches réalisables par le partage des ressources,
- augmenter la probabilité d'achever des tâches (fiabilité) par la duplication des tâches et si possible par l'utilisation de différentes méthodes pour les réaliser,
- diminuer l'interférence entre les tâches en évitant des interactions nuisibles.

Plusieurs modes de distribution sont proposés : - une **distribution spatiale** qui concerne par exemple l'emplacement spatial des agents, des connaissances ou des processus, - une **distribution fonctionnelle** qui détermine le rôle des agents au sein de la société, - une **distribution temporelle** qui s'explique par exemple dans le cas d'une expertise qui peut être disponible ou non à un moment donné, et - une **distribution logique** qui concerne le degré d'indépendance logique entre les différentes parties de connaissance disponible [Kab 99].

Une architecture distribuée facilite la modularité ; l'extension du système est réalisée par l'ajout d'agents. La séparation des composants du système permet d'accroître la fiabilité de l'ensemble, de gérer les défaillances sans remettre en cause la construction globale. Il faut développer à la fois la distribution et l'intégration des compétences pour que les différences entre les agents autonomes accroissent les capacités du système.

4.2.5 Interaction

C'est la mise en relation dynamique de deux ou plusieurs agents par le biais d'un ensemble d'**actions réciproques**. Généralement, il y a interaction lorsque la dynamique propre d'un agent **A** est perturbée par les influences d'autres agents. Puisque son environnement peut contenir d'autres agents susceptibles d'agir sur ce dernier. Or, **A** perçoit son environnement et par conséquent il perçoit aussi les éventuels effets des actions de ces agents. Il en découle une propriété fondamentale : l'interaction entre agents. On peut dire que l'interaction est le moteur d'un système multi-agents [Mou 07]. Plus concrètement, il y a interaction entre un agent **A** et un agent **B**, si le choix des actions de **A** peut être influencé par **B** (et inversement). Il faut donc que : - **A** puisse percevoir une partie des actions de **B** (ou du moins leurs conséquences sur l'environnement), et que - **A** tienne compte de ces perceptions pour choisir ses actions. Dans ces conditions, un système multi-agent (SMA) peut être défini comme un environnement qui contient un ensemble d'agents qui interagissent [Fer 95]. Avant de présenter les principaux types d'interactions qui existent entre agents, commençant par introduire, tout d'abord, les types de relations qui lient les actions.

4.2.5.1 Relations entre actions des agents : Lorsque les agents réalisent leurs actions, certaines de ces actions entraînent des conflits et sont qualifiées de négatives alors que d'autres améliorent des performances et sont qualifiées de positives (voir Figure 4.1).

- ✓ **relations négatives** (ou conflictuelles) : elles gênent ou empêchent plusieurs actions de se réaliser simultanément. Ceci est dû à l'incompatibilité des buts ou à la limitation de ressources. Notons que ces ressources peuvent être consommables ou non. **Exemples** : - soit un groupe de robots dont les rôles sont de soulever/poser un objet lourd, et de se laisser entrainer par la force d'un autre robot dont le rôle est de tirer/pousser l'objet tout en le guidant vers un endroit donné. Si les robots qui soulèvent viennent à poser cet objet pendant que le robot qui guide le tire/pousse, ils rentrent dans une situation conflictuelle (incompatibilité de buts), - tentative d'emprunt d'un passage par plusieurs robots, ne pouvant contenir qu'un robot à la fois (ressource non consommable limitée), - tentative d'emprunt d'un chemin de phéromone par un très grand nombre de fourmis (ressource consommable limité).
- ✓ **relations positives** (ou synergiques) : favorisent les actions en les faisant bénéficier les unes des autres. **Exemple** : actions de transfert d'objets d'un point **a** vers un point **b** ; la distance **ab** est divisée en segments ou chaque robot n'assure le déplacement de l'objet que dans la partie où il est autorisé. Dans ce type de relations, on distingue : - les **relations d'égalité** (concernant les actions qui ne sont pas liées à un agent particulier et peuvent être réalisées par un autre agent), - les **relations de subsumption** (l'action **a** d'un agent **A** fait partie des actions **b** d'un agent **B**, et en réalisant **b**, **B** réalise du même coup **a**), et - les **relations de faveur** (l'action en s'accomplissant favorise la possibilité d'en réaliser une autre).

4.2.5.2 Types d'interactions : Les interactions représentent un mécanisme essentiel au SMA. Cependant, ces interactions ne sont pas suffisantes ; elles sont à la base de relations inter-agents plus sophistiquées que de simples agissements réciproques, comme : la coordination, la coopération, la collaboration et le conflit. Avant d'entamer leurs définitions, commençons tout d'abord par introduire la relation de corrélation indispensable à l'émergence de ces interactions.

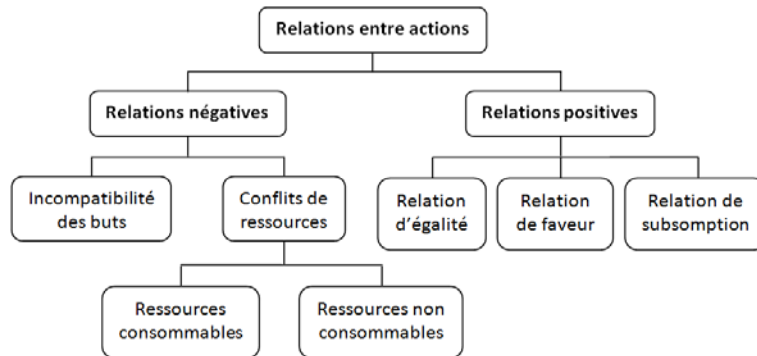


Figure.4.1-Type de relations entre les actions des agents : lorsque les agents réalisent leurs actions, les relations qui existent entre ces actions sont soit positives (favorables) soit négatives (en conflit).

a) Corrélation : On peut déterminer (en calculant statistiquement les **relations entre les actions**) si des agents sont liés sans avoir accès à leurs logiques ni au système dans sa globalité (on a qu'à focaliser sur le comportement de ces agents). Dans tel cas, on parle alors de corrélation entre les agents. Néanmoins la notion de corrélation n'implique pas forcément l'existence d'interaction. **Exemples :** - soit un ensemble d'agents parfaitement identiques, plongés dans le même environnement; étant semblables et confrontés au même milieu, ils ont des comportements très similaires (en mouvements synchrones et démarrants à partir d'un même état, l'un semble l'image de l'autre). Dans ce système, on observe une très forte corrélation (ce que l'un fait, l'autre le fait aussi) malgré une absence totale d'interactions [Leg 03], - soit un labyrinthe, avec une seule entrée et une seule sortie et des passages ayant une couleur c_1 ou une couleur c_2 ou deux bandes juxtaposées l'une de couleur c_1 et l'autre c_2 et deux agents A_1 et A_2 . A_1 ne peut se déplacer que dans le couloir de couleur c_1 et A_2 dans celui de c_2 . Les deux agents sont en relation réciproque (ils cherchent la même sortie du labyrinthe) pourtant il n'existe aucune influence des actions de l'un sur l'autre. Donc, ils sont corrélés malgré, qu'ils ne sont pas en interactions, - deux robots qui rentrent en collision permanente (interaction physique non consciente : continuent à se pousser l'un l'autre sans qu'il y est d'effets réciproques) sont en corrélation mais pas en interaction consciente/contrôlée; l'action de chacun d'eux n'influe pas sur le comportement de l'autre pour le voir changer volontairement d'attitude (malgré que physiquement il se gênent), et ceci pour la simple raison qu'aucun d'eux ne saisit les agissements de l'autre.

Si la corrélation dans les exemples précédents exprime la description d'une situation de relation réciproque en l'absence d'interactions, dans d'autres exemples elle exprime les dépendances entre les agents sur lesquels sont bâties les interactions. Dans un SMA, chaque agent est défini comme une **entité autonome**. Cependant, les agents ne le sont pas complètement. Pour atteindre leurs buts, ils ne possèdent pas toujours toutes les compétences et les ressources nécessaires. Il est évident qu'ils dépendent, alors, des autres agents possédant ces ressources ou compétences dont ils ont besoin. Les **réseaux d'interdépendances**⁷, exprimant la corrélation entre les agents, ont été introduits dans ce sens. Ceci en vue de décrire les structures organisationnelles de ces agents [Gue 03].

b) Coordination : Gère les interdépendances entre activités. **Exemples :** partage de ressources, allocation de tâches ou contraintes globales à satisfaire [Mal 94]. C'est aussi le processus par

⁷ Dans un **réseau d'interdépendance**, chaque nœud représente un agent et l'arc liant deux nœuds donnés représente le lien pondéré de dépendance entre deux agents. Cette pondération est quantifiée, généralement, en fonction de la quantité d'informations échangée entre les communicants ainsi que son coût [Leg 03].

lequel un ou plusieurs agents raisonnent sur leurs actions locales et sur les actions des autres (par anticipation) afin d'assurer la cohérence des actions communes [Jen 96]. D'un point de vue SMA, on peut dire que l'existence de dépendance entre : - les **buts**⁸ (compatibles ou non), - les **compétences**⁹ ; actions/plans (suffisante/non), et - les **ressources**¹⁰ (suffisantes/non) des agents poussent ces derniers à vouloir se coordonner. La combinaison de ces différents paramètres donne lieu à des situations d'interactions. On parle, aussi, de coordination dans un ensemble d'agents si et seulement si : - ces agents interagissent, et - une partie au moins de ces interactions prend la forme de transmission d'information via un langage. **Exemple** : les abeilles utilisent les mouvements de leur corps afin d'indiquer à leurs congénères la position des sources de nourriture [Von 93]. Dans ce cas, la coordination est définie comme des interactions associées à de la communication. Il est donc loisible d'admettre que, la coordination est un concept liée à des capacités cognitives des agents. Le transfert d'informations ne se différencie d'une simple suite d'actions que par la capacité des agents à décoder son contenu ; pour que des agents soient capables de coordination, ils doivent avoir été conçus dans cette perspective. **Exemple** : deux agents peuvent interagir, en se gênant mutuellement, ils peuvent être conscients de cette gêne mais sans avoir de plan pour l'éviter [Leg 03].

La manière la plus simple de concevoir un agent est de le doter d'un ensemble de règles sensorimotrices décrivant complètement son comportement. On parle alors d'**agent réflexe** ou encore d'approche comportementale [Bro 86]. La différence fondamentale entre l'approche classique et l'approche comportementale tient aux symboles. L'approche classique donne une représentation symbolique de l'environnement où l'agent est plongé via les sorties de ses capteurs. L'agent manipule ensuite ces symboles en interne grâce à un modèle décrivant le monde et décide de ses actions (**représentation offline du monde**). Dans l'approche comportementale, le monde est perçu directement tel qu'il se présente (**représentation online du monde**). Dans sa version la plus simple (voir Figure.4.2.a), cette approche ne comporte pas d'état interne, les sorties des capteurs sont directement traitées par de simples circuits électriques qui calculent en continu le signal à envoyer aux actionneurs.

Il est possible d'adjoindre des états internes à un agent réflexe/réactif afin de rendre son comportement plus sophistiqué (voir Figure.4.2.b). **Exemples** : Soit un robot réactif **A** à la poursuite d'une cible mobile **B**, avec un principe de fonctionnement simple, toujours avancer vers **B**, si à un instant donné **A** ne perçoit plus **B** (à cause d'un obstacle par exemple) il risque de s'arrêter sur place (la source de ses réactions n'étant plus perçue) alors que si **A** continue à se déplacer, **B** finirait, probablement, par réapparaître.

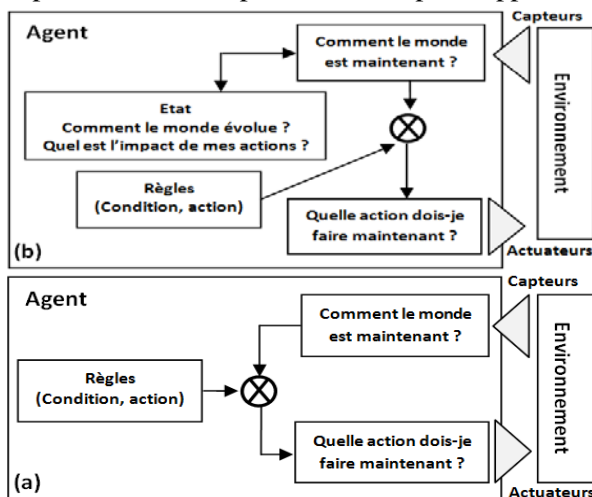


Figure.4.2-Architecture réactive d'un agent : (a) sans états internes, dans ce cas l'agent est dit à réflexes simples. L'agent construit une représentation du monde à l'aide de perceptions parvenues de ses capteurs. Par la suite, il utilise ses règles pour choisir l'action qu'il doit effectuer selon ce qu'il perçoit de l'environnement. (b) avec états internes, l'agent conserve une trace du monde ; Il utilise ses informations internes (état précédent du monde, l'évolution du monde et l'impact de ses actions) pour mettre à jour ses perceptions actuelles. Par la suite, il choisit ses actions en se basant sur cette perception « améliorée » du monde qui l'entoure. Après exécution de l'action, son état actuel devient alors son état précédent.

⁸ **But** : état possible de l'environnement ou de l'agent lui-même à vouloir ressortir via une suite d'actions.

⁹ **Compétence** : une connaissance plutôt professionnelle (savoir, savoir-faire, savoir-être) mobilisable, tirée de l'expérience et nécessaire à l'exercice d'une activité. C'est aussi la capacité d'agir directement ou selon un plan d'action.

¹⁰ **Ressource** : moyen utilisé pour pouvoir se manifester à fin d'atteindre son but via ses compétences.

En dotant A d'un seul état interne, exprimant la dernière position connue de B , on peut rendre son comportement plus robuste. Notons que malgré leur principe de fonctionnement simple, un groupe d'agents réactifs peuvent faire émerger des comportements collectifs complexes. Il est possible de modéliser le comportement de sociétés animales par des SMAs composés d'agents réactifs simples, comme le fourragement chez les fourmis [Top 99]. Les communications, dans ce type d'architecture réactive permet à chaque agent d'avoir une idée sur les états internes des autres agents. Pour des groupes de robots autonomes et mobiles il est possible de réaliser, via cette architecture, des tâches comme le déplacement des objets, le maintien de formation (maintient de la position et de la distance référencée : - par rapport au centre de la formation, - par rapport au meneur, ou - par rapport au voisin), la poursuite de cibles, le regroupement/tri d'objets et l'exploration de terrains inconnus [Leg 03].

Pour d'autres, la coordination d'actions est l'ensemble des activités supplémentaires qu'il est nécessaire d'accomplir dans un environnement multi-agents et qu'un seul agent poursuivant les mêmes buts n'accomplirait pas. On peut distinguer la coordination par synchronisation, la coordination par planification, la coordination réactive et la coordination par réglementation. Elles s'intéressent à la manière dont les actions des agents sont organisées dans le temps et dans l'espace pour accomplir les buts. Lorsqu'un conflit apparaît entre deux ou plusieurs agents, il y a deux méthodes pour le résoudre : l'arbitrage ou la négociation ; l'arbitrage consiste à définir des règles de comportement qui agissent comme des contraintes sur l'ensemble des agents. Le résultat global a pour effet de limiter les conflits et donc d'empêcher la déstabilisation du système. La résolution de conflits suppose, pour un agent cognitif, une négociation afin de venir à bout du conflit. Pour un agent réactif, ce sont les règles aux niveaux des agents qui doivent l'éviter.

Dans les **SMAs situés** où les agents sont autonomes, capables d'interagir avec un environnement dynamique dans lequel ils doivent poursuivre des buts parfois contradictoires pour survivre. Cette propriété, se préoccupe d'abord des comportements adaptatifs simples avant de s'intéresser à l'aspect cognitif ; elle privilégie les interactions qu'un agent entretient avec son environnement, via ses senseurs et effecteurs. La dynamique de ces interactions structure l'agent et structure son monde. L'intelligence d'un agent situé ne découle pas nécessairement de ses représentations symboliques, mais elle lui vient de ses interactions avec le monde, de la nécessité de prendre en considération la partie de l'environnement qu'il perçoit actuellement pour décider spontanément de la prochaine action à effectuer. L'environnement constitue un composant central au système. Dans ce contexte, les agents situés utilisent l'environnement comme moyen d'interaction et aussi comme support d'inscription des effets de leurs actions. Ceci n'est autre que l'appellation de **stymergie** définie par Grassé en 1984 comme suit : la coordination des tâches et la régulation des constructions ne dépendent pas directement des ouvriers, mais des constructions elles-mêmes. L'ouvrier ne dirige pas son travail, il est guidé par lui [Gra 84].

c) But : Si, en générale, les interactions via une architecture réactive conditionnée sont à la base de la coordination, il est nécessaire de les enrichir avec d'autres mécanismes afin de pouvoir les exploiter dans des tâches plus élaborées, et de s'adapter à de nouvelles situations. Pour se faire, il faut que les agents soient dotés de buts [Fod 87]. Un but est un état possible de l'environnement de l'agent qu'il tente, compte tenu de ses connaissances (y compris celles concernant son environnement) et de ses compétences, d'y parvenir via ses actions. Le but, ainsi défini par le concepteur, n'est pas apparent pour un observateur. Donc, dès qu'un agent est conçu pour accomplir une tâche, il est considéré comme ayant un ou plusieurs buts. Ceci n'est pas le cas d'un agent réactif, dont les comportements sont pilotés par des règles qui peuvent lui permettre, éventuellement, d'atteindre les buts de son concepteur (transition de l'environnement vers des états spécifiques).

d) Coopération : On dit qu'il y a coopération entre les agents dans un environnement donné si et seulement si - ces agents interagissent, et - sont dotés de buts. Dans un SMA coopératif, si les agents sont plutôt cognitifs, ils possèdent un modèle de leur environnement et donc des autres

agents qui y opèrent. Ainsi, même si les agents n'œuvrent pas en commun, ils tiennent compte les uns des autres pour déterminer leur comportement. Les activités conjointes des agents donnent donc au système un comportement global harmonieux ou du moins rationnel.

Dans un système coopératif, les agents se perçoivent les uns les autres de manière directe ou à travers les effets de leurs actions. Ces informations sont utilisées pour mettre à jour les modèles des autres agents dont dispose chacun. On peut donc considérer qu'il y a des transferts d'informations entre des agents coopérant au-delà de simples interactions. Ce qui amène à conclure que la coopération implique la coordination. Notons que les agents dans ce cas sont plutôt délibératifs.

La coopération est définie par certains auteurs comme étant une forme d'interactions. Elle consiste à établir qui fait quoi, avec quels moyens, de quelle manière et avec qui. Elle envisage d'apporter des solutions aux différents sous-problèmes posés [Fer 95][Leg 03].

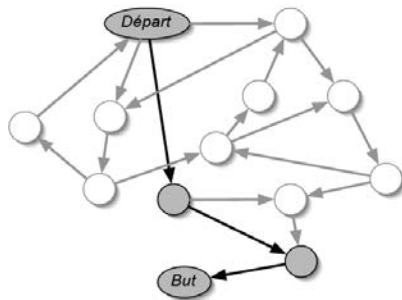


Figure.4.3-Grphe d'états : Chaque nœud du graphe représente un état possible du problème et les arêtes les transitions possibles entre ces états. À partir d'une représentation d'un état de départ, il s'agit d'inventorier les modifications possibles sur cet état, de déterminer les états qui en résultent, et de continuer ainsi récursivement jusqu'à obtenir un état qui correspond à la solution du problème. Il suffit alors de « remonter » depuis le but pour obtenir une séquence d'«actions » ou planification qui résout le problème (partie sombre sur la figure).

Agent délibératif (dit aussi cognitif ou rationnel) : possède un **modèle du monde**, qui lui permet de prédire l'évolution de son environnement, ainsi qu'un **modèle de ses actions**, qui lui permet de prédire l'effet de ses actions sur cet environnement (ces deux modèles opèrent sur des représentations internes de l'environnement). Le principe de l'architecture délibérative se résume à : - percevoir, - modéliser, - planifier, et - agir. Un agent délibératif perçoit son environnement, il est capable de mettre à jour un modèle de cet environnement pour prédire son évolution, il planifie ses actions dans l'optique de satisfaire ses buts et il agit en fonction de ces plans. Pour permettre à un agent de choisir ses actions, l'architecture délibérative (voir Figure.4.4) utilise le principe de la recherche dans un graphe. Ce graphe est construit grâce aux modèles dont l'agent dispose, avec comme état de départ la représentation courante que se fait l'agent de son environnement (voir Figure.4.3). Les modèles du monde et des actions sont utilisés pour générer les futurs mondes possibles sous l'hypothèse des différents enchaînements d'actions envisageables par l'agent. Ces mondes possibles sont comparés aux buts de l'agent pour choisir l'action qui amène au monde possible, correspondant aux buts ou s'en rapprochant le plus.

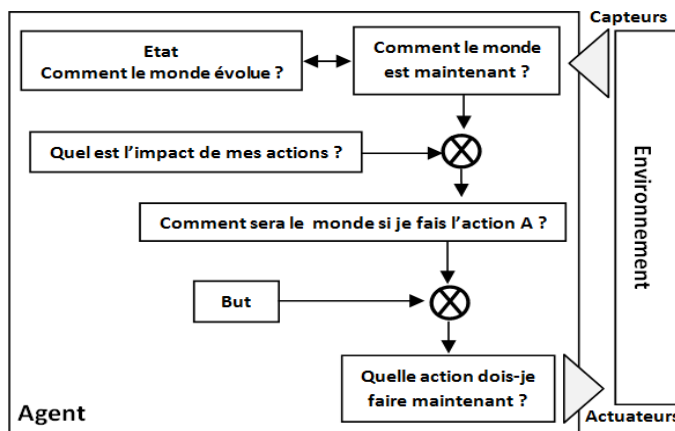


Figure.4.4-Architecture délibérative : elle décrit la structure d'un agent basé sur les buts. Il est identique à l'agent réactif ; gardant une trace du monde, sauf qu'il se projette dans le futur pour voir l'impact de ses actions et qu'il choisit ses actions en se basant sur ses buts, contrairement à l'agent réactif qui ne faisait qu'appliquer des règles prédéfinies pour relier ses perceptions à ses actions. Notons qu'une fonction de satisfaction est aussi importante à prendre en compte si on cherche de la qualité dans l'action à entreprendre.

La différence tient d'une part à la complexité des règles, et d'autre part à la nature des états internes. Un agent réactif n'a que des états internes statiques de type « dernière position de la cible », tandis qu'un agent délibératif manipule des structures de données de manière dynamique

en mémoire. Cette dernière propriété, qui fait la force de l'architecture délibérative, peut avoir des conséquences néfastes, car si cette approche permet de résoudre tout problème formalisé, encore faut-il en avoir le temps et la place mémoire [Pyl 87].

e) Collaboration : On dit qu'il y a collaboration entre agents dans un environnement donné, si et seulement si - les agents coopèrent, et - s'ils sont dotés de mêmes buts. Dans un SMA, on parle souvent d'un ensemble d'agents collaborant comme d'une équipe. **Exemple :** une équipe de sport collectif. Dans un tel groupe d'agents, chaque joueur a comme but que son camp gagne. Dans une organisation multi-agents les mécanismes de communication et d'interaction sont importants aussi bien à l'existence de l'agent qu'à celle du groupe; la présence d'un agent n'a de sens que dans son environnement et l'existence du groupe émerge des existences de ses éléments (voir Figure.4.1) [Wei 99]. Pour d'autres auteurs la collaboration est une forme d'interaction qui étudie la manière de diviser le travail entre plusieurs agents.

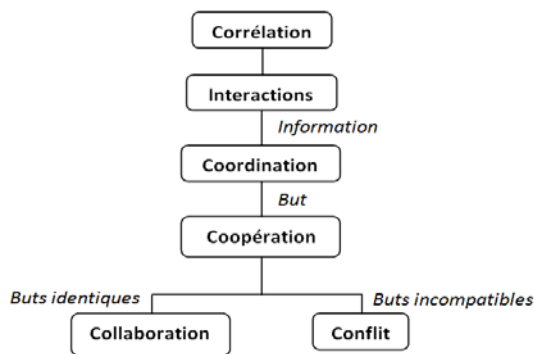


Figure.4.5-Types d'interactions : pour que des agents puissent interagir, ils doivent être en relation réciproque (un exemple de relation non réciproque est le fait qu'un prédateur épie sa victime). Si une partie des interactions entre agents est concrétisée via des transmissions de messages on parle alors de coordination. Le fait que ces agents soient dotés de buts transforme la coordination en coopération, et selon que ces buts soient compatibles ou non on parle et on qualifie, respectivement ceci de : collaboration ou de conflit.

f) Conflit : On dit qu'il y a conflit entre agents dans un environnement donnée si et seulement si - les agents coopèrent, et - s'ils sont dotés de buts incompatibles à un instant donné [Deh 03]. Pour d'autres auteurs il y a conflit si les buts des agents sont incompatibles et les agents n'ont, par définition, rien de plus important que leurs buts.

4.2.6 Communication

C'est un ensemble d'actions qui donnent la possibilité à un agent de transmettre une information à un autre agent, par un langage articulé ou par d'autres codes. En générale, la communication désigne l'ensemble des processus physiques et psychologiques par lesquels s'effectue l'opération de mise en relation d'un émetteur avec un ou plusieurs récepteurs, dans l'attention d'atteindre certains objectifs [Anz 68]. Elle est considérée comme une forme d'action particulière qui, au lieu de s'appliquer à la transformation de l'environnement, modifie les représentations mentales des agents (comme les buts et les croyances). Donc, la communication dans un univers multi-agents n'est plus une simple tâche d'entrées/sorties, mais doit être modélisée comme un acte pouvant influencer sur l'état des autres agents. Dans ces conditions, les processus physiques désignent les mécanismes d'exécution des actions (l'envoi et la réception de messages), les processus psychologiques se rapportent aux transformations opérées par les communications sur les buts et les croyances des agents. Notons que la communication est développée dans la majorité des systèmes multi-agents sans fondement théorique ; elle dépend, plutôt du domaine d'application. Généralement les agents communiquent pour synchroniser leurs actions et pour résoudre des conflits de ressources, de buts ou d'intérêts. Ils communiquent aussi pour s'aider mutuellement et combler les limites de leurs champs de perception ; un agent ne peut être en relation avec tous les autres agents ni être équipé de tous les capteurs nécessaires à la connaissance de l'environnement global.

Il se présente des circonstances où les agents ont besoin de communiquer pour trouver, soit une réponse à leur problème, soit une issue à leur situation difficile, soit pour éviter de se perdre en suppositions. C'est alors qu'ils communiquent lorsqu'ils sont face à un problème qu'ils ne savent pas résoudre (à cause d'un manque de ressources ou de compétences), ou lorsqu'il est

nécessaire de coordonner leurs actions, ou encore lorsqu'il y a un conflit entre plusieurs agents et que ce conflit ne peut pas être résolu de façon déterministe. Les communications peuvent être diffusées à l'ensemble des agents ou dédiées à des agents en particulier.

Les procédures de communication pour véhiculer les messages (porteurs d'informations ou d'actions) entre agents s'accomplissent par : - envoi de messages (généralement les messages sont asynchrones, placés dans une mémoire-tampon sans attente de réponse, mais en indiquant à qui doit être retournée la réponse. Chaque agent sait aussi comment réagir à chaque message) [Ouz 96], ou - par partage d'informations (boîte au lettre ou tableau noir munis d'un dispositif de contrôle gérant les conflits d'accès) [Nii 86].

Pour communiquer, les agents utilisent un protocole permettant de structurer et d'assurer l'efficacité et la conformité des échanges entre le début d'une communication et sa fin. La nature de ces échanges dépend des capacités des agents à émettre des informations et de leur capacité à traiter les échanges qui arrivent. Ces messages peuvent être, entre autres, des **ordres**, des **informations** ou des **requêtes**. Les réponses sont des messages porteurs d'informations ou d'actions. L'expression du protocole se traduit par une succession d'étapes (représentée chacune par un état) élémentaires de traitement local mise-en-œuvre au sein des agents, s'intercalant entre toute réception et émission d'interaction [Pop 93]. Pour l'envoi de messages, par exemple, plusieurs protocoles sont possibles. Les décisions sur la façon dont les agents vont communiquer entre eux sont contraintes par la politique organisationnelle choisie ; plusieurs politiques sont proposées, et que nous énonçons ici par l'emprunt de la forme interrogative :

- **Communication sélective ou diffuse** : les agents font-ils une distinction (selon des critères de choix des destinataires) entre ceux avec qui ils communiquent et les autres ?
- **Communication non-sollicitée ou sur demande** : sait-on qui veut communiquer avec qui ? la communication est-elle effectuée après demande d'informations ou après analyses des besoins informationnels des autres agents ?
- **Communication avec ou sans accusé de réception** : le destinataire doit-il ou non indiquer à l'émetteur s'il a reçu l'information ?
- **Communication unique ou répétée** : une information est-elle envoyée une ou plusieurs fois ? et à quelle fréquence ?

En somme, la communication dans un SMA est soit : - **indirecte**, par le biais de l'environnement qui le contient, considéré comme un médium commun partagé par l'ensemble de ses agents. Selon les applications, l'environnement répond à un ensemble de besoins donnés ; offrir une source commune de données et de contraintes aux agents, être une source d'incertitude, être un lieu commun d'actions et d'influences entre les agents [Boi 04], - **directe**, conçue souvent comme on la déjà précité, de façon asynchrone et ceci du fait des temps de communication allongés (délai d'acheminement réseau), du risque de perte de messages ou de changement de l'ordre d'arrivée des messages. D'un point de vue conceptuel, l'asynchronisme permet aux agents autonomes de poursuivre leurs activités concurremment aux autres tâches, sans être bloqués par l'attente de résultats.

Afin d'éviter les problèmes d'interprétation entre agents, on focalise actuellement sur la définition d'**ontologies**¹¹, permettant de connaître et de modéliser le domaine dans lequel les échanges se situent. Pratiquement, les ontologies correspondent à une représentation informatique (en général formelle) des concepts, des relations sémantiques et des heuristiques d'un domaine [Aus 02]. Conçues initialement comme des représentations de connaissances consensuelles (adoptées par tous) et interopérables (faciles à échanger entre systèmes informatiques), les ontologies héritent d'une tradition qui privilégie leur réutilisabilité plus que leur fondement sémantique [Boi 04].

¹¹ L'**ontologie** définit un **vocabulaire de termes**, accompagné de la **spécification de leur signification** (définitions des concepts et liens entre ceux-ci afin d'**imposer une structure sur le domaine** et de **limiter les interprétations possibles**) [Ush 98].

4.2.7 Mobilité

Les principaux attributs d'un agent mobile sont la **mobilité du code**, des **données** et de **l'état** (état d'un processus, d'une machine ou d'un protocole). Ceci permet à des entités logicielles de se déplacer de façon autonome à travers le réseau pour accomplir des tâches spécifiques, tirant profit de ce fait de la proximité [Jen 98]. Notons qu'Internet vient au premier plan quand on cherche les causes de la prolifération et du déploiement de la technologie des agents mobiles [Kot 99].

Les agents mobiles sont des **entités logicielles** qui peuvent se déplacer dans le réseau de leur propre initiative ; ils se déplacent d'une machine à une autre et communiquent avec d'autres agents ou accèdent aux ressources du serveur. La technologie d'agents mobiles permet de fournir une exécution asynchrone de tâches. Ainsi, la dépendance entre les clients et les applications du serveur peut être réduite, et un traitement automatique de tâche à distance est présenté.

Les agents mobiles permettent de réaliser une meilleure exploitation des ressources. En transférant l'application du client avec ses données (on parle d'une délégation du travail faite par le client à l'agent mobile) d'un serveur vers un autre (représentant les différents environnements d'exécution concernés) pour exécuter des appels locaux de procédures au lieu d'appels à distance au niveau de chacun d'eux. Le trafic réseau est, ainsi, réduit. Notons que les services ne sont plus liés à un certain environnement. Ils peuvent être dynamiquement installés et employés dans l'endroit exact où ils sont exigés. Ceci permet, aussi, de réduire le coût de la communication.

4.2.8 Adaptation

Généralement, il est difficile de prouver qu'un SMA accomplit concrètement une fonction globale adéquate ; il n'est pas évident de spécifier complètement le but globale et de planifier ou dresser une architecture et d'organiser les agents dans cette perspective. A tout moment, plusieurs interactions d'agents peuvent être conflictuelles ou concurrentes. Notons que cette difficulté de vérification, prédiction et validation s'accroît lorsque l'on passe d'un système simulé à une application réelle. **Exemple** : passer d'un système de robots simulés à un système de robots réels. Ceci incite à concevoir des systèmes adaptatifs. Les spécifications au niveau local de chacune des micro-entités et leurs interactions suffisent à faire émerger une macropropriété qui n'était pas initialement dans le système ni programmée dans ses agents [Boi 04].

Dans un SMA, l'adaptation locale à des environnements perçus localement et traités de manière réactive permet de faire émerger une adaptation au niveau global du système. Pour un observateur donné, ceci représente un système auto-adaptatif qu'il peut définir comme suit : **c'est un système qui évalue son propre comportement et le change lorsque cette évaluation ne réalise pas ce que l'on attend de lui ou lorsqu'une meilleure fonctionnalité ou performance est possible**. Ceci ne peut avoir lieu que dans le cas où le système est immergé dans un environnement de nature imprévisible. Donc, un système multi-agents adaptatif est un système qui est capable de changer son comportement en cours de fonctionnement pour l'ajuster dans un environnement dynamique. Et ceci, soit pour accomplir la tâche pour laquelle il a été conçu, soit pour améliorer sa fonction ou ses performances. Notons, en plus, que la capacité d'un SMA à freiner la dégradation de sa fonctionnalité en opérant une adaptation progressive lui permet d'éviter une chute brutale. Ceci représente une qualité très recherchée dans les systèmes actuels [Boi 04][Rob 00].

4.2.9 Délégation

Vue la complexité des applications multi-agents (qui rend difficile le support de la surcharge cognitive de toutes les décisions), l'utilisateur délègue son contrôle globale de cette dernière au

système. L'utilisateur va donc confier certaines tâches en relation avec le contrôle de l'application à certains agents du système, qui, du fait de leur autonomie, vont prendre des initiatives en lieu et place de l'utilisateur (on dit que l'utilisateur lègue ou transmet une partie de son pouvoir aux agents). **Exemple** : dans le domaine du commerce électronique, les acheteurs délèguent les tâches de parcours de différentes places de marché pour trouver le produit adéquat [He 03]. Dans certains cas, la délégation recouvre également les tâches d'achat, de paiement, de planification et de surveillance de la livraison. Certaines de ces tâches nécessitent, au sein de ces logiciels, des capacités de traitement et de raisonnement leur permettant, entre autres, de sélectionner les produits selon un ou plusieurs critères définis explicitement par l'acheteur, ou que le logiciel a lui-même déduits à partir d'informations personnelles attachées au profil de son utilisateur [Boi 04]. Un autre problème qui permet de léguer son pouvoir est le fait que l'utilisateur est connecté de manière irrégulière au système, en asynchronisme avec d'autres utilisateurs. Malgré son absence, le système doit poursuivre ses activités.

On voit également l'intérêt de la délégation dans le cas où des utilisateurs sont connectés à un environnement commun via un agent proactif [Gir 01]. Cette expression d'intelligence proactive de l'agent trouve sa justification dans les objectifs des concepteurs de ce type d'application qu'ils veulent atteindre. **Exemple** : l'application doit être capable d'anticiper et de prendre en compte les besoins d'un ou de plusieurs utilisateurs ; elle doit être capable d'approcher les situations d'usage d'activités humaines. On retrouve cette préoccupation dans un bon nombre d'applications mêlant l'utilisateur à l'application elle-même, par exemple dans la démarche intitulée : **Proactive Computing**. Ceci exprime une volonté récente de concevoir des applications où les utilisateurs tiennent une place centrale [Dem 03]. Les jeux interactifs sont un exemple type de ceci.

4.2.10 SMA et robotique de groupes

Dans la littérature du genre, il existe un nombre importants de travaux intéressants sur la robotique de groupes [Ara 02][Dut 04][Cao 97][Ioc 01][Far 04][Dub 08]. Par rapport aux agents logiciels, les agents robotiques utilisent des mécanismes et des interfaces physiques de communications spécifiques, ce qui ne rend pas la communication aussi évidente que pour les agents logiciels. De plus l'ordre de grandeur du nombre d'agents robotiques, même dans la robotique en essaim, est nettement inférieur à celui des agents logiciels. La programmation d'un groupe d'agents exige des mécanismes de synchronisation pour réaliser des missions telles que la recherche de nourriture, le déplacement en formations ou la classification. Ces dispositions s'accroissent plus si ces agents sont hétérogènes mêlant des matériels, des langages et des comportements différents [Kla 03][Kla 04][Mon 03][Mac 97].

Dans un système multi-robots, les problèmes mono-robots s'accroissent avec les interactions entre les robots. Potentiellement consommatrices de ressources, les interactions peuvent être mises à profit pour réaliser plus efficacement des tâches mono-robot (redondantes ou partageables) ou bien réaliser des tâches qui, par nature, ne pourraient être réalisées que par un robot unique. Des mécanismes comme ceux de coordination, collaboration et coopération rendent cohérentes entre elles les actions des différents robots. *Mintzberg*, par exemple, identifie la coordination par ajustements mutuels et par supervision directe et la **standardisation**¹² comme processus de coordination fondamentaux dans les organisations humaines [Min 79]. Pour le cas de la coordination, par exemple, les différents mécanismes exploités dans les systèmes multi-robots sont tous des manifestations d'un ou de plusieurs de ces processus fondamentaux. *Malone* suggère qu'en utilisant ces processus de coordination fondamentaux, il est possible de construire des systèmes de coordination sophistiqués [Mal 90]. De nombreuses organisations mettent en œuvre des processus de coordination hybrides basées sur l'ajustement mutuel, la supervision directe et la standardisation. Ces cadres organisationnels peuvent être des

¹² **Standardisation** : rendre quelque chose conforme à une norme ou à un modèle unique.

sources d'inspiration quand on doit établir une structure organisationnelle pour un SMA. Notons, au passage, le caractère réactif de la standardisation [Gan 05].

Les systèmes multi-agents ont très vite entretenu d'étroites relations avec le domaine de la robotique [Pic 04] ; que ce soit, entre autres, en robotique autonome mobile, robotique collective, robotique en essaim ou robotique évolutionnaire. La conception orientée agents à toujours trouvé naturellement sa place pour chacun de ces domaines dérivant directement du paradigme de la robotique de groupes (constitué souvent de robots autonomes et mobiles). La robotique de groupes s'avère être un formidable outil d'étude de phénomènes de masse et de l'émergence de comportements collectifs. Notons, que les problèmes sont à quelques différences près les mêmes dans le domaine de la robotique de groupes et dans celui des systèmes multi-agents [Cha 01]: autonomie, distribution, décentralisation, intelligence, mobilité, interactions, etc. Dans ce qui suit, nous allons aborder le domaine de la robotique en focalisant sur la robotique de groupes et en se référant, quand il est nécessaire, aux concepts des systèmes multi-agents présentée ci-avant.

4.3 Robotique autonome mobile

La robotique mobile est un domaine de recherche qui se situe à l'intersection d'un bon nombre de disciplines, entre autres : l'informatique, la cybernétique, l'électronique, la mécanique et l'automatique. L'une des qualités essentielle dont un robot mobile doit être doté est son aptitude à prendre des décisions, sans une aide externe, et ceci pour réaliser et coordonner des missions complexes. Cette capacité est primordiale puisque, pour beaucoup de tâches robotiques, il peut y avoir de nombreuses façons de les mettre-en-œuvre. Par raisonnement automatique, le robot doit optimiser les actions à effectuer en vue de réussir ses missions de la manière la plus performante possible. Dans certaines de ces missions, les tâches doivent être séquencées afin de respecter diverses contraintes permettant au robot d'avoir un comportement cohérent et efficace. Plusieurs solutions ont été proposées, dans ce sens, afin de donner aux robots la capacité de coordonner leurs missions. L'une d'entre elles consiste en l'utilisation de **techniques** de **planification** et de **coordination**, issues du domaine de l'intelligence artificielle, pour des missions de robots mobiles et autonomes évoluant dans des environnements pouvant être dynamiques et incertains [Bea 06][Neh 06].

4.3.1 Définition : un robot autonome mobile est une création artificielle, représentant un système mécatronique, équipée de dispositions de perception, de décision et d'action. Ceci, dans le but d'accomplir avec une autonomie aussi élevée que possible, différentes tâches dans un environnement réel. Cette autonomie se traduit par une aptitude de comprendre la situation courante, guidé par ses propres perceptions, et d'y réagir, indépendamment de toute influence externe, de façon appropriée compte tenu de la tâche à réaliser. La mobilité qualifie les capacités de **localisation** et de **navigation** dans un environnement pouvant être complexe, évolutif, partiellement connu ou inconnu en vue d'accomplir des tâches avec une intervention humaine aussi réduite que possible (voir Figure 4.33). Notons que parmi les intérêts certains de la robotique mobile se trouve celui d'avoir permis d'augmenter considérablement nos connaissances sur cette localisation et navigation de **systèmes autonomes** [Neh 06].



Figure.4.33-Robot autonome mobile Hemisson : la programmation du robot se fait via le port série. Le robot Hemisson est programmable par Visual Studio C++, Matlab ou tout autre programme qui peut accéder au port série.

4.3.2 Architecture

Un robot autonome mobile est constitué de composantes matérielles et logicielles permettant d'assurer un ensemble de fonctions. Dans cette perspective, trois types de structures sont à considérer : - structure fonctionnelle, - structure matérielle, et - structure logicielle.

4.3.2.1 Structure fonctionnelle : Où on distingue trois types de fonction ; la locomotion, la perception et la décision.

a) Locomotion : elle se décompose en deux parties : - celle qui réalise l'appui vis-à-vis du milieu dans lequel on entend se déplacer (comme les roues pour le sol); et - celle qui permet la propulsion (comme les moteurs et les mécanismes conduisant au déplacement). Les moyens de déplacement sont nombreux et il convient d'appliquer un traitement différent selon que le mobile est censé se déplacer sur un sol ou bien au sein d'un autre milieu (l'air ou la mer) [Fré 06]. **Exemple :** un robot à roues est appelé souvent à changer de direction, pour le faire il doit soit varier la vitesse des moteurs associés à chacune des roues latérales, soit changer de direction (voir Figure.4.6).

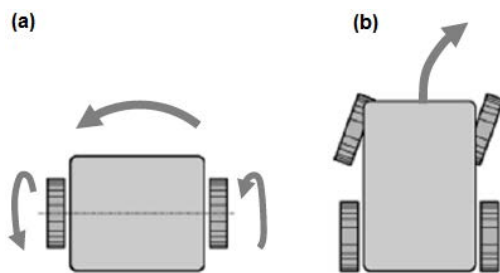


Figure.4.6-Exemple de locomotion : (a) pour tourner à gauche on réduit la vitesse de la roue gauche alors on tourne spontanément, (b) pour tourner à droite on tourne les deux roues de devant vers la droite, les deux roues arrière pousse le robot à tourner.

b) Perception : c'est une fonctionnalité délicate à réaliser. Elle passe par deux étapes qui se suivent ; - la lecture des capteurs, et - le traitement de l'information. L'interprétation, qui permet de délivrer un message clair à la fonction de locomotion, est assurée par la fonction de décision qu'on verra ci-après. Le robot doit être capable d'analyser un objet localement, puis de positionner globalement tous les objets les uns par rapport aux autres. De cette manière, il construit un modèle de son environnement au fur et à mesure de son exploration [Fré 06].

c) Décision : Les informations en provenance des différents capteurs doivent être interprétées comme des éléments utiles à la prise de décision sur l'action à faire, le but étant de délivrer des ordres corrects et cohérents aux actionneurs. Dans un robot mobile, il est nécessaire de donner des priorités en fonction des informations reçues. **Exemple :** si un capteur de contact informe le robot d'un choc sur l'avant, cette information est prioritaire sur son déplacement vers l'avant et doit entraîner un arrêt ou un déplacement dans une autre direction. C'est lors de la phase de conception d'un robot qu'il est nécessaire de lui donner une forme d'intelligence en lui laissant le choix sur l'action à entamer. Cette prise de décision est souvent arbitraire au début, mais elle permet de développer une forme d'apprentissage qui tient compte des résultats des décisions précédentes. Cette fonction est de loin la plus incomplète, car elle tente d'approcher la psychologie animale, voire humaine [Fré 06].

4.3.2.2 Structure matérielle : Parmi les composants matériels essentiels, on retrouve une plateforme mobile munie d'une source d'énergie (assurant la locomotion) à laquelle sont rattachés des composants comme les capteurs (assurant la perception) et les actionneurs (concrétisant les décisions). La partie logicielle permet la transformation de l'information fournie par les capteurs sous une forme facilitant, via un processus logique, les prises de décisions que les actionneurs se précipitent d'exécuter. Ce qui explique l'interactivité du robot avec son environnement externe.

a) Capteurs : Les capteurs ont pour fonction d'acquérir des données provenant de l'environnement. Les capteurs typiquement installés sur un robot mobile sont des sonars à ultrasons, un capteur laser de proximité, des encodeurs de roues (odomètres), une ou deux

caméras optiques et des microphones. Les types d'informations perçues ainsi que leur précision varient beaucoup d'un capteur à l'autre [Bea 06].

b) Actionneurs : Pour bouger à l'intérieur de son environnement et interagir avec celui-ci, un robot est équipé d'actionneurs. **Exemple :** un robot est muni d'un ou de plusieurs moteurs pouvant faire tourner ses roues afin d'effectuer des déplacements. Généralement, les roues du robot sont contrôlées par deux commandes motrices ; une vitesse d'avancement et un taux de rotation. Habituellement, ces commandes s'expriment en mètres par seconde et en degrés de rotation par seconde [Bea 06].

4.3.2.3 Structure logicielle : L'exploitation de l'aspect hard d'un robot, précité, est assurée par plusieurs modules logiciels. Ces modules peuvent servir à interpréter les données perçues par les capteurs afin d'en extraire des informations ou à traiter des commandes de haut niveau pour générer d'autres commandes à un niveau inférieur. Parmi les modules les plus utilisés on retrouve la localisation, la vision, la navigation et la prise de décision [Bea 06].

a) localisation : L'une des fonctions les plus importantes pour un robot est celle d'être capable de se localiser dans son environnement. À partir des données fournies par les capteurs, le module de localisation estime la position courante du robot. Typiquement, cette position est exprimée par un triplet (x, y, θ) représentant une position et une orientation sur un plan à deux dimensions. La localisation peut se faire, entre autres, à l'aide de techniques basées sur la théorie des processus de décisions markoviennes [Fox 99] ou de techniques d'échantillonnage de Monte Carlo (filtres de particules) [Thr 01].

b) Vision : En analysant les images captées par les caméras, le robot doit être capable d'extraire une multitude d'informations. **Exemple :** à l'aide d'un algorithme de segmentation, il peut reconnaître des objets de couleur et estimer leur position relative (angle) par rapport à la vue de la caméra [Gon 01]. À l'aide de techniques de vision tridimensionnelle [Tru 98], il peut évaluer certaines distances dans l'environnement. Il peut aussi reconnaître des symboles, des caractères et lire des messages [Lét 04], comme des affiches dans un corridor, des signaux de direction, ou des badges de conférence.

c) Navigation : ce module est responsable de déplacer un robot de sa position courante vers une destination désirée d'une façon sécurisée et efficace. En plus d'inclure des fonctions de perception de l'environnement et de localisation, le module de navigation a aussi la responsabilité de trouver un chemin reliant la position d'origine et de destination, formé d'une liste de points intermédiaires à atteindre, et de guider le robot à travers ce chemin [Bea 06].

d) Prise de décision : une **boucle de contrôle** commande un robot mobile de façon itérative, cette boucle fait une lecture des données reçues par les capteurs, les interprète pour prendre la bonne décision, calcule les commandes motrices et les envoie aux actionneurs (**voir Figure.4.7**). La fréquence peut varier selon les types de capteurs et d'actionneurs utilisés. La boucle de contrôle n'est pas unique ; selon l'architecture utilisée, elle peut être décomposée en plusieurs sous-boucles de contrôle agencées de manières différentes [Bea 06].

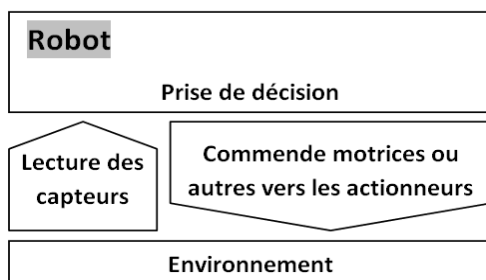


Figure.4.7-Boucle de contrôle : le robot fait une lecture via ses capteurs (laser, sonars, caméra, interface graphique, microphones), traite ces informations et les présente au module de prise de décision qui utilise une certaine logique pour prendre la décision la plus adéquate et envoi des commandes aux actionneurs (vitesse longitudinale, vitesse de rotation, contrôle caméra) pour rendre effectif la décision prise.

La prise de décision est un élément essentiel dans la boucle de contrôle. Dans cette perspective, un robot est composé de plusieurs modules, chacun étant responsable d'une ou de

plusieurs capacités données. Le problème à résoudre en premier est, alors, de déterminer comment relier efficacement ces différents modules. Pour se faire, il faut définir une architecture décisionnelle qui dicte les responsabilités de chaque module et explique comment l'information circule entre eux. On classe cette architecture décisionnelle, de manière générale, en deux catégories : - délibérative, et - comportementale. Notons qu'on peut, aussi, combiner entre ces deux architectures pour en fabriquer l'architecture hybride [Bea 06].

d1) Architecture délibérative : elle est basée sur des processus complètement planifiés.

Exemple : afin d'exécuter un déplacement, un robot calcule un plan complet, lui indiquant d'avancer d'une certaine distance (en mètres), ensuite de tourner (d'un certain nombre de degrés), et de répéter ceci plusieurs fois jusqu'à atteindre la destination voulue. Lorsqu'un changement dans l'environnement est perçu, l'exécution est suspendue et un nouveau plan est généré. Ce type d'architecture engendre plusieurs insuffisances ; étant donné que les capteurs sont imprécis et que l'environnement est dynamique et partiellement observable, il est très difficile de tout prévoir à l'avance. Donc, tout planifier à l'avance n'est pas vraiment utile, puisque les plans seront constamment à refaire. Un autre problème avec ce type d'architecture est que la génération de plans précis demande beaucoup de ressources (temps de calcul et mémoire) [Mur 00].

d2) Architecture comportementale : cette architecture est inspirée du comportement des insectes sociaux. L'idée est de développer plusieurs modules simples, qui, une fois regroupés, un comportement sophistiqué émerge sans qu'il ait été spécifiquement programmé. Ce type d'architecture est complètement à l'opposé des architectures délibératives ; il ne contient aucun processus raisonné [Ark 98][Bro 86] (voir Figure.4.8).

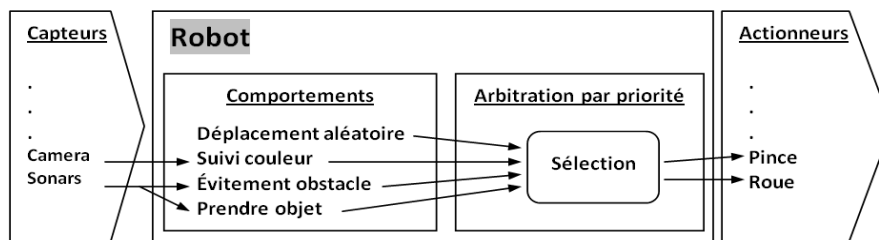


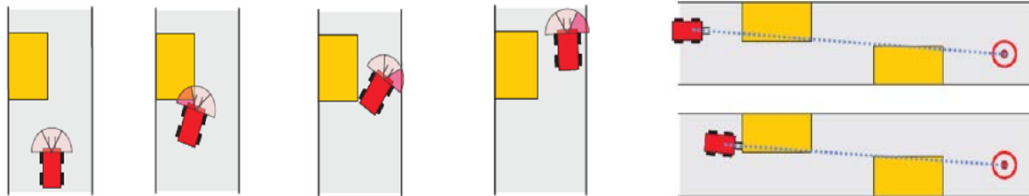
Figure.4.8-Architecture comportementale : composée de plusieurs modules simples (comportements) et d'un module d'arbitration. Dans sa conception, chaque comportement se limite à une seule fonctionnalité pour le contrôle du robot. Les comportements sont tous indépendants les uns des autres. On peut avoir des comportements pour l'évitement d'obstacles, le suivi de chemin, le suivi d'objets de couleur ou la manipulation d'objets. Lors d'une itération, chaque comportement calcule, en parallèle, une ou plusieurs commandes motrices qui sont envoyées à un module d'arbitration. Ce dernier fusionne l'ensemble des commandes reçues et calcule les commandes finales devant être envoyées à chacun des actionneurs du robot.

Exemple : Analysons les comportements d'évitement d'obstacles (voir Figure.4.9 à gauche) et de suivi de chemin (Figure.4.9 à droite). En présence d'un obstacle sur un côté, le comportement d'évitement d'obstacles réagit en tournant vers le côté opposé. Indépendamment, le comportement de suivi d'un chemin aligne et dirige le robot en ligne directe vers la cible courante.

Il est important de mentionner que les architectures comportementales ont de la difficulté à réaliser des tâches structurées, puisqu'elles ne contiennent aucun processus délibératif. En effet, les tâches complexes requièrent la capacité du robot à prédire les conséquences futures de ses actions afin de sélectionner celles qui conviennent le mieux pour la réalisation de ses activités. Donc, ces tâches complexes ont besoin d'être planifiées [Bea 06].

4.3.3 Autonomie d'un robot mobile

La notion d'autonomie recouvre une grande variété de concepts dont le point commun est un certain degré d'indépendance décisionnelle par rapport à l'homme, degré qui varie de la simple répétition de mouvements préenregistrés aux techniques complexes de l'intelligence artificielle (voir Section 4.2.1). L'autonomie complète d'un robot mobile est conditionnée par l'adjonction de plusieurs types d'autonomies, classées généralement en : énergétique, sensorielle et décisionnelle [Ado 10].



aucune action tourner à droite tourner à gauche légèrement à gauche

Figure.4.9-Evitement d'obstacle et suivi de chemin : le comportement de suivi de chemin ignore la présence d'obstacles. Afin de diriger le robot vers la cible sans collision, on doit fusionner entre les capacités de ce comportement avec celui d'évitement d'obstacle par un mécanisme d'arbitrage. L'approche classique consiste à utiliser une arbitrage par priorité. Dans le cas étudié ici, l'évitement d'obstacles est prioritaire sur le suivi d'un chemin. Lorsqu'aucun obstacle n'est détecté, le module d'évitement d'obstacles ne génère aucune commande et laisse le contrôle au module de suivi de chemin. Par contre, quand un obstacle est détecté, le module d'évitement substitue la commande du module de suivi de chemin par une commande de rotation dans le sens opposé à l'obstacle perçu. Lorsque l'obstacle est complètement évité et sorti du champ de vision des capteurs, le comportement de suivi de chemin reprend le contrôle du robot.

- **Autonomie énergétique :** on embarque sur le robot des modules de stockage d'énergie telle qu'une batterie ou des piles, ou on intègre des modules de transformation d'énergie comme des panneaux solaires.
- **Autonomie décisionnelle :** elle conditionne l'approche qui doit être utilisée pour le contrôle du robot mobile, et ceci aussi bien d'un point de vue conceptuel que méthodologique. Il est clair que l'autonomie décisionnelle est étroitement liée à celle sensorielle.
- **Autonomie sensorielle :** les capteurs et les actionneurs sont localisés au niveau de la structure physique du robot. Ceci ne peut faire partie que d'une architecture à contrôle distribué

Exemple : Parmi tous les véhicules et systèmes de locomotion artificiels disponibles pour la navigation autonome, les systèmes à roues ont une place prépondérante car ils représentent un bon compromis entre la capacité de franchissement, la vitesse de déplacement, la charge utile et la consommation énergétique. On retrouve dans cette catégorie *Sojourner* qui est le premier robot mobile à avoir roulé sur le sol martien. Il dispose d'une batterie et d'un panneau solaire qui lui assure une autonomie énergétique et d'une camera et des capteurs lasers pour pouvoir percevoir son environnement. L'aspect décisionnel de ce robot a été principalement télé-opéré depuis la terre (la transmission radio des commandes met en moyenne 11 mn pour parcourir 192 millions de km séparant mars de la terre). *Sojourner* a été conçu pour fonctionner aussi de manière semi-autonome ; les ordres généraux (atteindre un objectif) lui sont donnés depuis la terre mais pour naviguer entre les roches du sol martien, il est complètement autonome (voir Figure.4.10).



Figure.4.10-Sojourner : c'est un robot mobile semi-autonome, qui a été utilisé par la NASA dans sa mission vers Mars Pathfinder. Il est considéré comme étant le premier robot mobile qui à rouler sur cette planète.

4.3.4 Planification de suivi de chemin

Un robot mobile est conçu pour effectuer plusieurs tâches de manière autonome, comme de se déplacer d'un point **A** pour atteindre un autre point **B** dans un environnement qui n'a pas encore livré tous ses secrets et demeure ainsi inconnu par le robot dans une certaine partie de sa topographie. Bien que beaucoup de chercheurs du domaine se sont préoccupés depuis quelques décennies pour élucider d'avantage ce problème lacuneux, néanmoins ce dernier reste dans une bonne partie incomplètement résolu. Les choses étant ainsi, on voit que le robot ne dispose, grâce à ses moyens de perception, que de la carte de l'environnement local proche de lui. Et on a donc le droit légitime de nous nous demander : Comment le robot parviendra-t-il à se localiser dans la carte globale de l'environnement ? Et comment pourra-t-il ensuite se doter d'une capacité de définir un plan de navigation pour atteindre son objectif ? [Dje 10].

4.3.4.1 Localisation : La localisation est la détermination de la position, de l'orientation et de la vitesse du système mobile par rapport à un repère de référence. Elle est absolue si le repère est fixe, donc lié à son environnement (elle nécessite toujours une connaissance de l'environnement). Elle est relative lorsque le repère est lié à une position précédente du système mobile (elle présente l'avantage d'être indépendante de l'environnement). Nous pouvons aussi parler de localisation statique, lorsque le calcul de position s'effectue à l'arrêt, ou parler de localisation dynamique, lorsque celle-ci est évaluée durant le mouvement.

4.3.4.2 Navigation : La navigation des robots mobiles consiste, de la manière la plus générale, à donner à ces systèmes la capacité d'aller d'une position initiale à une position finale de manière autonome. Historiquement, la navigation de ces systèmes mobiles a tout d'abord été considérée comme un problème de planification de trajectoires. Le modèle de la scène est supposé connu, et des stratégies globales ou locales permettent de définir la séquence de configurations que doit prendre le système mobile pour atteindre son objectif. Depuis le début des années 80, les avancées technologiques et algorithmiques ont permis de contrôler directement les mouvements d'un système robotique mobile à partir des informations perçues par ses capteurs. Ces informations sont utilisées pour définir une loi de commande du système mobile sans pour autant nécessiter le modèle de la scène. Plus récemment, les recherches en robotique mobile ont considéré des environnements de navigation très vastes, à tel point que les capteurs embarqués (Caméra ou même laser) ne peuvent les décrire que localement à un instant donné. Une représentation interne de l'environnement de navigation devient alors nécessaire. Elle permet dans ce cas d'étendre le champ d'action des capteurs du système robotique, mais aussi de définir un ensemble de stratégies de navigation adaptées à l'environnement traversé.

4.3.4.3 Exemple du livreur d'objets : Soit un robot dont la mission est de déplacer des objets d'une pièce à une autre. De plus, le robot ne peut saisir et transporter qu'un seul objet à la fois (voir Figure.4.11). On peut lui demander de déplacer l'objet o_1 dans la pièce p_2 , l'objet o_2 dans la pièce p_4 et l'objet o_3 dans la pièce p_1 . Une solution à ce problème serait le plan suivant : {AllerÀ(c_2), AllerÀ(p_3), Prendre(o_2), AllerÀ(c_2), AllerÀ(p_4), Deposer(o_2), Prendre(o_3), AllerÀ(c_2), AllerÀ(c_1), AllerÀ(p_1), Deposer(o_3), Prendre(o_1), AllerÀ(c_1), AllerÀ(p_2), Deposer(o_1)}. Les tâches AllerÀ, Prendre, Deposer sont considérées comme des combinaisons de comportements primitifs. Une fois isolées, elles ne requièrent aucune capacité de raisonnement et peuvent être réalisées simplement par l'activation de comportements [Bea 06][Lom 01].

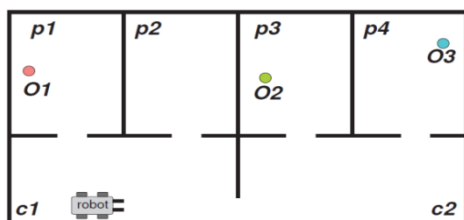


Figure.4.11-Structure du bâtiment : les trois disques pleins o_1 , o_2 et o_3 sont les objets et on a deux blocs c_1 contenant les chambres p_1 et p_2 et c_2 contenant p_3 et p_4 .

N'empêche que le robot mobile a besoin d'un séquenceur de mission pour accomplir son travail. Une méthode classique pour la réalisation du séquenceur afin de coordonner les différentes parties d'une mission est l'utilisation de machines à états finis. Une machine à états finis est un automate dans lequel on retrouve des états et des transitions. A chaque état est associé une liste de comportements à activer, et ce, avec des paramètres prédéterminés. Les transitions de l'automate permettent au système de changer d'état lorsqu'un événement particulier survient, comme la terminaison d'une tâche ou un signal d'horloge.

Pour coordonner les différents enchaînements que le robot doit accomplir, comme le déplacement de o_1 de l'endroit p_1 à p_2 le robot obéit à un schéma donné (voir Figure.4.12).

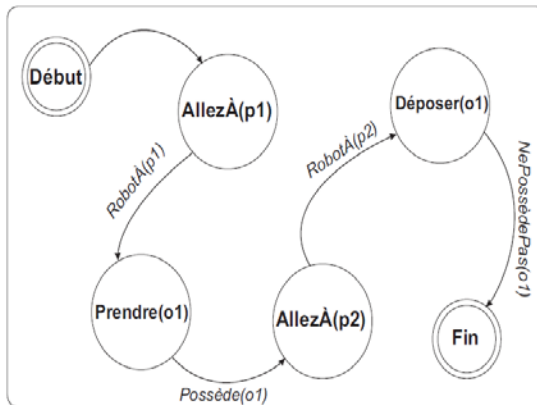


Figure.4.12-Séquencement d'une mission : initialement, le système se retrouve dans l'état début et fait une transition immédiate à l'état AllezÀ(p_1). Cet état configure le robot de manière à ce qu'il se déplace vers le point p_1 , c'est-à-dire que ce mode active le comportement d'évitement d'obstacles ainsi que le comportement de suivi de chemin (voir plus haut) ayant pour cible le point p_1 . De façon continue, le séquenceur de mission vérifie la condition d'arrivée à p_1 , et lorsque le robot y arrive, le séquenceur fait une transition à l'état Prendre(o_1). Cet état active le comportement de prise d'objet et désactive celui de suivi de chemin.

Les limitations des machines à états finis découlent du fait qu'elles sont programmées manuellement. Ce qui entraîne des problèmes comme la flexibilité et l'efficacité. Une solution permettant de pallier ce problème est l'utilisation d'un module de planification ; au lieu de décrire le séquençage complet du robot, l'utilisateur n'a qu'à fournir les tâches de haut niveau à effectuer. Avec des connaissances sur les tâches elles-mêmes, le module de planification raisonne, détermine les tâches sous-jacentes et trouve une façon optimale de les agencer [Bea 06].

4.4 Robotique collective

Les travaux de *Minsky* ont permis, vers la fin des années 80, d'aboutir à un résultat qui alla promouvoir l'IA en avant ; l'intelligence humaine est structurée en une multitude de capacités élémentaires en interactions, dont l'organisation est dictée par l'expérience continue que l'individu acquiert de son environnement [Min 88].

Dans cette même période, une autre constatation scientifique alla donner son essor à l'IAD ; l'intelligence n'existe pas seulement au niveau individuel mais également au niveau collectif. En essayant de le montrer, notamment en informatique et en éthologie¹³, des chercheurs comme *Deneubourg*, *Steels* et *Goss* ont fourni les premières prémices qui allèrent faire naître la théorie des SMAs [Den 89][Ste 90]. A la fin de cette même décennie, des systèmes multi-robots intégrant des entités mécatroniques de constitution plus simple et plus économique sont envisagés comme solution plus souple et plus consistante qu'un seul robot beaucoup plus puissant. Des tentatives d'intégration de capacités d'apprentissage et d'auto-adaptation au sein de robots, en vue de traiter des tâches comme celles d'exploration, de secourisme, de surveillance et de transport, allaient frayer un chemin vers l'un des domaines de recherche les plus prometteurs actuellement ; la robotique en essaim (voir Section 4.5). Ceci inspira, effectivement, des chercheurs comme *Brooks*, *Mataric* et *Arkin* aux Etats Unis, ainsi que *Steels* et *Drogoul* en Europe pour tester les principes de l'intelligence en essaim sur des robots mobiles autonomes. Ils sont arrivés à démontrer, ainsi, la faisabilité et la robustesse de systèmes

¹³ **Ethologie** : science qui étudie, décrit le comportement des animaux dans leur environnement.

multi-robots basées sur des techniques d'auto-organisation du vivant [Sim 10]. **Exemples :** déplacements en formation, robots footballeurs et robots explorateurs. Cette nouvelle façon de voir (dite Robotique Collective) promet beaucoup. Malgré cela, elle présente bon nombre de problèmes dont les solutions restent toujours à discuter [Sim 10]:

- Comment intégrer les approches collectives aux architectures et modèles classiques de la robotique ?
- Comment garantir concrètement (via la programmation) une propriété émergente dans un système robotique ?
- Comment implémenter physiquement les modèles de l'intelligence collective exploitant des environnements actifs (comme le marquage du terrain via le dépôt de phéromones) ?
- Comment passer de modèles informatiques (simulés) de nature plutôt discrète à la réalité continue et bruitée de la robotique ?

La robotique mobile collective consiste, généralement, en la création d'un système de robots dans un but bien précis. L'architecture proposée doit être adéquate avec la solution du problème étudié. **Exemples :** - problème des robots **fourrageurs**¹⁴ [Ste 90] [Dro 93] [Sim 01], et - problème des robots footballeurs [Mag 96]. Notons que l'une des plateformes les plus réussies, dans ce contexte, est **MissionLab**¹⁵ [Mac 97]; Parmi les caractéristiques très intéressantes de ces dernières versions, il y a celle qui permet à la fois de réaliser des simulations et de contrôler des robots réels.

4.4.1 Concept de collectivité

La robotique collective concerne un groupe de robots. Elle stipule, non seulement la mise en place d'un contrôle individuel pour chaque robot, mais impose aussi l'utilisation de stratégies de contrôle appropriées afin que l'ensemble des robots puissent réussir des tâches ciblées [Ado 07]. L'utilisation d'un groupe de robots au lieu d'un seul est motivée, généralement, par :

- 1- la tâche à exécuter nécessite, de par sa conception, la coopération d'un nombre minimal de robots ; elle ne peut s'accomplir sans l'intervention simultanée d'un nombre critique de robots [Ado 10][Hir 00] (voir **Figure.4.13**). La coopération dans cette première motivation exige l'intervention d'un groupe de robots pour pallier le manque : de puissance, d'informations, d'intelligence et d'effecteurs embarqués dans chaque robot pris séparément.



Figure.4.13-Tâches nécessitant la coopération de plusieurs robots : (à gauche) coopération de robots munis de pinces en synchronisant leurs activités dans le but de retirer un long bâton d'un trou, (à droite) 3 pieds-bots transportant un mains-bots tiré du projet SWARMANOID qui vise le développement et le contrôle d'un essaim hétérogène constitué de trois différents types de robots: les pieds-bots, qui se déplacent sur le sol et transportent des objets, yeux-bots, qui volent et ont la capacité de se fixer au plafond pour mieux visualiser, et les mains-bots, qui ont des bras et des pinces pour manipuler des objets et sont capables de grimper dans l'espace vertical.

- 2- Amélioration des performances liée à l'exécution des tâches à réaliser, comme :

¹⁴ **Robots fourrageurs :** Dans ce type de problèmes, les robots sont chargés de récupérer dans l'environnement des objets qu'ils devraient recueillir dans un lieu précis.

¹⁵ **MissionLab :** www.cc.gatech.edu/ai/robot-lab/research/MissionLab.

- ✓ **la rapidité** : on cherche à obtenir un niveau de performance élevé en tirant parti de la parallélisations des tâches. L'exploration parallèle d'un environnement inconnu par un ensemble de robots mobiles, dans le but de faire une cartographie de l'environnement [Coh 96][Sty 01] ou la réalisation d'une tâche de fourragement. Ces deux tâches peuvent être réalisées par un seul robot, mais l'ajout d'autres robots va accélérer leur exécution.
- ✓ **la robustesse** (fiabilité) : les performances du contrôle sont peu affectées par la défaillance d'un ou de plusieurs robots [Par 00][Mat 95].
- ✓ **L'émergence** : produire une performance collective plus sophistiquée que celle de la somme des performances individuelles.

Cependant, le fait de contrôler/coordonner plusieurs robots au lieu de n'en contrôler qu'un seul, complexifie la commande du système. Ceci est dû :

- A la dynamique des interactions entre entités robotiques dans l'environnement. Ces interactions sont susceptibles d'influer d'une manière néfaste sur l'évolution du système, car les robots peuvent se gêner, se bloquer ou se désynchroniser.
- Au nombre de variables régissant l'évolution du système, à cause de l'augmentation du nombre des robots dans l'environnement,
- A la complexité du contrôle inhérent déjà à un seul robot, qui doit non seulement agir en fonction des stimuli lui parvenant de l'environnement mais doit aussi adapter son comportement à ceux des autres individus. C'est-à-dire que le robot va essayer de tendre vers un équilibre viable voir optimal pour l'exécution de la tâche coopérative,
- Aux incertitudes perceptuelles des robots. Celles-ci sont dues principalement à la nature hautement dynamique qui peut être engendrée par le système multi-robots. Ces incertitudes peuvent complexifier aussi d'avantage le contrôle du système si elles sont effectives au niveau d'un grand nombre de capteurs.

Les points cités ci-dessus, sont parmi ceux qui font que le contrôle d'un système multi-robots, est plus délicat à mettre en place que le contrôle d'un seul robot élémentaire. Dans le même enchantement d'idées qu'une analogie peut être établie entre un système à asservir et la réalisation d'une tâche par robot mobile on peut étendre cette analogie pour le cas d'un système multi-robots. Nous remarquons d'une part que les robots partagent le même environnement et d'autre part, que les décisions (commandes) générées par chacun des contrôleurs, sont aussi influencées par les interactions avec les autres robots [Ado 07].

4.4.2 Concept de coopération

La robotique coopérative impose que les robots doivent partager et/ou intervenir simultanément sur des ressources communes (un objet à déplacer collectivement, une voiture à souder ou à peindre dans une chaîne de montage de voiture), ce qui signifie que, d'une part les robots doivent évoluer dans le même environnement, et d'autre part qu'ils sont appelés à coordonner leurs actions pour réaliser la tâche coopérative (voir Section 4.2.5.2). Cette coordination, lorsqu'elle est issue d'interactions simples (basée sur des mécanismes réactifs) induites par les robots, elle est plutôt émergente. Mais lorsqu'elle se complexifie, elle requière des mécanismes de haut niveau dits cognitifs [Bro 86]₁[Ado 07]. **Exemples** : maintien de patrouille en formation, l'exploration spatiale et le transport coopératif.

Afin d'évaluer les différentes architectures de contrôle proposées dans les travaux de recherche en robotique collective, des tâches de références peuvent être utilisées. Des exemples de ces tâches sont présentés dans ce qui suit :

4.4.2.1 Transport et manipulation coopérative d'objets : l'idée derrière ce type de tâches est de faire coopérer un groupe de robots mobiles pour soulever, porter, réorienter, regrouper ou pousser des objets qu'un seul robot pourrait réaliser difficilement ou pas du tout. **Exemples** : - utiliser plusieurs robots porteurs qui se positionnent en dessous d'une palette chargée pour la

déplacer. Les robots mobiles disposent d'un capteur de force qui sert d'information pour contrôler le déplacement de la palette d'une manière stable et distribuée [Sti 93], - utiliser des robots pousseurs, guidés par des scénarios appropriés pour orienter collectivement des objets volumineux dans l'environnement. Cette approche dépend d'une multitude d'informations capteurs et d'une communication de haut niveau entre les robots [Rus 95], - utiliser un groupe de robots nommés *s-bot* avec la possibilité de s'auto-assembler pour former différents types de structures physiques. Parmi elles, on retrouve une structure qui permet de pousser-tirer d'une manière coopérative des objets en les entourant complètement afin de donner la possibilité à certains robots de pousser et à d'autres de tirer [Bal 03], - utiliser un comportement inspiré de celui des fourmis pour contrôler un groupe de robots complètement réactifs, afin de réaliser une tâche de poussée d'objets sans utiliser de communication directe entre eux [Kub 00].

4.4.2.2 Mouvement en formation : Naviguer en formation malgré la présence d'obstacles est une autre tâche générique qui consiste à : - se déplacer vers l'objectif, - éviter les obstacles statiques, - éviter les autres robots, et - maintenir la formation. **Exemple :** supposons qu'on veut contrôler la navigation de 4 robots mobiles en formation dans un milieu contenant des obstacles en utilisant des schémas moteurs spécifiques (voir Figure.4.14). Yamaguchi a réussi avec ses collègues de traiter cette tâche en distribuant complètement le contrôle sur les entités autonomes qui n'exploitent que des informations localisées pour établir leurs actions. Il établit également un modèle logique pour démontrer la faisabilité de l'approche proposée [Yam 01].

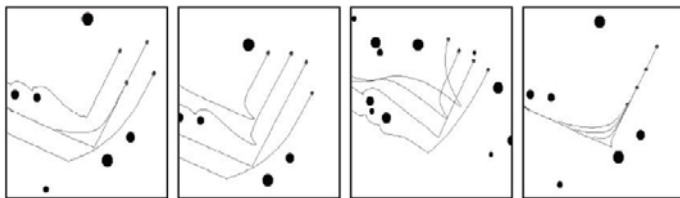


Figure.4.14-Navigation en formation maintenue : les 4 robots mobiles sont les points noirs avec les 4 trajectoires. Les autres points noirs représentent des obstacles. De gauche à droite on a respectivement les formations en diamant, cale, ligne et colonne [Bal 95].

4.4.2.3 Fourragement : Cette tâche caractérise à l'origine les insectes sociaux (fourmis et abeilles). Elle consiste à rechercher la nourriture dans l'environnement soit d'une manière aléatoire, soit d'une manière dirigée (utilisation de marquage par phéromone pour guider les autres congénères vers la source de nourriture) et à la transporter vers le nid. Cette tâche générique à inspiré bon nombre de travaux en robotique collective (en remplaçant les insectes par les robots, la nourriture par des objets spécifiques dans l'environnement, les phéromones par des communications directes entre robots et le nid par une position identifiée dans l'environnement). **Exemple :** utiliser un groupe homogène de 7 robots mobiles communiquant ente-eux, pour trouver et collecter des palets disposés aléatoirement sur le terrain [Mat 04].

4.4.2.4 Groupement et tri : la formation en tas d'objets est une tâche générique inspirée de l'amasement de nourriture chez certaines espèces d'insectes sociaux comme les fourmis (voir Figure.4.15.à-gauche). Elle consiste à amasser tous les objets que les robots peuvent rencontrer dans un même endroit qui émerge ou qui peut être désigné [Bar 95]. De même pour le tri d'objets qui consiste à mettre les objets de mêmes caractéristiques dans le même tas (voir Figure.4.15.à-droite). Elle est inspirée, entre autres, par la classification du couvain chez les fourmis [Mel 01].

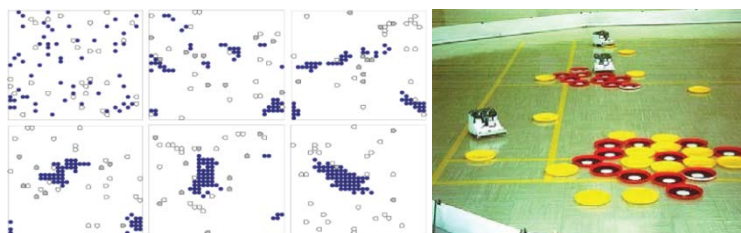


Figure.4.15-Groupement et tri : à gauche, la simulation d'une formation en tas d'un groupe d'agent-robots homogènes et réactifs [Bar 95], à droite : une expérience réelle de tri selon la couleur de frisbees effectuée par un groupe de robots.

4.4.2.5 Exploration d'environnements inconnus : cette tâche a pour but de dresser une carte de l'environnement en vue de l'exploiter par la suite [Coh 96][Sin 93]. Notons que la localisation a besoin, sous une forme ou une autre, d'une représentation informatique de l'environnement. Il existe deux types principaux de cartes : les grilles d'occupation et les graphes [Sem 04].

- **Grille d'occupation :** l'environnement est quadrillé en cases d'une dizaine de centimètres de côté [Thr 96][Fox 98][Sim 96]. Durant l'exploration, à l'aide des sonars ou d'un télémètre laser, chacune de ces zones se voit attribuer une probabilité d'être occupée par un obstacle. Le résultat est une image probabiliste des murs et des espaces libres (voir Figure.4.16). Cette représentation donne lieu à une localisation sous forme de coordonnées qui désignent une case du quadrillage. L'un des inconvénients des grilles d'occupation vient de la grande quantité de données qu'il faut manipuler. L'exploitation de ces représentations est coûteuse en temps de calcul.

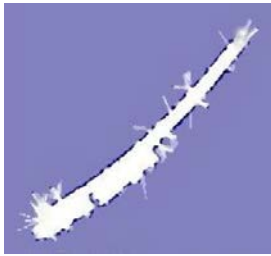


Figure.4.16-Grille d'occupation d'un couloir du laboratoire : Chaque pixel correspond à un espace de 10×10 cm. La probabilité d'occupation d'une case est représentée par le niveau de gris. La dérive de l'odomètre cause la courbure des murs. Cet exemple est tiré de [Hug 02].

Cartes topologique : dans ce cas on ne s'intéresse qu'aux **points représentatifs** du milieu. Elles ont la forme d'un graphe où les sommets représentent des endroits spécifiques, comme l'intersection de couloirs, et les arcs représentent l'existence d'un chemin entre deux sommets (voir Figure.4.17). C'est une vue plus abstraite de l'environnement que celle proposée par les grilles d'occupation. Elle vise à ne conserver que l'information utile. Si le quadrillage est précis, il manque de discernement. Un long couloir uniforme ne nécessite pas a priori une accumulation de milliers de données [Kui 91][Nag 98].

Ces deux méthodes peuvent être complémentaires ; la grille d'occupation créée par exploration peut servir à construire un graphe topologique [Thr 96].

4.4.3 Communication

Dans la **section 4.2.6** on a dit que la communication (partage d'informations, d'expression des états, de négociation pour trouver le meilleur compromis aux situations, de requête pour avoir des informations) est à la base du travail coopérative.



Figure.4.17-Représentation topologique : elle consiste à enregistrer les endroits et leurs relations les uns vis-à-vis des autres. La carte devient alors un graphe où les nœuds correspondent à des lieux et où les arcs correspondent au chemin entre elles. Ci-contre un quartier à Nancy (France) [Gla11].

Ce sont des mécanismes qui permettent au groupe d'être plus efficace, à condition qu'ils soient utilisés à bon escient. Nous allons essayer, dans cette section, de creuser encore plus cette question dans le contexte de la robotique de groupe. Convenons d'emblée que l'intérêt de la communication est de guider les interactions entre robots vers des situations non conflictuelles d'un point de vue spatiaux-temporels et/ou coopérative [Ler 98][Sim 01]. En ce qui concerne la communication entre robots, elle peut être classée, entre autres, selon le degré de sophistication, le type d'informations échangées et les mécanismes de fonctionnement comme suit :

4.4.3.1 communications de haut niveau : qui s'exerce entre individus à travers des protocoles évolués, tels que : - l'établissement d'une connexion orientée entre deux entités communicantes avec des identifiants (Emetteur(id_x), Récepteur(id_y)), - l'échange d'information de haut niveau, comme l'état d'achèvement des sous-tâches entreprises par chaque robot [Par 98] ou les plans d'actions propres à chaque robot pour trouver le meilleur compromis des actions à entreprendre pour chaque robot [Rob 96][Ler 98], et l'allocation dynamique des tâches à effectuer par un groupe de robots mobiles [Ger 02], - l'existence de protocole de validation de la réception des messages, et - l'existence d'une structure qui centralise les messages émis par les différents agents présents dans l'environnement et ce à la manière d'une base de données partagées. Dans ce système, un superviseur centralise les décisions et les communications globales du système multi-robots (voir Figure.4.18).

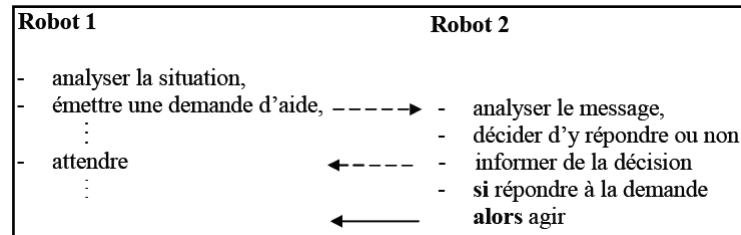


Figure.4.18-Exemple d'une communication de haut niveau : Robot1 analyse sa situation et conclus qu'il a besoin d'aide, il envoie un message à cet effet à Robot2 pour lui demander cette aide. Selon sa situation le Robots2 répond par oui ou non et transmet sa décision à Robot1. Si Robot1 décide d'aider Robot2 alors il agit dans ce sens.

4.4.3.2 communications de bas niveau : s'établissent de manière localisée autour du robot émetteur en véhiculant des informations simples. Elle n'utilise pas d'identifiant pour caractériser l'émetteur et le récepteur du message. Autrement dit, les messages sont diffusés spontanément. Aussi, elle n'utilise pas de protocole particulier de négociation entre agents (voir Figure.4.19).

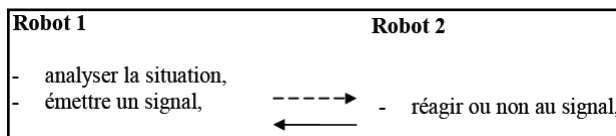


Figure.4.19-Exemple d'une communication de bas niveau : Robot1 analyse sa situation et émet un signal à Robot2 qui peut réagir à ce signal ou non.

4.4.3.3 communications indirectes (stigmergie) : Dans ce genre de communication c'est l'environnement des agents qui sert d'intermédiaire de communication [Jun 00][Hug 00] et cela à l'exemple des insectes sociaux comme les fourmis qui déposent des phéromones dans leur environnement pour guider les autres fourmis vers les sources de nourriture.

4.4.4 Patrouille : Nous allons décrire dans cette section une tâche collective basée sur l'auto-organisation selon un modèle multi-agent réactif bio-inspiré en utilisant une communication de type indirecte. Il s'agit de la patrouille [Gla 11].

Le problème de la patrouille se définit comme la surveillance efficace d'un environnement à l'aide d'un groupe de robots/agents en vue d'assurer sa protection. En particulier, on cherche à empêcher toute intrusion (par exemple pour la surveillance d'un bâtiment) ou à contrôler l'apparition d'évènements (par exemple pour la prévention des feux de forêt ou encore la surveillance de réseaux ou de sites web). Cette surveillance est assurée par une **visite répétitive**, des robots/agents, de tous les nœuds d'un environnement discret représenté par un graphe. Dans le cadre d'un graphe connu, résoudre cette tâche de manière optimale est un problème NP-complet. Notons au passage que l'environnement à un impacte sur la patrouille. Dans ce problème on cherche à réduire le délai entre deux visites consécutives d'un même nœud [Alm 04].

Une façon de faire, inspirée du comportement des fourmis, consiste à laisser une information (marque) sur le terrain aux autres membres du groupe permettant de guider leurs comportements. En effet, dans la nature, certaines espèces de fourmi marquent leur passage par le dépôt d'une substance chimique dite phéromone, que peuvent percevoir ses congénères, en décoder le contenu et l'utiliser comme stimulus de leurs propres comportements réactifs. Pareillement, des robots/agents, qui ne peuvent communiquer directement entre eux et qui ne possèdent ni mémoire ni carte de l'environnement, laissent derrière eux une trace de phéromones digitales servant à matérialiser leur passage. Les phéromones s'évaporent au fil du temps, en créant un gradient que descendent les agents pour se rendre, localement vers les zones les plus anciennement visitées, ce qui fait émerger par auto-organisation un cycle de visites qui tend vers l'optimalité (voir Figure.4.20) [Gla 04].

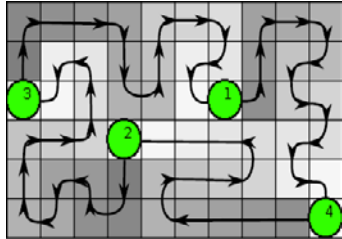


Figure.4.20-Emergence d'un cycle de patrouille : cycle unique partagé par 4 agents qui sont répartis régulièrement le long du chemin. La dissipation des marques est exprimée par les couleurs qui vont du gris clair (case récemment visitée) vers le gris foncé (case anciennement visitée).

Deux variantes du problème de la patrouille sont à considérer :

- **La couverture répétitive de l'environnement** : qui considère qu'une patrouille efficace revient à visiter aussi souvent que possible l'ensemble des lieux accessibles dans l'environnement. Maximiser la fréquence de visite, permet un suivi (détection d'un événement ou d'un changement d'état) efficace de l'environnement mais n'offre pas de solution réellement pertinente à la capture d'intrus, en particulier si ces derniers sont capables d'observer les robots/agents patrouilleurs et de modéliser leur politique de patrouille.
- **La recherche et la poursuite d'intrus** : qui considère qu'une patrouille efficace revient à rechercher et capturer des intrus aussi vite que possible après leur détection. La couverture exhaustive de l'environnement, dans ce cas, ne représente pas un critère d'efficacité pertinent. Pour cette variante, les intrus sont généralement capables de deviner les stratégies des robots/agents patrouilleurs en vue de pouvoir les déjouer et leur échapper au mieux.

4.5 Robotique en essaim

C'est une approche qui focalise sur une multitude de robots simples en contraste avec un seul robot complexe. Un essaim de robot a beaucoup en commun avec une colonie de fourmis ou un essaim d'abeilles. Personne dans le groupe n'est suffisamment intelligent ou sophistiqué pour travailler seul. Combinés ensemble, ces robots peuvent venir à bout de tâches très complexes. La robotique en essaim est un champ expérimental actif où de nombreuses applications pratiques sont concrètement mises-en-œuvre.

Un robot traditionnel est généralement complexe et utilise un ordinateur puissant pour accomplir ses missions (il peut revenir excessivement cher). Par contre, en essaim, on dispose d'un grand nombre de robots relativement simple et bon marché qui peuvent coopérer ensemble pour effectuer des tâches aussi sophistiquées que celles accomplies par notre robot traditionnel et qui peuvent même le dépasser dans certain cas. **Exemple** : en cartographie, un seul robot doit constamment garder une trace de ses déplacements, ne pas oublier où il va et découvrir comment éviter les obstacles tout en explorant une région ciblée. Un essaim de robots, par contre, peut être programmé tout simplement pour éviter les obstacles en gardant un contact avec d'autres membres de l'essaim. Les données de tous les robots dans l'essaim sont combinées pour produire une seule carte globale et plus fiable que celle de chaque *bot*. Notons que certaines approches en robotique d'essaim utilisent une unité de contrôle qui coordonne les autres robots.

D'autres approches utilisent des techniques bioinspirées pour munir l'essaim d'intelligence collective lui permettant de réussir des tâches comme celles d'exploration d'environnement inconnu, de missions de recherche, et de lutte contre les incendies. Notons que la taille des bots constituant l'essaim peut être suffisamment réduite pour pouvoir l'exploiter à l'intérieur de corps vivants, notamment en chirurgie (voir Section 4.7.4). La robotique en essaim constitue l'une des principales applications de l'intelligence en essaim qu'on présente dans la section suivante avant d'approfondir le domaine de la robotique en essaim.

4.5.1 L'intelligence en essaim

Elle est la source d'un intérêt récent dans le domaine de l'intelligence artificielle. Elle constitue un domaine de recherche à part entière et trouve des applications dans de nombreux outils que nous utilisons quotidiennement. Citons parmi ceux-ci, les moteurs de recherche sur internet, les GPS¹⁶ des voitures ou encore les jeux vidéos [Gar 08].

L'intelligence en essaim est toute tentative d'élaboration d'algorithmes ou de dispositifs distribués de résolution de problèmes inspirés du comportement collectif des insectes sociaux et d'autres sociétés d'animaux [Bon 99]. L'intelligence en essaim prend donc son inspiration dans les comportements collectifs qui sont observables chez de nombreux animaux (voir Figure.4.35). **Exemples :** - des insectes sociaux comme les fourmis (considérés comme de simples individus) s'organisent pour former des systèmes émergents qui n'auraient pas été concevables par un unique individu, - d'autres animaux montrent également un comportement collectif comme le vol de certains oiseaux, les immenses bancs de poissons ou encore les énormes troupeaux de gnous pouvant s'étendre sur plusieurs kilomètres [Gar 08]. Même les humains utilisent ce type de comportement dans de nombreux cas comme le déplacement d'une foule de piétons.

Notons que la caractéristique commune principale qui se retrouve dans tous ces systèmes est l'auto-organisation des individus. Donc, ceux-ci n'obéissent en aucun cas à une intelligence centralisée et ne connaissent pas les détails du système qui émergera de leur travail. Au contraire, ils réagissent seulement suite à des interactions locales avec leur environnement ou avec les autres individus participants au groupe.



Figure.4.35-Exemples d'essaim naturel : (à gauche) Nuée d'oies migrant vers des régions plus chaudes (au milieu) banc de poissons réagissant comme une seule entité. (à droite) des fourmis qui s'auto-organisent pour trouver le plus court chemin.

4.5.2 Définition et caractéristiques de la robotique en essaim

La robotique en essaim cherche à se démarquer de la robotique collective (distribuée) par sa bio-inspiration explicite [Dor 04][Sah 05].

¹⁶GPS : Global Positioning System (système de localisation mondial) ou (Guidage Par Satellite) est un système de géo-localisation fonctionnant au niveau mondial. C'est un système de positionnement par satellites entièrement opérationnel et accessible au grand public.

Définition : La robotique en essaim est l'étude de la façon dont un grand nombre d'agents relativement simples incarnés physiquement peuvent être conçus pour qu'un comportement voulu puisse émerger des interactions inter-agents d'une part et entre agents et environnement d'autre part. Elle s'intéresse à la coordination auto-organisée de systèmes multi-robots, et tout particulièrement à ceux qui consistent en un grand nombre d'unités dont la complexité est minimisée (voir Figure.4.21). Cette simplicité visée de l'élément robotique individuel permet d'envisager une miniaturisation, des réductions de coûts, une dégradation progressive plutôt que soudaine de la performance collective optimale face à un changement dynamique du nombre de robots, ainsi qu'une robustesse améliorée au niveau du système mais aussi des robots individuels. Originellement inspiré par des exemples naturels, principalement dus aux insectes sociaux [Bon 99], le champ de la robotique en essaim applique les principes de l'intelligence collective aux systèmes robotiques, dans le but de tirer parti de comportements globaux complexes émergents des interactions locales entre les agents et l'environnement, perturbées par le bruit et la portée limitée de leurs moyens de perception, de communication et de passage à l'action [Dor 04][Sah 05][Nem 07].

La robotique en essaim considère des *bots* en général identiques, de conception simple qui ont des perceptions et interactions uniquement locales. Ces essaims de robots sont susceptibles d'offrir les caractéristiques suivantes, rejoignant celles de la robotique collective [Sah 08] : - **la robustesse** : la redondance inhérente au système, la coordination décentralisée, la simplicité de conception de chaque entité et la distribution de la perception, font des essaims de robots des systèmes robustes face aux pannes et aux variations de l'environnement, - **la flexibilité** : concerne la capacité des essaims de robots à traiter différents types de problèmes, - **la scalabilité** : les performances ne sont globalement pas impactées par la taille de l'essaim.



Figure.4.21-Swarm-bot : ensemble de S-bots attachés les uns aux autres dans une configuration donnée. Ici, les S-bots sont attachés en ligne ce qui leur permet de passer la faille se trouvant sur leur chemin. Un S-bot seul est incapable de réaliser une telle tâche.

4.5.3 Comportements collectifs en essaim

Les différents comportements d'un essaim de robots peuvent être classés en : - comportements de base, et - comportements combinés [Nem 07].

4.5.3.1 Comportements de base : Ce sont des comportements élémentaires, qui sont à la base des comportements combinés. Quatre de ces comportements sont adoptés par la plupart des chercheurs travaillant sur la robotique en essaim : - la dispersion, - l'agrégation, - le mouvement collectif, et - la décision collective.

a) Dispersion: La dispersion volontairement organisée dans un environnement connu/inconnu représente un comportement de base essentiel à la réussite d'un grand nombre de macro-tâches par essaim de robots. **Exemples :** - une dispersion maximale contrainte par la portée de communication des robots peut constituer une infrastructure suffisante pour supporter un réseau de communication permettant aux membres de l'essaim d'échanger des informations sur leurs états et sur l'environnement avec une bande passante, généralement, minimale [McI 07], - une dispersion maximale, contrainte par la portée des senseurs des robots, permet de couvrir de manière statique/dynamique une zone ciblée [Sch 06].

b) Agrégation: Bon nombre d'applications de robotiques en essaim demandent aux membres de l'essaim de se regrouper, comme pour échanger des informations, former un tas d'objets ou

s'assembler. Bien que beaucoup de recherches focalisent sur l'agrégation, ces résultats restent plutôt théoriques ou issus de simulations. Ceci est partiellement dû à la difficulté de répéter de nombreuses expériences en vue de recueillir des données statistiques, et au fait que les algorithmes disponibles restent encore peu fiables pour réussir un groupement/regroupement de qualité. **Exemple** : l'agrégation auto-organisée a été utilisée pour permettre à des groupes de robots de rassembler des objets dispersés dans l'environnement [Bar 05][Bek 94]. Ce processus peut également conduire un groupe de robots aux capacités cognitives et sensorielles limitées à réaliser une décision collective.

c) Mouvement collectif: Inspiré par le travail de *Reynolds* sur la modélisation des essaims d'oiseaux [Rey 87], le mouvement collectif est un autre comportement de base important. Du fait des limitations des dispositifs actuels de positionnement relatif embarqué, l'implémentation de l'algorithme de *Reynolds* a souvent été problématique. **Exemple** : dans le cadre du projet *SwarmBot* [Bal 07], il présente une forme de mouvement collectif basée sur un essaim physiquement connecté, permettant la traversée par le collectif de larges vides qu'un seul robot ne saurait être en mesure de franchir (voir Figure.4.21).

d) Choix collectif: La possibilité pour un essaim de robot de récolter différentes observations de l'environnement en des localisations différentes et de les partager, permet d'augmenter la capacité de prise de décision des individus. **Exemple** : un essaim capable de choisir un abri pouvant accueillir l'ensemble des robots [Gar 05].

4.5.3.2 Comportements combinés : Les comportements combinés sont construits à partir des comportements simples. Parmi les comportements complexes les plus recherchés dans un essaim de robots on retrouve : - l'exploration, - le déplacement, - l'allocation de tâches, et - les manipulations collectives.

a) Exploration: l'exploration de l'environnement est probablement l'une des tâches les plus étudiées dans le champ de la robotique en essaim. Elle implique la nécessité pour un essaim de robots de découvrir l'environnement. Cette tâche combine trois comportements de base : dispersion, couverture et localisation de cibles (voir Section 4.5.4). L'attribution de zones d'exploration peut se faire selon un mécanisme des enchères [Zlo 06]. **Exemple** : le **fourragement**, un comportement inspiré de la quête de nourriture chez les fourmis, représente un cas particulier de l'exploration ; on y ajoute la nécessité de ramener les cibles en un point donné.

b) Déplacement (flocking): Les robots doivent ici adopter une direction commune afin de se déplacer en groupe (voir Figure.4.23.bas-à-droite). Les travaux de simulation sur cette question ce sont largement basés sur les modèles théoriques des déplacements de bancs de poissons ou de vols d'oiseaux (voir Figure.4.20). Dans cette situation, les robots doivent être capables d'estimer très fréquemment la direction de déplacement des autres membres du groupe afin que le déplacement reste cohérent. Cependant, la fréquence de rafraîchissement et la précision des dispositifs actuels embarqués de positionnement relatif rendent l'implémentation de l'algorithme de *Reynolds*, basé sur ses trois **règles fondamentales**¹⁷, très problématique. Un travail récent est néanmoins parvenu à l'utiliser en limitant la vitesse de leurs robots à **10 cm/s** (les robots font **24 cm** de diamètre) [Cha 09][Pug 06]. Une autre solution proposée dans le cadre du projet *Swarm-Bot* [Bal 07][Cam 06] consiste à lier physiquement les robots les uns aux autres (voir Figure.4.21). De cette manière, la cohésion du groupe est assurée. Pour déterminer la direction de déplacement du groupe, les robots perçoivent la force de traction qui leur est imposée par le reste du groupe. Ils alignent alors leur châssis sur la direction de cette force qui

¹⁷ **Règles fondamentales supportant l'algorithme de Reynolds** : - **la séparation** : éviter les collisions avec les plus proches voisins, ce qui revient à respecter une distance minimale avec les autres, - **l'alignement** : adapter sa vitesse à celle de ses voisins, et rester dans la direction commune de déplacement, - **la cohésion** : rester proche de ses voisins en se rapprochant du centre de la nuée.

est une bonne approximation de la direction générale de déplacement du groupe. Ainsi, tous les robots convergent rapidement vers une direction commune et la maintiennent.

c) Allocation et partitionnement de tâches: ce sont des comportements extrêmement utiles pour la robotique en essaim. Effectivement, lorsque le système de robots est confronté à plusieurs tâches simultanément, il faut qu'il s'auto-organise afin de distribuer les tâches et les sous-tâches aux différentes entités qui le composent. De plus, certaines tâches sont complexes et doivent être divisées afin de soulager la charge des robots. Ces deux techniques permettent alors aux robots d'être plus efficaces grâce à leur spécialisation, leur disponibilité ou encore pour éviter certaines interférences [Com 11].

c1) L'allocation de tâches : c'est un problème dans lequel il faut assigner des tâches ou des sous-tâches aux différents individus du système. **Exemples :** dans la nature on retrouve les termites et certaines races de fourmis qui sont organisées en castes dont les plus connues sont les ouvrières et les guerrières. Cela leur permet de se spécialiser dans la tâche qui leur est allouée et même de posséder des différences morphologiques. Les abeilles quant à elles se basent sur l'âge des individus pour leur attribuer des tâches qui vont du soin des larves à la collecte de pollen, plus une abeille est âgée et plus elle s'éloigne du nid et s'expose à certains dangers. Aussi, ces petites bêtes restent polyvalentes et peuvent accomplir des tâches pour lesquelles elles ne sont pas spécialisées mais toutefois avec moins d'efficacité [Bes 01].

Dans la robotique en essaim, l'allocation de tâche est extrêmement importante. En effet, les espérances des chercheurs ne se limitent pas à l'utilisation des essaims de robots pour des tâches uniques mais plutôt pour une multitude d'entre elles à pouvoir accomplir simultanément. Donc, il faut éviter d'avoir l'ensemble des robots travaillant sur une même tâche tout en négligeant les autres. De plus, une bonne organisation évite aux robots des déplacements inutiles pour atteindre le lieu où leur tâche devrait être exécutée [Bru 09]. Une bonne allocation de tâches doit respecter les contraintes suivantes:

- Certaines tâches sont interdépendantes. Elles peuvent demander les mêmes ressources que d'autres ou doivent attendre la fin d'un autre travail avant de pouvoir commencer.
- Il existe un nombre maximum d'individus pouvant s'attaquer à une même tâche. Il serait en effet inutile d'envoyer des individus qui seront incapables de participer efficacement au travail du groupe car ils seront superflus.
- Certains individus peuvent se spécialiser. Ces derniers accompliraient une tâche plus rapidement ou avec une meilleure qualité que d'autres, rendant le système plus efficace.
- Les lieux où se situent les tâches pourraient être plus ou moins éloignés de celui où se trouvent certains individus. Une énorme perte de temps pourrait résider dans les trajets que ces individus devraient parcourir afin d'atteindre la tâche qui devrait être exécutée.

Dans certains cas, le nombre et la nature des tâches à exécuter peuvent varier dans le temps demandant une méthode d'allocation de tâches dynamique (Celle-ci doit être robuste et tolérante aux fautes pour éviter que l'échec dans l'exécution d'une tâche de base ne vienne interrompre le travail de tout le système). De nombreuses autres caractéristiques des méthodes d'allocation de tâches peuvent être données [Bru 09]. Citons parmi celles-ci le fait qu'elles doivent être idéalement décentralisées, exactes, reproductibles. Elles sont toutefois extrêmement complexes voir même impossibles à rassembler dans un même algorithme. Ceci explique pourquoi différentes approches sont nées du problème de base [Bru 09]. **Exemples :** - l'allocation de tâche **intentionnelle**, se base sur une communication commune entre les robots et souvent avec un contrôleur central, - l'allocation de tâche **auto-organisée** tente de décentraliser le contrôle des robots.

c2) Le partitionnement de tâches : le partitionnement de tâches est le phénomène qui consiste à diviser un travail en plusieurs sous-tâches interdépendantes afin de les distribuer à différents individus. **Exemples :** les abeilles chargées de la collecte de pollen transfèrent le fruit de leur récolte à d'autres abeilles qui s'occupent de le ranger dans le nid [Rat 99]. Un autre cas

intéressant est celui des fourmis *Atta* (coupeuses de feuilles) [Har 02] qui effectuent un partitionnement de tâches au niveau de la collecte de feuille ; pendant que certaines fourmis restent dans les arbres pour couper les feuilles et les laisser tomber, d'autres les ramassent pour les amener au nid. Ainsi, les fourmis économisent le temps nécessaire à monter et descendre de l'arbre. Le problème c'est que les fourmis perdent du temps à retrouver les feuilles au sol.

Donc, le partitionnement de tâches permet aux systèmes d'accélérer la réalisation de tâches complexes ou encore d'augmenter l'efficacité de la résolution. Grâce à son utilisation, certains robots seront même capables de se spécialiser dans l'exécution de certaines tâches. De plus, c'est un bon moyen d'éviter de nombreuses interférences. Afin d'imiter ce phénomène, un essaim de robots auto-organisés devrait être capable de détecter les différentes parties de la tâche à exécuter et d'en répartir l'exécution à différents groupes de robots. Le système de robots parfait serait celui qui est capable d'effectuer ces étapes de manière automatique et entièrement auto-organisée, tout en leur fournissant un minimum d'informations à propos de la nature de ces tâches [Bru 09]. Deux grandes catégories divisent le partitionnement de tâches [Bru 09][Com 11]:

- **Les sous-tâches à interdépendance séquentielle** : Elles doivent être exécutées dans l'ordre, car une sous-tâche nécessite le résultat de la précédente avant d'être accomplie. **Exemple** : concernant les fourmis, la sous-tâche de couper les feuilles, citée plus haut, doit s'effectuer avant celle de les emporter au nid (voir Figure.4.22.b).
- **Les sous-tâches à interdépendance parallèle** : Elles peuvent être exécutées en utilisant les mêmes prédispositions et ne sont donc pas directement dépendantes entre elles. **Exemple** : la collecte de ressources différentes comme de la nourriture et les matériaux de construction d'un nid de fourmis. Ces ressources peuvent être recherchées simultanément (voir Figure.4.22.c).

Les inconvénients du partitionnement de tâche sont que ce processus peut exiger un certain temps avant d'être appliqué et le transfert de tâches (comme le passage de la première sous-tâche à la seconde dans une interdépendance séquentielle) peut demander un travail plus ou moins élaboré aux individus. Il faut donc que les robots sachent quand utiliser le partitionnement et comment l'appliquer. Les différentes sous-tâches qui composent une tâche complexe peuvent être représentées par des graphes de dépendance de tâche [Bru 09][Com 11]. Les illustrations ci-après (voir Figure.4.22) permettent de donner une meilleure idée de l'organisation des sous-tâches dans une représentation instinctive. Dans ces graphes, chaque sous-tâche est représentée par un rond et les flèches les reliant permettent d'en indiquer la sequentialité.

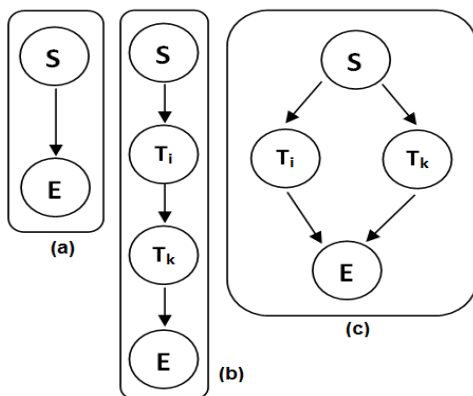


Figure.4.22-Graphes de dépendance : (a) Une tâche simple sans partitionnement avec un point de départ *S* et un point d'arrivée *E*, (b) Une tâche avec partitionnement en sous-tâches à interdépendance séquentielle $T_i < T_k$. (c) Une tâche avec partitionnement en sous-tâches à interdépendance parallèle $T_i // T_k$ [Bru 09].

d) Manipulation collective: Les exemples de manipulation collective se présentent soit sous la forme d'un transport collectif d'un objet unique [Kub 94], soit sous la forme d'un groupement/tri d'objets [Mar 99][Wil 04]. Dans une expérience analogue au premier cas, un essaim de robots est appelé à coopérer pour extraire des tiges de leurs emplacements [Ijs 01]. Dans une autre expérience un groupe de robots est appelé à former un tas avec des objets [Bar 95][Com 11] (voir Figure.4.15).

4.5.4 Problème d'exploration

L'exploration de l'environnement est probablement l'une des tâches les plus étudiées dans le champ de la robotique en essaim. Cette tâche peut être divisée en trois parties : dispersion, couverture et localisation de cibles.

4.5.4.1 Dispersion : correspond à une répartition spatiale des robots afin de couvrir au mieux une aire donnée. La façon dont l'aire est couverte par les robots peut varier avec le profil du terrain et la tâche à accomplir. **Exemple :** dans une expérience récente, la répartition de robots dans l'environnement suit la répartition d'une caractéristique de l'environnement (voir **Figure.4.23.bas-à-gauche**). L'objectif est que la densité des robots soit plus importante dans les aires où cette caractéristique environnementale s'exprime majoritairement [Mcl 07][Sch 06].

4.5.4.2 Couverture spatiale : La couverture correspond à l'exploration systématique de l'ensemble des points d'une région. Les algorithmes de couverture trouvent leur utilité dans des tâches aussi diverses que le déminage, l'inspection et le nettoyage ou encore la tonte du gazon. Dans un travail récent un algorithme auto-organisé a permis l'inspection systématique des pales d'une turbine par un groupe de petits robots autonomes (voir **Figure.4.23.haut-à-gauche**) [Cor 08]. A l'intérieur de la turbine (en réalité une arène expérimentale qui représente l'intérieur d'une turbine), les robots se déplacent de manière aléatoire dans un premier temps. Lorsqu'ils détectent une pale, ils commencent à tourner autour en suivant les bords puis la quitte au bout d'un certain temps. Pendant qu'un robot inspecte une pale, il émet en même temps un signal qui empêche les autres robots dans un rayon donné de commencer la détection d'une pale. Ce signal favorise également le départ d'autres robots qui inspecteraient éventuellement la même pale. Grâce à cette interaction répulsive, les robots se dispersent de manière plus homogène sur l'ensemble des pales, ce qui réduit le temps nécessaire pour explorer l'ensemble de la turbine. La couverture d'une région implique un passage systématique en tous les points. Cette tâche trouve son application dans les aspirateurs, ou les tondeuses à gazon.

4.5.4.3 Localisation de cibles : La localisation de cible est la dernière étape de l'exploration de l'environnement. Il s'agit, ici, de retrouver un ou plusieurs objets dispersés dans l'environnement. Cette tâche peut avoir de nombreuses variantes, dépendantes de la nature de la cible et de la manière de la localiser.



Figure.4.23-Comportement d'un essaim de robots : (en haut à gauche) *couverture spatiale* ; dans cette expérience, les robots doivent inspecter l'ensemble des pales d'une turbine le plus rapidement possible, (en bas à gauche) *dispersion* ; dans cette expérience, la densité des robots en un point de l'espace dépend de l'intensité lumineuse perçue en ce point, (en haut à droite) *localisation de cibles* ; dans cette expérience les robots coopèrent pour retrouver et encercler l'origine d'une source d'odeur, (en bas à droite) *déplacement coordonné* ; dans cette expérience les robots coordonnent leurs déplacements afin d'amener un objet vers une cible.

La plupart des travaux explorant cette question se sont pour le moment limités à l'analyse de modèles numériques ou analytiques. Il n'existe que peu d'exemples d'implémentation dans des groupes de robots. Cependant, ce problème fait l'objet d'une étude expérimentale concernant la

localisation d'une source d'odeur par un essaim de robots (**voir Figure.4.23.haut-à-droite**). Dans ce travail, les robots se déplacent dans leur environnement à la recherche d'une trace odorante. Lorsque l'un d'entre eux détecte une odeur, il mesure la direction du vent et le remonte. S'il perd la trace de l'odeur, il entame de nouveau un cycle de recherche. Un robot qui a détecté une odeur émet également un signal qui attire vers lui ceux qui sont encore à la recherche d'une trace odorante. Grâce à ce recrutement, la probabilité de retrouver la source de l'odeur augmente [**Hay 02**].

Une des applications majeures de la robotique en essaim est la recherche de cibles dans un environnement donné. Cette tâche peut avoir de nombreuses variantes, dépendantes de la nature de la cible et de la manière de la localiser. Bien que beaucoup de recherche utilisant des modèles numériques ou analytiques se préoccupent de la localisation de cibles, il y a encore peu d'exemples expérimentaux avec des systèmes multi-robots.

4.6. Robotique évolutionniste

Opère dans le but de concevoir des systèmes robotiques autonomes de taille pouvant être très importante, et capable de s'adapter sans intervention de l'extérieure. Ses applications visent au développement de robots pouvant se déplacer sur un terrain accidenté ou dans un lieu inaccessible à l'homme [**Cli 93**]. Dans cette perspective, La robotique collective examine une multitude d'aspects pour appliquer les **algorithmes évolutionnistes (voir Section 2.4.4)** incluant, essentiellement, la morphologie, le contrôle, la perception, l'auto-adaptation, l'auto-assemblage et l'autoréparation. L'un des plus grands problèmes que la robotique évolutionniste doit affronter est celui du **gap-de-la-réalité** ou **problème de transfère** ; on est souvent forcé de faire évoluer la plupart des aspects des robots en simulation, mais le transfert des solutions trouvées (pour la forme, le contrôle ou la perception) vers le monde réel nous met en face de mauvaises performances de ces solutions, et pire encore ; nous met devant des erreurs qu'on n'a pas pu déceler en simulation. Ceci est tout à fait logique étant donné que le monde réel est beaucoup plus complexe que le monde simulé. Les solutions à ceci sont : améliorer ces simulations pour les rendre plus réalistes ou faire évoluer des robots **incarnés**¹⁸ en les évaluant dans un monde réel (on peut aussi combiner entre ces deux approches).

Notons, au passage, qu'en effectuant une évaluation dite online, l'exploitation d'une grande population de robots aura pour conséquence de diminuer considérablement le temps d'évolution par rapport à l'approche classique où un seul robot est généralement utilisé de manière séquentielle pour évaluer tous les individus (chromosomes) d'une génération. De plus, l'interaction concrète entre les robots devient possible, ce qui élargit l'horizon de la recherche dans ce domaine ; on pourra effectivement étudier des concepts comme la coévolution, la coopération et la compétition entre les individus d'une population de robots donnée sur le terrain [**Teu 99**]. Parler de la robotique incarnées nous mène à parler, dans ce qui suit, de l'AI incarnée.

4.6.1 Intelligence artificiel incarnée

Le domaine de l'IA **incarnée** (*Embodied Artificial Intelligence*) à progresser de beaucoup en passant de la compréhension du concept de l'incarnation corporelle vers des propositions de conception automatique de différentes configurations concernant le corps d'un robot autonome et ceci en vue de maximiser d'une part sa chance d'exhiber des comportements souhaités et pour arriver d'autre part à un niveau de maîtrise où les constructions émergentes se prennent en charge automatiquement (comme la planification, la prédiction, et l'autoréparation) plutôt que de simplement réagir à des événements connus et ce à la manière de l'IA classique ; prendre son évolution en charge au lieu de la subir.

¹⁸ **Incarnation** : un système est incarné s'il peut être affecté par son environnement et peut affecter celui-ci.

L'une des questions les plus importantes à laquelle l'IA incarnée tente de répondre est : « **pourquoi** doit-on considérer à la fois le corps et l'esprit lors de la création des machines intelligentes? ». En somme, la forme des corps est en relation étroite avec la **cognition**¹⁹. **Exemple** : - un quadripode doit être capable d'adapter son comportement face à une perte de l'une de ses pattes. Une autre solution consiste en la reconfiguration automatique de son corps pour palier ce manque. Notons qu'un robot autonome s'auto-configue, généralement, en vue d'optimiser, en terme de temps et de qualité, ses fonctionnalités courantes ou de s'adapter à de nouvelles [Pfe 06].

Dans ce qui suit nous allons expliquer l'idée de l'incarnation corporelle, comment la réaliser et pourquoi le faire.

4.6.1.1 L'idée de l'incarnation corporelle : l'intelligence artificielle classique s'est toujours déroulée sous le fait que la cognition peut être réalisée dans des programmes informatiques qui ne sont pas en mesure de détecter directement ou affecter l'environnement physique de l'ordinateur dans lequel ils sont logés. Cette approche a conduit à de nombreuses applications informatiques réussies, mais n'a pas mis en valeur la vraie nature de la cognition. Depuis les années 80 il y a eu, cependant, une prise de conscience croissante que l'agent doit être capable d'agir sur son environnement et d'être influencé par ce dernier. Aussi, il doit être capable de décrypter les répercussions de ces actions. Cela exige que l'agent soit à la fois situé et incarné: *il doit avoir la capacité de détecter directement le monde, et avoir un corps lui permettant d'agir sur ce monde*. Si le plan de construction corporelle, l'agissement et la sensation sont nécessaires pour réaliser un comportement intelligent, la question qui se pose alors est de savoir comment choisir un plan de construction corporelle approprié pour le comportement désiré ? Beaucoup préfèrent croire que la conception d'un contrôleur de robot pour un comportement complexe soit léguée à l'optimisation automatisée, et soutiennent que l'intuition humaine peut être exploitée au niveau de la conception du plan de construction corporelle du robot ; les humains sont nettement plus performants dans la conception de systèmes physiques que dans la conception de systèmes de contrôle intelligents. Ceci est d'ailleurs tout à fait compréhensible, étant donné que les machines à moteurs complexes ont plus d'un siècle et demi d'existence alors qu'aucune véritable machine autonome et intelligente n'a jamais été construite par un homme à ce jour ! [Nel 09].

Cependant, il y a beaucoup de décisions de conception explicites et implicites qui doivent être prises lors du choix d'un plan de construction corporelle du robot. **Exemple** : un robot à roues peut être approprié pour un déplacement rapide et efficace sur un terrain plat, mais un plan de construction corporelle intégrant des pattes peut être plus approprié pour un terrain accidenté. Si un plan de construction corporelle à pattes est choisi, combien de pattes doit avoir l'agent? Est-ce que la colonne vertébrale doit être souple ou rigide? Si on opte pour la souplesse, comment la concrétiser ? Donc, cela soulève de prime-à-bord des interrogations sur le comment puis vient le tour de passer systématiquement à la prise de décisions [Pfe 06].

4.6.1.2 Réalisation de l'incarnation corporelle : Afin d'éviter le très grand nombre de décisions se rapportant à la conception et devant être prises lors de la conception d'un plan de constructions corporelles du robot, certains chercheurs dans le domaine de la bio-robotique ont conçu les morphologies de leurs robots à l'aide des plans de construction corporelle des

¹⁹ **Cognition** : désigne l'ensemble des processus mentaux qui se rapportent à la fonction de connaissance, tels que la mémoire, le langage, le raisonnement, l'apprentissage, l'intelligence, la résolution de problèmes, la prise de décision, la perception ou l'attention. Les processus cognitifs se distinguent des processus mentaux qui se rapportent à la fonction affective, qui est traditionnellement la spécialité des différentes formes de psychologie dynamique, dont les méthodes et applications sont principalement cliniques, telles que la psychanalyse ou la psychologie clinique. Aujourd'hui, le mot cognition peut également être utilisé pour désigner non seulement les processus de traitement de l'information dits « de haut niveau » tels que le raisonnement, la mémoire, la prise de décision et les fonctions exécutives en général mais aussi des processus plus élémentaires comme la perception et la motricité.

animaux. Toutefois, l'histoire des sciences de l'ingénierie nous informe que l'imitation aveugle des conceptions de la nature ne réussit pas toujours. Cela est dû au fait que, généralement, les **niches écologiques**²⁰ habitées par les animaux et par les robots ne sont pas équivalentes. Il est évident que de nombreux aspects du plan de construction corporelle de l'animal ont évolué dans leur propre créneau écologique et de ce fait ils ne sont pas applicables à la niche du robot.

Exemples : les avions sont beaucoup plus grands que les oiseaux qui ont, à l'origine, inspiré leurs conceptions. Aussi, le fixement des ails d'un avion est beaucoup plus efficace que les battements des ails d'un oiseau. Ceci exige aux concepteurs roboticiens de déterminer pour chaque aspect du plan de construction du corps de l'animal, les éléments de conception qui serviront dans la niche écologique du robot (prise comme une sorte d'héritage), et les éléments à développer par le moyen d'un affinage qui, par la rigueur de sa précision, approche de très près l'analogie au point de paraître en mesure, si le besoin l'exige, de restituer les traits et les formes dans leurs infimes détails, et ce, afin de répondre à des contraintes biologiques spécifiques [Chr 00].

La difficulté, précitée, va à l'encontre de l'hypothèse qui stipule que les concepteurs humains peuvent toujours formuler des plans de construction corporelle de robot appropriés [Nel 09]. Donc, plutôt que d'imiter un produit de la sélection naturelle, il serait plus judicieux d'imiter la sélection naturelle elle-même, et de l'exploiter pour concevoir un plan de construction corporelle d'un robot selon notre propre politique de contrôle. Ceci représente le domaine de la robotique évolutionniste précitée, dans lequel un algorithme évolutionnaire est utilisé pour automatiser le processus de conception d'un robot [Pfe 06].

4.6.1.3 Objectifs de l'incarnation corporelle : Les algorithmes qui en résultent sont de par leurs natures complexes et exigent l'élaboration de raisonnement plus soutenu, qu'une simple explication du comment réaliser l'incarnation corporelle, pour établir le bien-fondé de leur utilisation. On présente ci-après, 3 raisons justifiant pourquoi doit-on élaborer des **plans de construction corporelle** [Pfe 06] :

- un robot physique qui subit de réels dommages significatifs et imprévus l'éloignant de son plan de construction corporelle peut faire évoluer une nouvelle description de sa topologie, et utiliser le modèle résultant pour générer un contrôleur compensatoire. **Exemple :** un robot-marcheur qui perd l'une de ses pattes, doit prendre conscience de sa nouvelle situation morphologique et générer en conséquence une nouvelle politique de contrôle qui va lui permettre de sauter au lieu de marcher.
- initialement des robots virtuels peuvent évoluer avec quelques parties du corps, puis au fur et à mesure qu'ils progressent dans le temps, de nouvelles parties sont ajoutées en vue d'accélérer le processus d'évolution, de guider la construction vers une fonctionnalité donnée et de renforcer ses performances lorsqu'elle commence à émerger. **Exemple :** dès que des pattes font leur apparition pour un projet de locomotion on ajoute de nouvelles parties pour accentuer et accélérer leur émergence (voir Figure.4.24).
- quand la tâche désirée devient plus difficile à réaliser, l'aptitude de faire évoluer, même légèrement, les plans de construction corporelle du robot augmente la probabilité d'aboutir à un robot réussit. **Exemple :** pour notre projet de locomotion, précité, permettre ne serait-ce qu'une légère modification du plan de construction corporelle peut faire émerger de nouvelles pattes qui vont donner un meilleur équilibre et permettre un déplacement plus efficace au robot (voir Figure.4.24).

²⁰ **Niche écologique :** c'est un des concepts théoriques de l'écologie. Il traduit à la fois : - la position occupée par un organisme, une population ou plus généralement une espèce dans un écosystème, et - la somme des conditions nécessaires à une population viable de cet organisme. La description d'une telle niche ou enveloppe écologique se fait sur la base de deux types de paramètres : - des paramètres physico-chimiques caractérisant les milieux où évolue l'organisme (et parfois significativement modifiés par cet organisme), et - des paramètres biologiques, incluant les relations avec les espèces avoisinantes et la modification de l'habitat par l'organisme et la communauté d'espèces dans laquelle il s'inscrit (interactions durables).

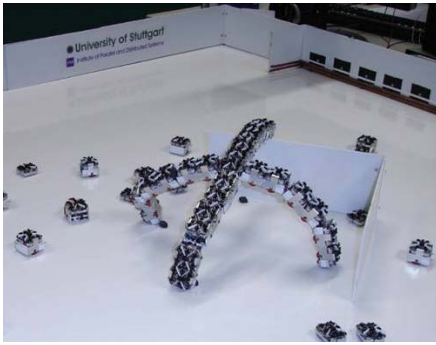


Figure.4.24-Organisme multi-robots symbiotique : Il s'agit de donner à une communauté de robots les moyens d'explorer un environnement inconnu et de s'y adapter au mieux. On voit ici de petits robots qui peuvent bouger de manière autonome dans l'environnement et peuvent aussi s'attacher pour former des robots à la morphologie plus complexe, afin de ressembler par exemple à une araignée, dans le but d'explorer des zones inaccessibles autrement (projet SYMBRION).

Notons que les meilleures plateformes pour l'évolution sont celles qui sont plus incarnées ; plus on a des perturbations des canaux reliant les senseurs et actionneurs au centre de décision (jouant le rôle d'intermédiaire entre le système et son environnement) plus ce système est incarné.

Dans le contexte de l'incarnation corporelle, le robot recherché actuellement est celui qui possède plus de flexibilité dans ses actionneurs et plus de plasticité dans sa morphologie, dans son comportement et ses senseurs. Il peut s'adapter aussi bien de manière physique que comportementale et ceci en réponse à un jeu complet de stimulus. Il peut aussi modifier son environnement afin de l'adapter à ses besoins, juste comme le ferait un humain. A cet égard, les problèmes du monde réel sont beaucoup plus complexes en comparaison avec les problèmes simples que les chercheurs préfèrent traiter en simulation. La fonction de fitness est plus bruitée et imprédictible. Des méthodes telles que l'élitisme et la durée de vie sont nécessaires pour conserver de bonnes solutions. Des représentations complexes peuvent être nécessaires.

4.6.2 Classes de robotique évolutionniste

La robotique évolutionniste s'appuie sur des comportements émergeant des interactions inter-constituants d'un même robot [Hus 97]. Après presque ¼ de siècle de recherche dans ce domaine, des réseaux de neurones ont été générés pour permettre à un robot à roue d'éviter des obstacles et d'aller se recharger automatiquement dans un environnement simple [Flo 96] ; des réseaux de neurones ont été également synthétisés pour piloter des robots marcheurs [Kod 97] [Hor 00] ou volants [Mou 06] [Shi 07] ou encore pour contrôler des nuées de robots [Gro 06]. Des robots marcheurs ont également été conçus automatiquement (morphologie et contrôle) et fabriqués [Lip 00]. En générale, la classification des travaux sur la robotique évolutionniste peut se faire comme suit [Don 10] :

- a) **L'ajustement de paramètres** (en simulation ou sur robot réel) : repose sur l'utilisation d'algorithmes évolutionnistes dans un cadre d'optimisation classique. Les faibles contraintes mathématiques associées à l'efficacité de ces algorithmes en font un outil facilement adaptable à la robotique [Deb 02][Han 01][Fle 02].
- b) **La conception aidée par évolution** : intervient à une étape plus en amont dans le processus de conception du robot. Les algorithmes évolutionnistes sont utilisés, dans un cadre d'optimisation classique, pour aider un expert à mieux comprendre le système robotique qu'il cherche à concevoir. Les paramètres optimaux générés, ainsi que les valeurs des objectifs informent l'expert roboticien sur le cahier des charges à assumer pour la conception mécanique et électronique. Quant à l'étude des régularités des solutions, elle peut l'aider à comprendre que ces derniers peuvent lui faciliter l'extraction des règles de conception sous-jacentes [Deb 07].
- c) **L'adaptation en ligne évolutionniste** : consiste à ne pas arrêter le processus de conception évolutionniste, mais à le laisser tourner en permanence de façon à permettre une adaptation à des changements drastiques de l'environnement. Ce type d'approche peut conduire à la conception de robots résilients [Bon 06].

d) **La synthèse évolutionniste** : dont l'objet est de concevoir des structures. L'espace de recherche considéré n'est alors généralement plus \mathbf{R}_n , mais l'espace des réseaux de neurones, par exemple, ou celui des morphologies de robots.

4.6.3 Exemple de projets robotiques traitant de l'évolution

En robotique autonome, on doit faire face à deux problèmes : - celui du contrôle (**voir Section 4.2.1**), et - celui de la **morphologie**²¹ (**voir Section 4.6.1**), souvent ignoré, malgré qu'une morphologie adéquate est capable de simplifier considérablement le problème étudié. Ce phénomène est naturel chez les insectes et les animaux. Des chercheurs comme ceux qui adhèrent aux projets Européens *Replicator/Symbion* tentent de mettre en place des mécanismes d'évolution artificielle de morphologies robotiques pour la réalisation de tâches simples de type locomotion et autres. L'objectif est d'aborder le problème de la **coévolution**²² du contrôle et de la morphologie en vue de produire des robots réellement constructibles. Dans ce cas, un kit robotique permettant de produire une grande diversité de morphologies (modélisé auparavant en simulation) ; combinant au besoin des pattes, des bras et des segments à roues est indispensable. Notons que ce type de problème focalise essentiellement sur les aspects d'évolution artificielle et de validation sur robot réel.

L'approche envisagée s'inspire du paradigme de l'évolution et du développement. Une idée est de s'inspirer, d'une part, des mécanismes de développement de l'embryon pour partir d'une graine très compacte et aboutir, après un processus de développement, à un organisme complet. D'autre part, la graine elle-même est le produit d'un processus d'évolution artificielle guidée par la performance de l'organisme résultat. En somme : l'évolution produit des graines (ou génotype), qui après développement donnent des individus. Chaque individu est évalué par rapport à un critère estimé, ce qui, en retour, dirige le processus d'évolution. Dans un tel travail les chercheurs s'intéressent tout particulièrement à l'évolution morphologique à travers une approche de développement donnée en usant d'outils logiciels et matériels développés pour exploiter les robots modulaires comme les *bioloids* (**voir Figure.4.25**). Notons que la finalité d'un tel travail est de contribuer, dans un contexte plus général, à la conception d'une morphologie robotique complexe à partir d'un ensemble d'éléments de base pouvant s'assembler. Il s'agit alors de découvrir l'assemblage optimal pour garantir une survie et une exploration optimale.



Figure.4.25-Robots Bioloid : avec un kit donné, il est possible de monter 14 modèles de robots différents présentés ci-contre et même d'en créer d'autres. Une fois le robot assemblé, il suffit de le programmer en langage C et de transférer le code compilé à l'aide d'un ordinateur.

4.7 Autres types de robotiques

4.7.1 Robotique sociale

L'arrivée de la robotique sociale dans notre quotidien pourrait être un événement marquant de notre siècle. Ce type de robots pourrait jouer un rôle de plus en plus important dans la société. **Exemple** : l'accompagnement de personnes âgées, l'assistance de personnes malades et handicapées et le maintien de personnes à domicile. Tout semble indiquer que la robotique

²¹ **Morphologie** : étude de l'apparence externe dans un contexte de forme résultant d'une structure identifiable en tant qu'entité.

²² **Coévolution** : Évolution parallèle de deux espèces en étroite interaction (comme les plantes à fleurs et les insectes qui en assurent la pollinisation).

sociale connaîtra une très forte croissance ces prochaines années soutenue par une technologie mécatroniques présente partout et à coût abordable. La robotique sociale dite aussi personnelle constitue donc un enjeu majeur des années à venir aussi bien du point de vue de la société que du point de vue économique où elle représente un marché à très fort potentiel. Parmi les applications possibles de la robotique personnelle on retrouve la robotique de service, l'aide à la personne, la télésurveillance, l'éducation, la thérapie assistée par robot ou encore le divertissement. Actuellement, les chercheurs dans ce domaine s'intéressent aux relations psychologiques qu'il est possible d'entretenir avec ce type de nouveau média de communication.

Dans ce contexte, la **Robothérapie**, qui reprend les règles de la robotique sociale, a pour but d'améliorer l'état psychologique et physiologique de personnes malades, marginalisées ou atteintes d'impotences physiques ou mentales. **Exemple** : apporter un réconfort psychologique aux enfants fragilisés (longue hospitalisation ou difficulté d'intégration sociale) à l'aide de robots compagnons dotés de contacts agréables, de capacités d'expression corporelle, de perception et de compréhension du langage naturel de sorte qu'ils puissent établir une représentation formelle de l'état émotif de leurs interlocuteurs. Plus précisément, Il s'agit de définir et de concevoir un modèle des états émotifs du robot et de son évolution, afin que ses réactions semblent les plus naturelles possibles (**voir Figure.4.26**).



Figure.4.26-Robot compagnon : (à gauche) le chien AIBO est capable de répondre à des stimuli oraux. Il rapporte des objets, va ramasser une balle, pour inciter les personnes malades à participer à des jeux conçus pour améliorer la mémoire, la maîtrise des émotions et les compétences sociales. (à droite) Le robot bébé phoque PARO développé par l'Institut national japonais des sciences et techniques industrielles avancées est équipé de détecteurs de lumière, son et capteurs de pression. Il remue la tête en fonction des stimuli reçus. Après un test dans une maison de retraite, il a conduit à une amélioration sensible et durable de l'état psychologique des pensionnaires.

Donc, les robots peuvent jouer un rôle d'accompagnement et d'éveil. Il faut pour cela les doter de capacités de communications. Le nouveau défi du domaine des **robots compagnons** consiste à offrir un enrichissement du comportement à travers leur interaction avec les humains. Quelques études existent déjà dans le domaine de l'**assistance robotique d'activités** et plus précisément, dans le domaine de la Robothérapie. Les premières expérimentations dans ce domaine ont prouvé que les robots compagnons peuvent donner un certain confort et un réconfort moral et psychologique aux personnes fragiles [Sai 11].

4.7.1.1 Robotique pour l'assistance : La robotique pour l'assistance a fait ses premiers pas pour l'aide aux handicapés (**voir Figure.4.27**). Les robots assistants sont maintenant capables de remplacer ou de renforcer la grande majorité des parties du corps humain. Leur autonomie est un grand atout, car il n'est plus nécessaire de leur dicter ce qu'ils devraient faire et de se servir pour cela d'une manette de commande. Ils sont capables de prendre seuls cette décision en analysant leur environnement (dont leur interlocuteur fait partie). L'aide que peut apporter ce type de robot est donc essentiellement physiologique. Actuellement de nouveaux types de robots sont utilisés pour l'aide psychologique et cognitif. Ces **robots sociaux** sont essentiellement dédiés à la médiation ou à l'accompagnement et permettent une meilleure intégration sociale, un réconfort moral et psychologique, et un développement cognitif de leur utilisateur.

Les premières expérimentations dans ce domaine de robotique sociale ont été réalisées au Japon par Shibata avec le robot phoque *Paro* et à travers des comportements avec des personnes du troisième âge dans une maison de retraite (**voir Figure.4.26 à droite**).



Figure.4.27-Exosquelette : NASA table sur une sorte de robot dit exosquelette (le XI), qui peut aider les astronautes à se déplacer et à s'entraîner pour maintenir leurs muscles en forme dans l'espace et peut même assister les personnes paraplégiques dans leurs mouvements au quotidien, sur terre.

Ces expérimentations ont prouvé que les robots compagnons peuvent donner un certain confort et un réconfort moral et psychologique aux personnes fragiles (malgré que *Paro* manquait d'expressivité). Notons qu'une bonne interaction Humain-Robot nécessite un maximum d'expressivité de la part des deux interlocuteurs. L'expressivité de l'humain étant admise par nature comme un caractère inné propre à l'homme, les travaux de recherche focalisent, alors, sur l'expressivité artificielle des robots [Sai 11].

4.7.1.2 Émotions en robotique : pour établir une interaction sociale entre un robot et une personne *Breazeal* s'inspire de la relation qui existe entre un parent et un enfant lorsque s'établissent les premières formes de communication [Bre 98][Bre 99][Bre 00][Bre 07]. L'accent est mis sur : le rôle des expressions corporelles (comme le haussement des épaules ou le bombage de la poitrine ou le courbement du dos) et sur le visage (comme l'ouverture des yeux, le retroussement des lèvres ou la bouche en O) et ce, pour maintenir un niveau d'interaction sociale élevé (voir Figure.4.28). Dans ce cas on peut s'en passer de la parole mais pas des sons, car ces derniers peuvent être d'un grand soutien.

4.7.1.3 Émotions pour l'apprentissage : utilisée, souvent, pour des troubles du comportement ou psychologique. L'utilisation de la robotique permet d'établir un système de jeux permettant de stimuler son utilisateur. Des chercheurs, travaillent déjà depuis quelques années pour répondre aux questions suivantes [Pra 07]: - comment capter et augmenter l'intérêt d'un enfant autiste par l'utilisation d'un robot mobile dans le cadre du jeu (l'enfant étant seul ou ayant un partenaire) ? - peut-on déterminer des indices révélateurs et des réactions significatives de l'enfant dans le jeu ? - comment déduire du répertoire des comportements du robot ces indices et significations qui favorisent ces réactions et le jeu de l'enfant ? - quelle est l'architecture d'un robot destiné à cette application ? - comment évaluer qualitativement et quantitativement les interactions observées et leurs relations avec la modification des intérêts de l'enfant ? Dans ce contexte, des modèles, des architectures et des outils mettant en œuvre un environnement robotique paramétrable, personnalisable et reconfigurable pour la conception et l'exécution adaptative d'activités ludiques interactives sont définis [Sai 11].



Figure.4.28-Robot Leonardo : c'est un robot compagnon développé par le Media Lab du MIT. Il est capable d'exprimer des émotions attendrissantes, capable de reconnaissance faciale, de suivi, et d'apprentissage sociale en étudiant son environnement et à travers ses interlocuteurs. Avec 69 degrés de liberté, dont 32 pour le visage, il est la peluche la plus expressive à nos jours.

4.7.1.4 L'apprentissage social en robotique : L'un des problèmes majeurs étudiés en robotique sociale est comment permettre à un robot de s'adapter à son environnement en apprenant via un humain. De nombreuses études ont montré que ce type d'apprentissage dit social est un moyen efficace pour permettre le transfert de compétences de l'humain vers le robot. En jouant le rôle d'enseignant, l'humain peut à travers des démonstrations, ou grâce à des instructions, réduire considérablement l'espace des possibilités à explorer et accélérer fortement l'apprentissage et faciliter une meilleure généralisation des savoir-faire acquis [Bil 08][Rou 12].

L'apprentissage social en robotique peut se présenter sous deux formes :

- a) observation de l'humain par le robot, le tutorat [Loc 04][Tho 07], ou
- b) apprentissage par démonstration [Bil 08][Arg 09].

Ces deux formes d'apprentissages s'inspirent directement de nombreuses études sur l'apprentissage social chez l'humain ou chez certains animaux [Neh 04]. Ces approches diffèrent par le degré d'autonomie laissé au robot lors de l'apprentissage (guidage-exploration) [Tho 07]. Une des formes les plus utilisées d'apprentissage social en robotique est l'apprentissage par démonstration, ou apprentissage par imitation, où un humain effectue des démonstrations d'une tâche à un robot [Bil 08][Arg 09]. L'observation de ces exemples, qu'ils soient bons ou mauvais, permet de réduire significativement l'espace d'apprentissage possible, c'est-à-dire l'ensemble des combinaisons sensorimotrices possibles. Le robot peut en effet directement explorer les solutions possibles pour réaliser une action autour des démonstrations réussies de cette action qu'il a observées. Les démonstrations peuvent être réalisées directement par l'humain, dans ce cas le robot doit les observer et les transposer à son propre corps pour pouvoir les reproduire, ou l'humain peut agir directement sur le robot, par interaction **kinesthésique**²³ [Cal 07] ou via la télé-opération [Evr 09] [Rou 12].

4.7.2 Robotique modulaire

La robotique modulaire est un domaine où le robot est considéré comme un assemblage variable de plusieurs parties indépendantes nommées modules. Ces modules, ressemblant de près à des robots, peuvent accomplir des tâches différentes et interagir pour former un organisme complexe [Car 10][Las 04][Mal 04]. Ils sont généralement homogènes, capables de s'auto-assembler selon différentes morphologies en fonction de la tâche à accomplir (**voir Figure.4.21, Figure.4.24, Figure.4.28**).

Donc, la robotique modulaire désigne des robots composés de modules qui peuvent être connectés et déconnectés en différents arrangements (on parle de robots auto-reconfigurables) pour former un nouveau robot avec de nouvelles fonctionnalités. Le principe général est d'avoir des systèmes plus simples mais ayant une fonctionnalité accrue et une grande polyvalence grâce à la multiplication des modules [Eld 01][Yim 00]. **Exemples** : comme applications courantes de la robotique modulaires on peut citer : - la navigation, - l'exploration, - le sauvetage (localiser et éventuellement ramener un objet ou un corps), et la nano-robotique (**voir Section 4.7.5.1**).

4.7.2.1. Propriétés : Les robots modules ont quatre propriétés essentielles : a) réalisation collective d'une tâche, b) polyvalence fonctionnelle, c) robustesse, et d) coût de revient moins chère [Las 04].

- a) **Réalisation collective** : c'est la capacité des modules à collaborer ensemble afin d'exécuter une action ou réaliser une tâche qui leur serait impossible de réussir seuls.
- b) **Polyvalence** : c'est la capacité des robots à se reconfigurer afin de réussir une tâche donnée (comme le déplacement ou le transport) selon la nature/l'état de leur environnement. Intuitivement, le nombre de modules est un facteur de polyvalence. Cependant, plus ce nombre croît, plus les complexités de planification et de contrôle du mouvement augmentent, ce qui rend la gestion des ressources de calcul complexe, même si chaque module apporte ses ressources calculatoires.
- c) **Robustesse** : c'est la capacité du système à s'auto-réparer. Comme les modules sont identiques pour la plupart, il est facile de remplacer une unité défaillante. Intuitivement, le nombre de modules est un facteur de robustesse.

²³ **kinesthésique** : en rapport avec la kinesthésie, sensation du mouvement et de la position des différents membres.

d) Coût de revient Bas : il est proportionnel, entre autres, au nombre de modules ; plus il y a de modules, plus le coût du module est abaissé, en contre partie le prix global augmente.

Notons que le contrôleur qui commande le comportement d'un module peut être cognitif /réactif. Pour un fonctionnement purement réactif, le contrôleur prend des sensations en entrée et renvoie des actions en sortie [Gam 02][Mal 04].

4.7.2.2 Typologie : Il existe plusieurs catégories de robots modulaires. Dans ce qui suit on s'intéresse aux robots mobiles travaillant en groupe et aux robots chaînes [Las 04].

a) robot mobile à usage collectif : Les robots mobiles s'auto-reconfigurent collectivement en détachant des modules du robot principal et en les faisant bouger de manière autonome. Ils se rattachent à d'autres endroits pour former de nouvelles configurations. Ce type d'auto-reconfiguration est moins étudié car la difficulté de reconfiguration a tendance à dépasser le gain en fonctionnalité. **Exemple :** *Swarm-bot* est un groupe de petits robots mobiles simples et autonomes appelés *s-bots*. Les *s-bots* ont la capacité de s'assembler, ce qui leur permet de se connecter physiquement (grâce à des connexions rigides et semi-rigides) à d'autres *s-bots* pour former un *swarm-bot* (voir Figure.4.21). La mécanique du *s-bot* est relativement simple. On trouve essentiellement 4 sous-systèmes : - le système de locomotion (le châssis et les roues), - le corps principal possédant des capteurs de proximité disposés régulièrement autour, chacun codant une direction et émettant des signaux lumineux de couleur à différentes fréquences. Il comprend également des capteurs de traction, - la tour contenant une caméra pour un large champ de vision, et - deux bras d'attache (ou plus), un pour les connexions rigides et l'autre pour les connexions semi-rigides. Le premier est une pince montée sur un axe horizontal, et sert à agripper un autre *s-bot*. Cette pince est suffisamment libre pour pouvoir accrocher un *s-bot* à n'importe quel angle et même le soulever. Le second est un bras flexible terminé par une pince, et actionné par deux moteurs. Les deux degrés de liberté, ainsi offerts, permettent au bras de se déplacer latéralement et de s'étirer. Notons que les *swarm-bots* se prêtent bien aux tâches d'agrégation (s'accrocher entre eux) et de récolte (charrier un objet à plusieurs) [Gro 03].

b) Robots chaînes : Les robots chaînes s'auto-reconfigurent en attachant à eux, et en détachant d'eux, des chaînes de modules. Chaque chaîne est toujours attachée au reste des modules à un ou plusieurs endroits. Aucun module ni aucune chaîne ne bouge toute seule. Les chaînes peuvent être utilisées comme des bras pour manipuler des objets, des jambes pour se mouvoir, ou des tentacules pour la manipulation et la locomotion. **Exemple :** *PolyBot* en est un spécimen, conçu surtout pour répondre au problème de la polyvalence. Il est composé de deux types de modules, les segments et les nœuds. Chaque module est lui-même un robot, avec son propre calculateur, son moteur, ses capteurs et ses pinces (voir Figure.4.34). Les modules s'agrippent les uns aux autres pour former des chaînes ou quelques autres formes. On compte trois générations de *polybots*. Les *polybots* sont capables de se déplacer de différentes manières, ce qui les rend polyvalents et d'adopter différentes forme selon le besoin de la fonctionnalité à assurer [Las 04][Yim 99].



Figure.4.34-Montage polybot : composé de modules simples possédant leurs propres processeurs et qui sont de 2 types : les segments et les nœuds. Un segment est doté d'un degré de liberté, et de 2 ports de connexion. Deux faces opposées du module ont un plateau de connexion. Le degré de liberté du cube permet aux faces de pivoter et de ne plus être parallèles. Le segment est le module qui contient les capteurs pour la perception. Un nœud rigide mais possédant 6 ports de connexion. Il permet les structures parallèles, possède une puissance de calcul supérieure, abrite des réserves d'énergie, et crée des ponts entre les réseaux de communication.

4.7.2.3 Fonctionnalités principales

On trouve principalement 3 types de problèmes :

- **L'agrégation** : elle consiste pour les modules à se regrouper et s'attacher. Comme on peut l'imaginer, ce problème est spécifique aux robots mobiles. Il s'agit pour eux de se repérer mutuellement, de communiquer, de se placer au bon endroit, et d'avoir les capacités physiques de s'accrocher.
- **La formation de patterns ou l'auto-reconfiguration** : elle consiste pour les modules à s'agencer de manière à former un certain pattern (comme un serpent ou une araignée). Il faut alors contrôler la capacité des modules à se connecter entre eux de manière rationnelle. L'auto-reconfiguration est une tâche importante en robotique modulaire, puisque c'est l'un des avantages clés : rendre le robot **polymorphe** pour en faire un robot polyvalent.
- **La coordination pour la réalisation d'une tâche** :
 - Le déplacement coordonné : il consiste pour les modules à collaborer afin de coordonner leurs mouvements, et pour le robot à atteindre un but particulier sans provoquer de situation critique. Cette tâche est essentielle pour tout type de locomotion envisagé. Si les modules ne sont pas capables de coopérer, tout devient très difficile.
 - Le franchissement d'obstacles : il consiste pour le robot à percevoir l'obstacle, et pour les modules collaborant à franchir ou contourner ce même obstacle. Cela suppose que les modules soient capables de coopérer, et de se déplacer ensemble.
 - La récolte (transport collectif et collaboratif) : elle consiste ; pour le robot, à localiser la proie, pour les modules, à agripper cette proie et la ramener à bon port. C'est la tâche finale. Pour sa bonne marche, il faut que les deux tâches précédentes soient maîtrisées.

4.7.3 Robotique ubiquitaire

La robotique ubiquitaire est un domaine de recherche en pleine expansion, visant à créer des **écosystèmes**²⁴ exploitant des équipements intelligents. **Exemples** : capteurs, actionneurs, robots compagnons, terminaux numériques. Ceci pour créer des services et des espaces logiques (comme sur le web) ou physiques intelligents. Des projets à l'échelle internationale développent, déjà, des plateformes d'**Intelligence Ambiante (voir section 4.7.3.1)** composée d'objets communicants, qui peuvent fournir des services ubiquitaires sensibles au contexte. Deux types de services sont considérés : a) les services élémentaires comme les services construits autour des capteurs (**Exemples** : localisation d'une personne ou d'un objet, reconnaissance de l'activité physique d'une personne, mesure de la température ou de la luminosité ambiante) ou les services construits autour des actionneurs (**Exemples** : allumer ou éteindre une lampe, ouvrir/fermer une porte, déplacer un robot, orienter une caméra de surveillance, remonter une alarme, ouvrir un lien de communication), et b) les services composites permettant de gérer plusieurs services élémentaires afin de fournir, par exemple, des services d'assistance (physique ou numérique) à une personne à domicile (**voir Figure.4.29**).

Ceci consiste, donc, en la sélection et la composition automatique et dynamique de services dans les environnements ubiquitaires. Il s'agit de répondre à des besoins évolutifs de l'utilisateur tout en prenant en considération la nature dynamique du contexte et la qualité des services disponibles ; le comportement des services étant considéré comme non déterministe. Il s'agit ainsi de traiter le changement et l'incertitude de l'environnement ubiquitaire dans le but d'assurer la continuité des services, en procédant lorsque cela s'impose à refaire la planification et la configuration des services. L'objectif étant de permettre la satisfaction efficace des besoins fonctionnels et non-fonctionnels (contexte et qualité de service), en respectant les limites posées

²⁴**Ecosystème** : désigne l'ensemble formé par une association ou communauté d'êtres vivants et son biotope ; environnement biologique, géologique, hydrologique, climatique, etc. Les éléments constituant un écosystème développent un réseau d'échange d'énergie et de matière permettant le maintien et le développement de la vie.

par les contraintes de temps et de disponibilité des ressources tout en optimisant le nombre de services mis en jeu et le temps de composition.

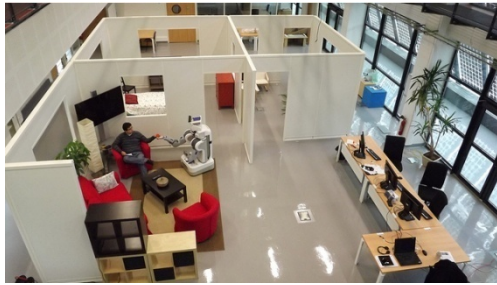


Figure.4.29-Salle expérimentale du bâtiment Adream : le robot compagnon PR2 en situation dans le décor d'un appartement reconstitué.

4.7.3.1 Intelligence ambiante : Elle est considérée comme un cas particulier de l'**informatique diffuse**²⁵. L'intelligence ambiante est une mise en relation des services et leurs technologies associées aux dispositifs pour personnaliser et adapter les comportements de ces services. Notre environnement futur sera constitué de différents systèmes et applications, portés par les technologies des réseaux et le traitement de l'information, destinés à fournir une aide intelligente sans intervention humaine [And 12][Ber 04][Ber 07]. L'intelligence ambiante est un domaine pluridisciplinaire dont l'objectif principal est de rendre tous les lieux où la personne se trouve, plus profitable pour elle [And 12][Aug 08]. Elle peut être définie par quatre caractéristiques essentielles :

- **L'ubiquité :** la capacité d'interagir, n'importe où, avec une multitude d'appareils interconnectés, de capteurs, d'actionneurs, et plus globalement avec des systèmes électroniques enfouis (Embedded software) dans le milieu considéré. Tout cela à travers des réseaux adaptés et d'une architecture informatique distribuée.
- **L'attentivité :** la faculté du système à sentir en permanence la présence et la localisation des objets, des appareils et des personnes pour prendre en compte le contexte d'usage. Toutes sortes de capteurs sont nécessaires à cette fin : comme les caméras, micros, radars, capteurs biométriques.
- **L'interaction naturelle :** l'accès aux services doit pouvoir se faire de la façon la plus naturelle ou intuitive possible. L'interface homme-machine est multimodale.
- **L'intelligence :** la faculté d'analyse du contexte et de l'adaptation dynamique aux situations.

4.7.3.2 Robotique ambiante pour l'assistance aux personnes : La rencontre de l'intelligence ambiante et de la **robotique d'assistance**²⁶ a donné naissance à la robotique ambiante d'assistance destinée à soutenir une personne en perte d'autonomie (voit Figure.4.27). Elle s'appuie sur l'existence d'un réseau d'objets communicants présents dans l'environnement de la personne pour décliner un ensemble de services et de télé-services destinés à faciliter la vie quotidienne de cette personne dans son entourage. Plusieurs robots peuvent être présents dans cet environnement. Une communauté récente de chercheurs se penche sur le domaine de la robotique ubiquitaire. Tandis que les robots des générations précédentes ont été conçus pour réaliser des tâches spécifiques et construits en tant qu'unité indépendante, la nouvelle génération

²⁵ **Informatique diffuse** (Pervasive Computing): Tendence vers l'informatisation, la connexion en réseau, la miniaturisation des dispositifs électroniques et leur intégration à n'importe quel objet du quotidien, favorisant ainsi l'accès aux informations dont on a besoin partout et à tout moment. L'informatique diffuse fait référence à l'utilisation de plus en plus répandue de processeurs minuscules communiquant spontanément les uns avec les autres et de capteurs qui, grâce à leurs dimensions très réduites, seront intégrés dans les objets de la vie quotidienne, jusqu'à devenir presque invisibles pour les utilisateurs. On parle aussi d'informatique omniprésente (ubiquitous computing).

²⁶ **Robotique d'assistance :** Permet de prêter main forte aux personnes en situation de perte d'autonomie (situation qui peut être permanente, temporaire ou évolutive). **Exemples :** Aider les personnes âgées dépendantes, celles présentant des handicaps physiques ou une déficience cognitive en accomplissant des travaux à leur place, en les aidant à les réaliser ou en les intéressant et en leurs apprenant comment le faire.

des robots vise l'ubiquité. L'autonomie du robot est, dans ce cadre, obtenue par une interaction étroite entre le robot et l'environnement ambiant communicant qui lui facilite ses missions [And 12][Nad 08]. **Exemples :** dans un contexte d'intelligence ambiante, les objets communicants de l'environnement peuvent aider le robot à se localiser, naviguer ou rechercher un objet. Inversement le robot peut être vu comme un objet communicant qui peut être mis à contribution par d'autres services que l'assistance à la personne. Notons que l'objectif principal des projets récents d'assistance ambiante est le maintien de la personne à domicile. Ce sont soit des personnes âgées, soit des personnes présentant des handicaps spécifiques. Il est important aussi de distinguer les projets de recherche qui s'intéressent à la **domotique**²⁷ de ceux qui intègrent les technologies de la domotique et de la robotique pour le maintien de la personne à domicile.

4.7.4 Nano-robotique et micro-robotique

La miniaturisation extrême (nano et micro) des constituants d'un système multi-robots retrouve des applications potentielles dans le domaine de la robotique en essaim.

4.7.4.1 Nano-robotique : elle consiste en la création de robots à l'échelle microscopique de l'ordre du *nanomètre*, fabriqués grâce aux **nanotechnologies**. Véritables espoirs dans le domaine des technologies médicales, des *NanoBots* pourraient dans un proche avenir être implantés en chacun d'entre nous et être par exemple capables de détecter des cellules cancéreuses puis de les détruire (voir Figure.4.30). Malheureusement, les avancées dans ce domaine sont encore assez limitées. **Exemples :** - le système animé par des fibres musculaires pourrait aider les patients dont les nerfs phréniques sont endommagés, ayant donc du mal à respirer, à utiliser leurs propres fibres cardiaques en forçant leur diaphragme à se contracter. Placés dans le corps humain, ces bio-robots feraient fléchir un matériau piézo-électrique plutôt qu'un fil de silicium et l'émission de décharges de quelques millivolts stimulerait les nerfs phréniques, - parmi les plus intéressantes applications hypothétiques des nano-robots, on dénote la construction de nano-machines hypercomplexes et multifonctionnelles qui permettraient la reconstruction de tissus vivants par une simple injection sous-cutanée. Ces nano-robots, assez petits pour entrer dans une cellule vivante, pourraient remplacer ou réparer les organites, modifier les acides nucléiques (code génétique) ou effectuer d'autres tâches impossibles sans une microchirurgie invasive.

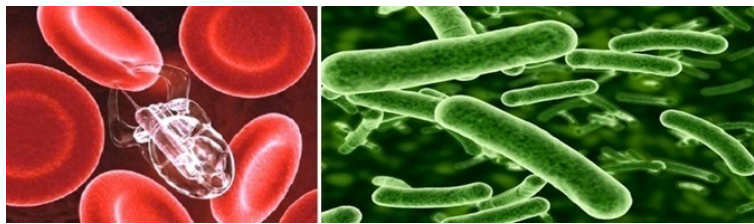


Figure.4.30-Nano-robotique : (à gauche) un minuscule engin d'un quart de millimètre de diamètre serait capable de remonter le courant sanguin dans une artère pour atteindre une zone à opérer et utiliser des instruments miniatures, contrôlés à distance par un chirurgien. (à droite) Des chercheurs du Laboratoire de nano-robotique de l'École Polytechnique de Montréal, au Canada, mettent des essaims de bactéries au travail en les utilisant pour effectuer des micromanipulations, telle que la création de cette pyramide ; un essaim de 5000 bactéries microscopiques portent des briques d'époxy et les assemblent une à une pour former une pyramide. Un ordinateur dirige leurs mouvements par le contrôle des champs magnétiques qui les entourent.

²⁷ **Domotique :** Représente l'ensemble des techniques de l'électronique, de physique du bâtiment, d'automatisme, de l'informatique et des télécommunications utilisées dans les bâtiments, plus ou moins interopérables et permettant de centraliser le contrôle des différents applicatifs de la maison (système de chauffage, volets roulants, porte de garage, portail d'entrée, prises électriques, etc.). La domotique vise à apporter des fonctions de confort (gestion d'énergie, optimisation de l'éclairage et du chauffage), de sécurité (alarme) et de communication (commandes à distance, signaux visuels ou sonores, etc.) que l'on peut retrouver dans les maisons, les hôtels, les lieux publics, etc.

4.7.4.2 Micro-robotique : c'est la branche de la robotique qui étudie la conception de dispositifs robotiques évoluant à l'échelle micrométrique ; du *micromètre* au *millimètre*. Cette discipline inclut notamment l'élaboration et la fabrication de petits robots mobiles (voir **Figure.4.31**). Le terme micro-robotique est parfois aussi utilisé pour désigner la production d'éléments de robots de taille micrométrique ou des éléments logiciels capables de gérer des composants micrométriques. **Exemple** : l'un des défis pour la médecine de demain réside dans la **maîtrise des opérations sur les cellules**. C'est une étape clé à la fois pour le dépistage de pathologies (analyse), et leur traitement (création de médicaments ou implantation de cellules dans le corps humain). C'est vers les années 90 que sont apparus les micro-laboratoires d'analyse. Ils sont composés de systèmes fluidiques, intégrés sur des plateformes dont la taille est de l'ordre de grandeur d'une carte de crédit. Les cellules sont triées notamment selon des critères de diffusion, de polarité ou de masse et étudiées par spectrométrie. Ces micro-laboratoires sont beaucoup utilisés pour effectuer des analyses médicales, en particulier à partir d'échantillons sanguins ou de sérum. On peut citer la détection de marqueurs du cancer du sein. Cependant, ces systèmes sont basés uniquement sur des propriétés fluidiques, et ne donnent pas de renseignements sur les cellules prises de manière individuelle. Pour aller plus loin dans l'analyse, il faut pouvoir **traiter chaque cellule individuellement** et appliquer des actions ou des tests spécifiques pour : - les caractériser (tri des cellules, par exemple cancéreuses ou non), - étudier leur réponse à une sollicitation mécanique (étude des mécanismes de mécano-transduction, différenciation des cellules souches), et - étudier les affinités entre cellules (création de médicaments).

Seule une solution **micro-robotique** peut répondre à cette **combinaison global-local**, en intégrant des moyens robotisés effectuant des actions ciblées sur chacune des cellules sur des plateformes fluidiques déplaçant rapidement de grandes populations cellulaires. Notons que l'utilisation de moyens issus de la micro-robotique apporte la **rapidité nécessaire**, car aux échelles micrométriques l'inertie est négligeable (les faibles dimensions induisent un faible poids), et l'accélération est donc quasiment instantanée. Il est envisageable de traiter rapidement un grand nombre de cellules à des fréquences de **100Hz à 1kHz**.

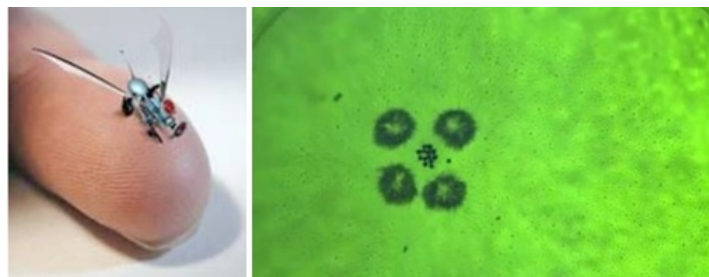


Figure.4.31-Micro-robotique : (à gauche) des chercheurs canadiens ont mis au point le premier vol de micro-robot capable de manipuler des objets, en particulier lors d'interventions chirurgicales, pour des micro-applications. L'invention fournit aux chercheurs un meilleur contrôle sur la manipulation à micro-échelle, ce qui leur permet de se déplacer et placer des objets minuscules avec une précision beaucoup plus grande, (à droite) les physiciens de l'Argonne National Laboratory ont réussi à créer l'auto-assemblage de micro-robots ayant un diamètre de **0,5 mm**. Formée à partir de minuscules particules ferromagnétiques qui flottent librement dans une solution d'eau et d'huile, ces micro-robots sont contrôlés par des aimants.

4.8 Problème du passage au réel

La robotique de groupe s'est toujours heurtée au problème du **passage-au-réel** ; la concrétisation des solutions issues de l'intelligence collective, élaborées dans un environnement simulé, en des systèmes réellement robotisés et plongés dans un environnement aussi bien bruité que loin d'être idéal. Ceci a deux causes principales : - les hypothèses faites sur les capacités des agents, et - celles faites sur l'environnement dans lequel ils évoluent. Effectivement, les modèles de SMA réactifs supposent généralement que les agents sont capables de communiquer

entre eux localement ; de se déplacer sans dérive, souvent dans une grille et à la même vitesse ; enfin ils sont capables d'identifier un autre agent parmi les éléments de l'environnement (perceptions parfaites). Or toutes ces fonctionnalités ne sont pas aussi simples en robotique, elles font même pour la plupart l'objet de recherches (communication, perception et localisation parfaites). Le problème est encore plus profond avec le rôle de l'environnement. En effet, les agents sont supposés pouvoir écrire et lire des informations dessus, et éventuellement, si celui-ci est actif, il doit pouvoir réaliser des opérations. Donc, implémenter de l'intelligence collective dans un groupe de robots réel est un défi de taille [Sim 10]. Un nouveau dispositif expérimental générique est proposé comme une solution éventuelle au problème du passage-au-réel précité. C'est ce que nous allons présenter ci-après [Oli 10].

Une solution éventuelle au problème du passage au réel est un nouveau dispositif qui a pour vocation l'étude des interactions entre robots mobiles et modèles de marquage/lecture/calcul dans l'environnement. Il s'agit de faire évoluer de véritables robots sur un **environnement actif**²⁸ capable d'affichage et d'interaction. Cet environnement expérimental sera composé (voir Figure.4.32) :

- d'une surface interactive permettant l'affichage d'informations/images et la perception (tracking) d'objets placés à sa surface,
- de minirobots mobiles évoluant à sa surface et capables de lire et écrire dans cet environnement.



Figure.4.32-Nouveau dispositif d'essais :
(a) table interactive pour robots, (b) mise en œuvre effective.

L'écriture d'informations par les robots pourra se faire par émission active de signaux vers des caméras infrarouges placées sous la surface interactive. Un tel dispositif permet ainsi de mettre en interaction des robots réels avec un environnement physiquement actif et reprogrammable. Il est dédié à l'étude de processus stigmergiques, et plus généralement aux modèles de coopération ainsi que de communication via l'environnement, avec des robots. Ce dispositif permet d'aborder des questions originales en robotique, en particulier celle de la perception d'un champ de phéromone, par un robot évoluant sur une telle surface/image. Il s'agit de mettre en relation la dynamique d'évolution des champs avec le déplacement continu des robots (vitesse, fréquence de perception). La mesure des couleurs affichées sous le robot, par des capteurs colorimétriques, constituera la première forme d'acquisition d'informations étudiée. Au niveau de la table, le codage, la représentation de signaux (infrarouges, chimiques), de champs de potentiels, de forces sont étudiés. Des fonctionnalités permettant la détection, la mesure et l'optimisation des propriétés émergentes d'un essaim de robots peuvent être établies aussi [Sim 10].

Conclusion

²⁸ **Environnement actif** : c'est un environnement physique (donc non simulé) et reprogrammable, utilisé comme un véritable moyen de communication et de calcul. Il est capable de détecter des événements, prendre des décisions et calculer des solutions à un problème, comme le calcul d'un plus court chemin à l'image des insectes qui déposent des informations chimiques (phéromones) dans l'environnement. En effet, des robots sont capables de marquer cet environnement, d'exploiter ce marquage dissipatif en remontant le gradient qui en découle et de s'organiser, en conséquence, afin de résoudre des tâches complexes comme celle de la patrouille (voir Figure.40.32.b).

L'évolution du robot à travers le temps est passée par trois étapes principales :

- **La passivité** : où le robot était capable d'exécuter une tâche qui peut être complexe, mais de manière répétitive. Aucune modification intempestive de l'environnement n'est prise en considération. L'auto-adaptabilité dans cette génération de robots était très faible.
- **L'activité** : le robot est devenu capable de percevoir une image de son environnement, et de choisir en conséquence le bon comportement (sachant que les différentes configurations ont été prévues). Le robot dans cette génération pouvait se calibrer tout seul.
- **L'intelligence** : dans cette génération actuelle, le robot est capable d'établir des stratégies, ce qui fait appel à des capteurs sophistiqués, et souvent à l'intelligence artificielle en général et l'intelligence collective en particulier.

Cette évolution ne fait que commencer et les robots d'aujourd'hui seront certainement les prototypes archaïques de ceux de demain ; tout semble indiquer qu'ils vont dépasser de très loin, et plus vite qu'on le croît, nos espérances. Les intérêts sociopolitiques, les soutiens économiques et les avancées biotechnologiques et scientifiques sont là pour le confirmer.

Les robots auront une place prépondérante dans les sociétés humaines dans un futur proche. Ils aideront à améliorer effectivement notre vie de tous les jours. Mais ce qui revêt une importance particulière dans toute remarquable avancée technologique dans ce domaine c'est qu'il faut veiller à rester maître de ces inventions, et d'essayer toujours d'augmenter leur fiabilité parallèlement avec leurs performances.

Dans cette perspective, l'IA est venue pour essayer de donner plus d'autonomie et de fiabilité aux robots mobiles. L'intelligence collective, une variété de l'IA tente de distribuer la responsabilité qui incombe à un seul robot, quelque fois extrêmement chargé et trop sophistiqué en se basant sur le principe qui édicte qu'une armée de robots très simples vaut mieux qu'un seul robot complexe. En effet, les robots plus simples reviennent moins chers, sont plus faciles à réaliser et la perte de quelques individus n'entraîne pas nécessairement l'échec de la mission, ce qui est malheureusement le cas, avec un seul robot hautement sophistiqué.

L'intérêt de l'intelligence collective s'est considérablement accru dans le domaine de la robotique pour atteindre une cime avec la robotique collective, la robotique en essaim, la robotique évolutionniste et la robotique modulaire. Notons qu'il est aussi très plausible que cet intérêt verra son importance s'accroître en robotique sociale et ubiquitaire. En effet, la robotique collective, en essaim et évolutionniste peuvent être d'un grand apport à la robotique sociale formant un ensemble de robots pouvant coopérer de pair pour aider un paraplégique à se déplacer et même pouvant adapter spontanément leur formes et leur politique de contrôle selon les changements et les besoins qui peuvent surgir. Il va de soit qu'un ensemble de robots coopère aussi pour rendre un espace ambiant plus intelligent et plus attentif aux besoins des humains qui l'occupent.

L'intelligence collective a mis encore plus en valeur les concepts de l'émergence, de l'auto-organisation et de l'adaptation. Rappelons au passage que l'émergence permet de produire à partir de comportements de base très simples des comportements beaucoup plus complexes lorsque les éléments d'un même système multi-robots sont en interaction les uns avec les autres ; des robots, sans affectation d'un but particulier vont donc interagir les uns avec les autres et mettre en évidence l'émergence d'un but complexe, comme l'amasement d'objets par un groupe de robots (**voir Chapitres 5 et 6**).

La robotique mobile de groupes s'appuie beaucoup sur les simulations orientées agents. En effet, dans ce domaine, la mise-en-œuvre d'expérimentations en conditions réelles peut s'avérer extrêmement longue et couteuse. Il est alors plus judicieux de disposer d'un outil de simulation permettant une première analyse des algorithmes comportementaux qui seront implémentés, par

la suite, dans les robots réels. De plus, la simulation permet de s'affranchir des contraintes techniques liées au monde réel, en se concentrant sur un problème particulier.

Ceci n'empêche pas qu'en robotique, le recours à l'expérimentation est essentiel pour valider les résultats issus de simulations. Ce passage au réel représente actuellement l'un des problèmes sérieux qu'une communauté de chercheurs essaye de solutionner.

Il est évident que la robotique converge de plus en plus vers une robotique de groupe coopérative, permettant d'offrir un éventail de services, multiforme et de préférence dissimulés. Ceci en faisant abstraction du fait qu'elle soit à l'échelle nano, micro ou macro ou qu'elle soit homogène ou hétérogène. L'essentiel qu'elle soit une robotique ouverte et adaptative aussi bien au niveau de la prise de décision qu'au niveau de l'aspect physique et ceci selon les changements que peut subir l'environnement ou selon la migration vers un nouvel environnement.

Malgré les avancés spectaculaires que le domaine de la robotique exhibe, plein de problèmes restent posés. Parmi les plus importants on retrouve **[Oli 10]**:

- Comment intégrer les approches collectives aux architectures et modèles classiques de la robotique ?
- Comment garantir/programmer une propriété émergente dans un système robotique ?
- Comment implémenter physiquement les modèles de l'intelligence collective exploitant des environnements actifs ? (marquage de l'environnement, dépôt de phéromones digitales, etc.),
- Comment passer des modèles informatiques/simulés et souvent discrets, au monde continu et bruité de la robotique ?
- Comment gérer l'interaction robot-humain et robot-environnement ?

Le prochain chapitre traite de notre premier cas d'étude dans le domaine de la robotique de groupe, il s'agit d'une optimisation de la formation en tas par multi-marquage exclusif via une collectivité homogène d'agent-robots réactifs.

Références bibliographiques

- [Ado 10] L. Adouane, «Architecture de contrôle comportementale et réactive pour la coopération d'un groupe de Robots Mobiles», **Thèse de doctorat préparée au laboratoire d'automatique de Besançon, Université de Franche-Comté**, 2010.
- [Alm 04] A. Almeida, G. Ramalho, H. Santana, P. Tedesco, T. Menezes, V. Corruble, et Y. Chevaleyre, «Recent advances on multi-agent patrolling», **Advances in Artificial Intelligence**, Seventeenth Brazilian Symposium on Artificial Intelligence (SBIA'04), pages 474-483, Springer-Verlag, 2004.
- [And 12] A. Andriatrimoson, «Assistance robotisée à la personne en environnement coopérant», **Thèse de Doctorat de l'Université d'Evry Val d'Essonne**, 2012.
- [Anz 68] D. Anzieu et J. Y. Martin, «la dynamique des groupes restreints», **Paris : PUF**, 1968.
- [Aug 08] J.C. Augusto, «Ambient intelligence : Basic concepts and applications», Boris Shishkov Joaquim Filipe and Markus Helfert, editors, **Communications in Computer and Information Science : Software and Data Technologies, volume 10, Part 1, Berlin, Germany : Springer Berlin Heidelberg**, 2008.
- [Aus 02] N. Aussenac-Gilles, «Méthode de construction à partir de textes d'une ontologie du domaine de l'industrie de la fibre de verre», **Rapport interne IRIT/2002-28-R**, 2002.

- [Ara 02] T. Arai, E. Pagello et L. E. Parker, «Editorial: Advances in Multi-Robot Systems», **IEEE, Transactions On Robotics And Automation**, Vol. 18, No 5, PP 655-661, October 2002.
- [Arg 09] B.D. Argall, S. Chernova, M. Veloso et B. Browning, «A survey of robot learning from demonstration», **Robot. Auton. Syst.**, vol. 57, pages 469-483, 6, 16 May 2009.
- [Ark 98] R.C. Arkin, «A Behavior-based Robotics», MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1998.
- [Bal 03] G. Baldassarre, S. Nolfi, et D. Parisi, «Evolution of collective behaviour in a team of physically linked robots», in **R. Gunther, A. Guillot and J-A. Meyer, editors, Applications of Evolutionary computing, Springer Verlag, Heidelberg, Germany**, pp : 581-592, 2003.
- [Bal 07] G. Baldassarre, V. Trianni, M. Bonani, F. Mondada, M. Dorigo et S. Nolfi, «Self-organised coordinated motion in groups of physically connected robots», **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Part B**, 2007.
- [Bae 95] C. Baeijs, Y. Demazeau, « Les Organisations dans les Systèmes Multi-Agents », **4ème Journée du GDR-PRC IA**, Toulouse, 1995.
- [Bar 05] T. D. Barfoot et G. M. T. D'Eleuterio, «Evolving Distributed Control for an Object Clustering Task», article, volume 15, pp:183-201, **Complex Systems**, 2005.
- [Bea 06] É. Beaudry, «Planification de tâches pour un robot mobile autonome », Mémoire pour obtenir le grade de Maître ès sciences (M.Sc.), Faculté des sciences, **Université de Sherbrooke**, Québec, Canada, 2006.
- [Bec 94] R. Beckers, O. E. Holland et J-L. Deneubourg, «From local actions to global tasks : Stigmergy and collective robotics», **Brooks, R. & Maes, P., eds., Proceedings of the Fourth Workshop on Artificial Life**, pp. 181-189, MIT Press, Cambridge, MA, 1994.
- [Ber 04] N.A. Bermejo et N. Carretero de los Angeles, «Inteligencia ambiental», **Madrid : Centro de Difusion de Tecnologias CEDITFUNDETEL**, 2004.
- [Ber 07] R. Bergamann, «Ambient intelligence for decision making in fire service organizations», **Lecture Notes in Computer Science : Ambient Intelligence**, volume 4794/2007, Berlin, Germany : Springer Berlin Heidelberg, 2007.
- [Bil 08] A. Billard, S. Calinon, R. Dillmann et S. Schaal, «Survey: Robot Programming by Demonstration», **Handbook of Robotics**, chapter 59, 6, 7, 16, 144, 2008.
- [Bes 01] S. N. Beshers et J. H. Fewell, «Models of division of labor in social insects», **Annual Review of Entomology**, 46(1) pp:413-440, 2001.
- [Boi 04] O. Boissier, S. Gitton et P. Glize, «Caractéristiques des systèmes et des applications multi-agents». In **Systèmes Multi-Agents**, pages 25-54. Observatoire Français des Techniques Avancées, ARAGO 29, Diffusion Editions TEC & DOC, 2004.
- [Bon 99] E. Bonabeau, M. Dorigo et G. Theraulaz, «Swarm Intelligence : From Natural to Artificial Systems», **Santa Fe Institute Studies in the Sciences of Complexity Proceedings, Oxford University Press, USA**, 1 edition, 1999.
- [Bou 92] M.T. Bouron, « structure de communication et d'organisation pour la coopération dans un univers multi-agents : Une contribution à la définition d'un modèle de programmation agent basé sur les concepts d'engagement et d'acte de langage», **Doctorat de l'Université de Paris 6**, 1992.
- [Bre 98] C. Breazeal, «A motivational system for regulating human-robot interaction», **AAAI '98/IAAI '98 : Proceedings of the fifteenth national/tenth conference on**

- Artificial intelligence/Innovative applications of artificial intelligence*, pages 54-62, Menlo Park, CA, USA, American Association for Artificial Intelligence, 1998.
- [Bre 99] C. Breazeal et B. Scassellati, «A context-dependent attention system for a social robot», **In IJCAI '99 : Proceedings of the Sixteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence**, pages 1146-1153, San Francisco, CA, USA, Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1999.
- [Bre 00] C. Breazeal et B. Scassellati, «Infant-like social interactions between a robot and a human caretaker», **Adaptive Behavior**, 8(1) :49-74, 2000.
- [Bre 02] C. Breazeal, «*Designing Sociable Robots*», **MIT Press, Cambridge, MA, USA**, 2002.
- [Bro 86] R. A. Brooks, «A robust layered control system for a mobile robot», **IEEE Journal of Robotics and Automation**, RA-2/1, pp. 14-23, 1986.
- [Bro 86]₁ R. A. Brooks, «Planning is just a way of avoiding figuring out what to do next», **Working Paper, MIT**, n° 303, 1986.
- [Bru 09] A. Brutschy, « Task allocation in swarm robotics. towards a method for selforganized allocation to complex tasks », **Master's thesis, IRIDIA, Université Libre de Bruxelles, Brussels, Belgium**, Rapport d'avancement de recherche, 2009.
- [Cal 07] S. Calinon, F. Guenter et A. Billard, «On Learning, Representing, and Generalizing a Task in a Humanoid Robot», **Systems, Man, and Cybernetics, Part B : Cybernetics, IEEE Transactions on**, vol. 37, no. 2, pages 286 -298, 7, 16 april 2007.
- [Cam 06] A. Campo, S. Nouyan, M. Birattari, R. Groß et M. Dorigo, «Negotiation of goal direction for cooperative transport», **Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence**, pp: 191-202, 2006.
- [Car 10] E. Carrillo, « Robots reconfigurables : Étude de la convergence dans le problème du déplacement vers un but », **Thèse de Doctorat de Université de Bretagne Sud, France et Université Nationale Expérimentale, Rómulo Gallegos, Vénézuela**, 2010.
- [Cao 97] Cao Y. Cao, A. Fukunaga et A. Kahng, «Cooperative Mobile Robotics: Antecedents and Directions», **Autonomous Robots**, vol. 4, pp. 7-23, 1997.
- [Car 03] C. Carabelea, O. Boissier, A. Florea, «Autonomie dans les systèmes multi-agents : essai de classification», **Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents**, J.P. Briot et K. Ghedira éditeurs, Hermès, p. 191-204, 2003.
- [Cas 98] C. Castelfranchi, « Modeling Social Action for AI agents », **Artificial Intelligence** 103, pp. 157-182, **Elsevier**, 1998.
- [Cha 01] B. Chaib-draa, I. Jarras et B. Moulin, « Systèmes Multi-agents : Principes généraux et Applications », Article qui apparaît dans : J. P. Briot et Y. Demazeau « Agent et systèmes multiagents » chez **Hermès** en 2001.
- [Cha 09] R. Charrier, « L'intelligence en essaim sous l'angle des systèmes complexes : étude d'un système multi-agent réactif à base d'itérations logistiques couplées », **Doctorat de l'université Nancy 2**, 2009.
- [Chr 00] R. Chrisley et S. Begeer, «Artificial intelligence: critical concepts», **Taylor & Francis**, 2000.
- [Cli 93] D. Cliff, I. Harvey and P. Husbands, « Explorations in evolutionary robotics », **Adaptive Behavior**, 2:73-110, 1993.
- [Coh 96] W. Cohen, «Adaptive mapping and navigation by teams of simple robots», **Robotics and Autonomous Systems**, Vol 18, pp : 411-434, 1996.

- [Com 11] L. Compère, « Self Organised Task Allocation in Swarm Robotics Partitionnement de tâches vu comme un problème du bandit à multiples bras », **mémoire de l'Université Libre de Bruxelles**, 2011.
- [Cor 08] N. Correll et A. Martinoli, «Comparing coordination schemes for miniature robotic swarms : A case study in boundary coverage of regular structures», **Proc. of the Int. Symp. on Experimental Robotics, ser. Springer Tracts in Advanced Robotics**, Rio de Janeiro, Brazil, 2008.
- [Deb 07] K. Deb et A. Srinivasan, «INNOVIZATION : Discovery of Innovative Design Principles Through Multiobjective Evolutionary Optimization», **Multiobjective Problem Solving from Nature: From Concepts to Applications**, page 243, 2007.
- [Deb 02] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal et T. Meyarivan, «A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II», **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, 6(2):182-197, 2002.
- [Deh 03] F. Dehais, C. Tessier et L. Chaudron «GHOST: experimenting conflicts countermeasures in the pilot's activity», **In Proceedings of IJCAI**, Acapulco, Mexico, 2003.
- [Dem 90] Y. Demazeau et J.P. Muller, « Decentralized artificial intelligence », **Proceeding of the 1st modeling autonomous agents and multi-agents worlds**, Cambridge : North-Holland, 1990.
- [Dem 03] Y. Demazeau, «Créativité Emergente Centrée Utilisateur (keynote) », Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents, J.P. Briot et K. Ghedira éditeurs, Hermès, p. 31-36, 2003.
- [Den 89] J. L. Deneubourg et S. Goss, «Collective patterns and decision-making», **Ethology, Ecology & Evolution**, 1, 295-311, 1989.
- [Dje 10] O. Djekoune, « Localisation et Guidage du Robot Mobile Atrv2 dans un Environnement Naturel », **Thèse de Doctorat, Université des sciences et de la technologie Houari Boumediene**, 2010.
- [Don 10] S. Doncieux, « Robotique Evolutionniste : conception orientée vers le comportement », **Habilitation à diriger des recherches**, Université Pierre et Marie Curie, 2010.
- [Dor 04] M. Dorigo et E. Sahin, «Swarm robotics», **Autonomous Robots**, (17)111-113, 2004.
- [Dub 08] M. Dubois, «MASL, langage de contrôle multi-agents robotiques», **Thèse de l'Université de Bretagne-sud**, 2008.
- [Dur 91] H.E. Durfee, A.T. Montgomery, «Coordination as Distributed Search in a Hierarchical behavior Space», **IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics**, special issue on Distributed A.I, 1991.
- [Dut 04] Dutta, I. Bogobowicz, A. D. Gu, J. J., «Collective robotics - a survey of control and communication techniques, Intelligent Mechatronics and Automation», **Proceedings, International, Conférence on**, pages 505- 510, August 2004.
- [Dro 00] A. Drogoul, « Systèmes multi-agents situés », **Habilitation à diriger des recherches**, Université Pierre et Marie Curie, France, 2000.
- [Dro 93] A. Drogoul, « De la Simulation Multi-Agents à la Résolution Collective de Problèmes: une Etude de l'Emergence de Structures d'Organisation dans les Systèmes Multi-Agents », **Thèse de Doctorat**, Université Pierre et Marie Curie, 1993.
- [Eld 01] M.Y. Eldershaw, «Modular reconfigurable in space applications», **Proceedings of the 10th International Conference on Advanced Robotics**, Budapest, Hongrie, août 2001.

- [Evr 09] P. Evrard, E. Gribovskaya, S. Calinon, A. Billard et A. Kheddar, «Teaching physical collaborative tasks : Object-lifting case study with a humanoid», In **Proc, IEEE-RAS Intl Conf, on Humanoid Robots (Humanoids)**, pages 399-404, 7, December 2009.
- [Far 04] A. Farinelli, L. Iocchi et D. Nardi, «Multirobot systems: A classification focused on coordination», **IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. B**, vol. 34, no. 5, 2004.
- [Fer 95] J. Ferber, « Les Systèmes Multi-agents: vers une intelligence collective », **iaa, inter-éditions**, 1995.
- [Fle 02] Fleming, P. J. and Purshouse, R. C. «Evolutionary algorithms in control systems engineering: a survey», **Control Engineering Practice**, 10(11):1223-1241, 2002.
- [Flo 96] D. Floreano et F. Mondada, «Evolution of homing navigation in a real mobile robot», **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B**, 1996.
- [Fod 87] J. Fodor, «Psychosemantics», The **MIT Press**, 1987.
- [Fox 98] D. Fox, W. Burgard et S. Thrun, «Active Markov localization for mobile robots», **Robotics and Autonomous Systems**, (25) 195-207, 1998.
- [Fox 99] D. Fox, W. Burgard et S. Thrun, « Markov localization for mobile robots in dynamic environments», **Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)**, 11:391– 427, 1999.
- [Fré 06] F. Giamarchi « Petits robots mobiles », **Dunod**, 2006.
- [Gam 02] L. Gambardella, S. Nolfi, J-L. Deneubourg, F. Mondada, A. Guignard, G. Pettinaro, I. Kwee, M. Dorigo et D. Floreano, «Swarm-bot : A swarm of autonomous mobile robots with self-assembling capabilities», **Proceedings of the International Workshop on Self-Organisation and Evolution of Social Behaviour**, pages 307-312, Monte Verità Ascona, Suisse, septembre 2002.
- [Gam 05] J. Gamcet, «Systèmes multi-robots aériens : architecture pour la planification, la supervision et la coopération», **Doctorat, Université de Paris 6**, 2005.
- [Gar 05] S. Garnier, C. Jost, R. Jeanson, J. Gautrais, M. Asadpour, G. Caprari, J.-L. Deneubourg, et G. Theraulaz, «Collective decision-making by a group of cockroach-like robots», **Proc. of the IEEE Int. Symp. On Swarm Intelligence, Pasadena, CA, USA**, pp. 233-240, June 2005.
- [Gar 08] S. Garnier «Décisions collectives dans des systèmes d'intelligence en essaim», **PhD thesis, Université de Toulouse**, 2008.
- [Ger 02] B. P. Gerkey, M. J. Mataric', «Sold ! : Auction methods for multi-robot coordination», **IEEE Transactions on Robotics and Automation-Special issue on Advances in Multi-Robot Systems** 18(5), pp : 758-786, 2002.
- [Gir 01] S. Giroux, C. Moulin, G. Paddeu, D. Carboni, R. Demontis, S. Sanna, E. Stara, «Mobilité, personnalisation et Information Géo-référencée», **Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents**, A. El Fallah Seghrouchni et L. Magnin éditeurs, Hermès, p. 17-30, 2001.
- [Gla 95] N. Glance et B. Huberman, «Organizational fluidity and sustainable cooperation», In **Proceedings of the Fifth European Workshop on Modelling Autonomous Agents in a Multi-AgentWorld: From Reaction to Cognition**, MAAMAW'95, pages 89-103, 1995.
- [Gla 11] A. Glad , «Etude de l'auto-organisation dans les algorithmes de patrouille multi-gent fondés sur les phéromones digitales», **Thèse de Doctorat de l'université Nancy 2**, 2011.
- [Gon 01] R.C. Gonzalez et R.E. Woods « Digital Image Processing », **Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc.**, Boston, MA, USA, 2001.

- [Gue 03] Z. Guessoum, « modèles et architectures d'agents et de système multi agents adaptatifs », **Habilitation à diriger les recherches**, Université de Pierre et Marie Curie, Paris 6, 2003.
- [Gue 10] T. Guerram, « Le Raisonnement Qualitatif dans les Systèmes Multi-agents », **Thèse de Doctorat, Université de Constantine**, 2010.
- [Gra 84] P.P. Grassé, «Fondation des Sociétés, Construction», **Termitologia, Tome II, Masson**, Paris, 1984.
- [Gra 96] B. Grasser, «Organization and work situations: Which sources for the learning process? », **Review of labour economics and industrial relations**, 10(1), 63-92. 1996.
- [Gre 02] B.P. Gerkey, «Sold!: Auction methods for multi-robot coordination», **IEEE Transactions on Robotics and Automation Special issue on Advances in Multi-Robots Systems**, 18(5), pp : 758-786, 2002.
- [Gro 03] R. Gross et M. Dorigo « Evolving a cooperative transport behavior for two simple robots», **Proceedings of the 6th International Conference on Artificial Evolution**, pp: 157-168, Marseille, France, 2003.
- [Gro 06] Gross, R., Bonani, M., Mondada, F., and Dorigo, M. «Autonomous Self-Assembly in Swarm-Bots », **IEEE Transactions on Robotics**, 22(6):1115-1130, 2006.
- [Han 98] M. Hannoun, J. S. Sichman, O. Boissier, C. Sayettat, «Dependence Relations Between Roles in a Multi-Agent System : Towards the Detection of Inconsistencies in Organization», **MABS'98, Springer-Verlag** (vol. 1534), pp: 169-182, 1998.
- [Han 01] N.Hansen et A. Ostermeier, «Completely derandomized self-adaptation in evolution strategies», **Evolutionary computation**, 9(2) :159-195, 2001.
- [Har 02] A. Hart, C. Anderson et F. Ratnieks, «Task partitioning in leafcutting ants», **Acta ethologica**, 5 :1-11, 2002.
- [Hay 02] A. T. Hayes et P. Dormiani-Tabatabaei, «Self-organized flocking with agent failure: Off-line optimization and demonstration with real robots», **Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation**, pp: 3900-3905, 2002.
- [He 03] M. He, N.R. Jennings et H. Leung, «On agent-mediated electronic commerce», **IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering** 15 [4] 985-1003, 2003.
- [Hir 00] Y. Hirata, K. Kosuge, H. Sama, H. Kaetsu et K. Kawabata, « Coordinated transportation of a single object by multiple mobile robots without position information of each robot», in **Proc. IEEE/RSJ int. Conf. in Intelligent Robots and Systems**, pp.2024-2029, 2002.
- [Hor 00] G.S. Hornby, S. Takamura, J. Yokono, O. Hanagata, T. Yamamoto, et M. Fujita, «Evolving Robust Gaits with AIBO», **IEEE International Conference on Robotics and Automation**, pages 3040-3045, 2000.
- [Hug 00] L. Hugues, «Collective grounded representations for robots», **Fifth Symposium on Distributed Autonomous Robotics Systems**, 2000.
- [Hug 02] L. Hugues, «Apprentissage de comportements pour un robot autonome», **Thèse de doctorat de l'université Pierre et Marie Curie**, Décembre 2002.
- [Hus 97] P. Husbands, I. Harvey, D. Cliff et G. Miller, «Artificial evolution: a new path for artificial intelligence? », **Brain and cognition**, 34(1):130-59, 1997.
- [Lét 04] D. Létourneau, F. Michaud et J.-M. Valin, « Autonomous robot that can read », Dans **EURASIP Journal on Applied Signal Processing**, Special Issue on Advances in Intelligent Vision Systems : Methods and Applications, vol. 3, 2004.

- [Lip 00] Lipson, H. and Pollack, J. B. «Automatic design and manufacture of robotic life forms», **Nature**, 406(31) :974-978, 2000.
- [Ijs 01] A. J. Ijspeert, A. Martinoli, A. Billard et L. Gambardella, «Collaboration through the exploitation of local interactions in autonomous collective robotics: The stick pulling experiment», **Autonomous Robots**, vol. 11, no. 2, pp. 149-171, 2001.
- [Ioc 01] L. Iocchi, D. Nardi et M. Salerno, «Reactivity and Deliberation: a survey on Multi-Robot Systems in Balancing Reactivity and Deliberation in Multi-Agent Systems», (LNAI 2103), E. P. M. Hannebauer, J. Wendler, Ed. Springer, pp : 9-32, 2001.
- [Loc 04] A. Lockerd et C. Breazeal, «Tutelage and socially guided robot learning», **Intelligent Robots and Systems, (IROS 2004) Proceedings, IEEE/RSJ International Conference on**, volume 4, pages 3475 – 3480 vol.4, sept 2, oct 6, 7, 2004.
- [Lom 10] D. Lomme-desages, «Commande d'un robot mobile rapide à roues non directionnelles sur sol naturel», **Thèse de Doctorat, Pierre et Marie Curie**, Paris 6, 2010.
- [Jen 96] N. R. Jennings, «coordination techniques for distributed artificial intelligence», **Foundation of Distributed Artificial Intelligence, Wiley and Sons**, 1996.
- [Jen 98] H. Jens, G. Carmelita and F. Peyman, «Agent technology for the UMTS VHE concept», **ACM/IEEE MobiCom'98**, Workshop on Wireless Mobile Multimedia, Dallas, USA, October 1998.
- [Jun 00] D. Jung et A. Zelinsky, «Grounded symbolic communication between heterogeneous cooperating robots», **Autonomous Robots journal, special issue on Heterogeneous Multi-robot Systems, Kluwer Academic Publishers, Balch, Tucker and Parker, Lynne edition** 8(3), pp: 269-292, 2000.
- [Kab 99] N. Kabachi, «Modélisation et Apprentissage de la Prise de Décision dans les Organisations Productives: Approche Multi-Agent », **Thèse de doctorat, Ecole des Mines de St-Etienne**, 1999.
- [Kla 03] E. Klavins, «A formal model of a multi-robot control and communication task», **IEEE Conf on Decision and Control**, 2003.
- [Kla, 04] E. Klavins, «A language for modeling and programming cooperative control systems», **Int Conf on Robotics and Automation ICRA**, 2004.
- [Kle 09] F. Klein, «Contrôle d'un SMA Réactif par Modélisation et Apprentissage de sa Dynamique Globale », **Thèse de Doctorat de l'université Nancy 2** (spécialité informatique), 2009.
- [Koj 97] J. Kodjabachian, et J.A. Meyer, «Evolution and development of Neural Networks Controlling Locomotion, Gradient-Following, and Obstacle-Avoidance in Artificial Insects», **IEEE Transactions on Neural Networks**, 9:796-812, 1997.
- [Kot 99] D. Kotz and R. Gray. "Mobile Agents and the Future of the Internet", **ACM Operating Systems Review**, Vol. 33(3), pp. 7-13, 1999.
- [Kub 94] C. Kube et E. Bonabeau, «Cooperative recovery behavior for collective robotics», **International Conference on Intelligence Robots and Systems**, pp : 1890-1893, 1994.
- [Kub 96] C. Kube et H. Zheng, «The use of perceptual cues in multi-robot box-pushing», **International Conference on Intelligence Robots and Automation**, pp : 2085-2090, 1996.
- [Kub 00] C. Kube et E. Bonabeau, «Cooperative transport by ants and robots», **Robotics and Autonomous systems** 30(1/2), pp: 85-101, 2000.

- [Kui 91] B. Kuipers et Y. Byun, «A robot exploration and mapping strategy based on a semantic hierarchy of spatial representation», In **Robotics and Autonomous Systems** 8, 1991.
- [Lan 08] L. Lana de Carvalho, «Une approche multi-agents des systèmes complexes adaptatifs en psychologie cognitive», **Thèse de doctorat en Psychologie, Université Lumière Lyon 2**, 2008.
- [Las 04] J. Lasserre, «Evolution de contrôle leurs en robotique modulaire», **Master de recherche informatique**, Université Paris XI, 2004.
- [Leg 03] F. Legras, « Organisation dynamique d'équipes d'engins autonomes par écoute flottante », **Thèse de l'université de Toulouse**, 2003.
- [Lem 00] C. Le Maître, A. El Fallah-Seghrouchni, « A Comprehensive Theory of Meaning for Communication Acts in Multi-Agent Systems», paraît dans les actes de **ICMAS'2000**, AAAI Press, Boston, 2000.
- [Ler 98] S. Leroy, «Outils géométriques pour la planification de trajectoires de robots mobiles non holonomes», **Thèse de Doctorat, LAAS N°98534**, 1998.
- [Lhu 98] M. Lhuillier, « Une approche à base de composants logiciels pour la conception d'agents : Principes et mise en œuvre à travers la plate-forme Maleva », **Thèse de doctorat**, Université Paris 6, 1998.
- [Mac 97] D. C. MacKenzie, R. C. Arkin, and J. M. Cameron, «Multiagent mission specification and execution», *Auton. Robot.*, vol. 4, no. 1, pp. 29–52, 1997.
- [Mag 96] L. Magnin, « Modélisation et simulation de l'environnement dans les systèmes multi-agents : application aux robots footballeurs », **Thèse de Doctorat, Université Paris VI**, 1996.
- [Mal 90] T. W. Malone, «Organizing information processing systems: parallels between human organizations and computer systems», In W.W. Zachary and S.P. Robertson, editors, *Cognition, Computation and Cooperation*, pages 56-83. Ablex, 1990.
- [Mal 94] T.W. Malone et K. crowston, «the interdisciplinary study of coordination », *ACM computing survey*, vol 26 (1), pp. 87-119, 1994.
- [Mal 04] J. Malenfant et S. Denier, « Architecture réflexive pour le contrôle de robots modulaires », **L'Objet**, pp : 17-30, 2004.
- [Mar 95] A. Martinoi et F. Mondala, «Collective and cooperative group behaviours : Biologically inspired experiments in robotics», in **proceeding on the fourth symposium on Experimental Robotics ISER'**, vol 223, Standard USA pp : 3-10, 1995.
- [Mar 99] A. Martinoli, A. J. Ijspeert et F. Mondada, «Understanding collective aggregation mechanisms : From probabilistic modelling to experiments with real robots», **Robotics and Autonomous Systems**, vol. 29, no. 1, pp: 51-63, 1999.
- [Mat 95] M. J. Mataric', M. Nilson et K. Simsarian, «Cooperation multi-robots box-pushing», **IEEE International Conference on Intelligence Robots and Systems**, Vol 3, Pittsburgh, PA, pp : 556-561, 1995.
- [Mat 04] M.J. Mataric', «Interaction and Intelligent Behavior», **PhD thesis, MIT**, 2004.
- [Mcl 07] J. McLurkin et J. Smith, «Distributed algorithms for dispersion in indoor environments using a swarm of autonomous mobile robots», *Proc. of the Int, Symp, on Distributed Autonomous Robotic Systems*, ser, **Distributed Autonomous Robotic Systems**, vol. 6, Toulouse, France, 2007.
- [Mel 01] C. Melhuish, «Strategies for collective Minimalist Mobile Robot», Vol ERS 6, **Professional Engineering Publishing**, 2001.

- [Min 82] H. Mintzberg, « Structure et dynamique des organisations », **Editions d'organisation**, Paris, 1982.
- [Min 88] M. Minsky, « La Société de l'esprit », **InterEditions**, 1988.
- [Mon 03] F. Mondada « Swarm-bot : from concept to implementation », **IEEE/RSJ int conf on intelligent robots and systems IROS 2003**.
- [Mou 06] J-B.Mouret, S. Doncieux et J.A. Meyer, « Incremental Evolution of Target-Following Neuro-controllers for Flapping-Wing Animats: From Animals to Animats », **Proceedings of the 9th International Conference on the Simulation of Adaptive Behavior (SAB)**, pages 606-618, Rome, Italy, 2006.
- [Mou 07] S. Moujahed, « Approche Multi-agents Auto-organisée pour la Résolution de Contraintes spatiales dans les problèmes de Positionnement Mono et Multi-niveaux », **thèse de doctorat, Université de Franche-Comté et de Université de Technologie de Belfort-Montbéliard**, 2007.
- [Mor 94] P. Moraïtis « Paradigme Multi-Agent et Prise de Décision Distribuée ». **Thèse de Doctorat Université Paris Dauphine**, 1994.
- [Mur 00] R.R. Murphy, « Introduction to AI Robotics », **MIT Press, Cambridge, MA, USA**, 2000.
- [Nag 98] K. Nagatani, H. Choset et S. Thrun, « Towards exact localization without explicit localization with the generalized Voronoi graph », **Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Robotics and Automation**, 342-348, 1998.
- [Nad 08] M. Nader, J. Al-Jaroodi et I. Jawhar. « Middleware for robotics: A survey », **IEEE Intl, editor, Robotics, Automation, and Mechatronics**, pages 736-742, September 2008.
- [Nel 09] A. Nelson, G. Barlow et L. Doitsidis, « Fitness functions in evolutionary robotics: A survey and analysis », **Robotics and Autonomous Systems**, 57(4):345-370, 2009.
- [Neh 04] C.L. Nehaniv et K. Dautenhahn, « Imitation and social learning in robots, humans, and animals : behavioural, social and communicative dimensions », **Cambridge University Press**, 6, 2004.
- [Neh 06] U. Nehmzow, « Scientific Methods in Mobile Robotics », **Springer-Verlag**, Printed in Germany, 2006.
- [Nem 07] J. Nembrini et A. Martinoli, « Robotique en Essaim, Récents Résultats et Directions Futures », **Journées Nationales de la Recherche en Robotique**, Obernai, France, October, 2007.
- [Nii 86] H. P. Nii, « Blackboard Systems », **AI Magazine** 7(3):38-53 and 7(4):82-107, 1986.
- [Ouz 96] Y. Ouzrout, « Modélisation et Simulation d'Organisations Productives Réactives : Une Approche Multi-Agents », **Ingénierie Informatique, Université Lumière Lyon 2**, Lyon, 1996.
- [Par 98] L. E. Parker, « Alliance: An architecture for fault multi-robot cooperation », **IEEE transactions on Robotics and Automation** 14(2), pp: 220-240, 1998.
- [Par 00] L.E. Parker, « Lifelong adaptation in heterogeneous multi-robot teams: Response to continual variation in individual robot performance », **Autonomous Robots** 8(3), pp: 239-267, 2000.
- [Pfe 06] R. Pfeifer et J. Bongard, « How the Body Shapes the Way We Think: A New View of Intelligence », **MIT Press, chapter 2**, November, 2006.
- [Pic 04] G. Picard, « Méthodologie de développement de systèmes multi-agents adaptatifs et conception de logiciels à fonctionnalité émergente », **Thèse de Doctorat, Université Paul Sabatier de Toulouse III**, 2004.

- [Pic 09] G. Picard, J.F. Hübner, O. Boissier, and M.-P. Gleizes, «Réorganisation et auto-organisation dans les systèmes multi-agents», In Z. Guessoum and S. Hassas, editors, **Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents (JFSMA'09)**, Lyon, France, October 19-21, pages 89-98, Cépaduès, 2009.
- [Pop 93] P. Populaire, Y. Demazeau, O. Boissier et J. Sichman, «Description et implémentation de protocoles de communication en univers multi-agents», **1ères journées francophones Intelligence Artificielle Distribuée et Systèmes multi-agents**, Toulouse, Avril 1993.
- [Pug 06] J. Pugh et A. Martinoli, «Multi-robot learning with particle swarm optimization», **Proceedings of the fifth international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems**, pp: 441-448, ACM New York, NY, USA, 2006.
- [Pra 07] G. Pradel, «Environnement de production d'activités interactives et adaptatives pour des enfants autistes par le jeu avec un robot mobile ludique». **ASSISTH'07 : 1ère Conférence Internationale sur l'Accessibilité et les Systèmes de Suppléance aux Personnes en Situations de Handicaps "Pour une Meilleure Insertion dans la Société"**, Toulouse, France, November 2007.
- [Pyl 87] Z. Pylyshyn, «The robot's dilemma», **Ablex**, 1987.
- [Rat 99] F. L. W Ratnieks et C. Anderson, «Task partitioning in insect societies », **Insectes Sociaux**, 46 :95-108, 1999.
- [Rey 87] C. W. Reynolds, «Flocks, herds, and schools: A distributed behavioral model», **Computer Graphics**, vol. 21, no. 4, pp. 25-34, 1987.
- [Rob 00] P. Robertson, R. Laddaga & H. Shrobe, «Introduction: the First International Workshop on Self-Adaptive Software», **Proceedings of the 1st IWSAS** edited by P. Robertson, R. Laddaga, H. Shrobe in LNCS 1936, pp 1-10, 2000.
- [Rob 96] F. Robert, «Coopération multi-robots par insertion incrémentale de plans», **Thèse de Doctorat, LAAS**, 1996.
- [Rou 12] P. Rouanet, « Apprendre à un robot à reconnaître des objets visuels nouveaux et à les associer à des mots nouveaux : le rôle de l'interface », **Thèse de Doctorat de l'Université de Bordeaux 1**, 2012.
- [Rus 95] S.J. Russel, P. Norvig, «Artificial Intelligence: A Modern Approach», **Prentice Hall International : Hemel Hempstead**, England, 1995.
- [Rus 95]₁ D. Rus, B. Donald et J. Jennings, «Moving furniture with teams of autonomous robots», in **IROS95'**, Vol.1, pp : 235-242, 1995.
- [Sah 05] E. Sahin, «Swarm robotics: From sources of inspiration to domains of application», **Proceedings of the First International Workshop on Swarm Robotics**, volume 3342 de Lecture Notes in Computer Science, pages 10-20, Springer 2005.
- [Sah 08] E. Sahin, S. Girgin, L. Bayindir et A. E. Turgut, «Swarm robotics», **C. Blum, et D. Merkle éditeurs : Swarm Intelligence, Natural Computing Series**, pages 87-100, Springer-Verlag, 2008.
- [Sai 11] S. Saint-Aimé, «Conception et réalisation d'un robot compagnon expressif basé sur un modèle calculatoire des émotions», **Thèse de Doctorat de l'université de Bretagne Sud**, 2011.
- [Sch 06] M. Schwager, J. McLurkin et D. Rus, «Distributed coverage control with sensory feedback for networked robots », **Proc. of the Robotics :Science and Systems Conference, Philadelphia**, PA, USA, August 2006.
- [Sem 04] F. Sempé, « Auto-organisation d'une collectivité de robots : Application à l'activité de patrouille en présence de perturbation», **Thèse de Doctorat, Université Pierre et Marie Curie**, 2004.

- [Shi 07] Y. Shim et P. Husbands, «Feathered Flyer : Integrating Morphological Computation and Sensory Reflexes into a Physically Simulated Flapping-Wing Robot for Robust Flight Manoeuvre», **Lecture Notes in Computer Science**, 4648 :756, 2007.
- [Sic 95] J. S. Sichman et Y. Demazeau, «Exploiting Social Reasoning to Deal with Agency Level Inconsistency», Pages 352-359 of **Proceedings of the 1st International Conference on Multi-Agent Systems. San Francisco, USA: MIT Press**, 1995.
- [Sic 96] J. S. Sichman, «On achievable goals and feasible plans in open multi-agent systems», Pages 16-30 of **Proceedings of the 1st Ibero-American Workshop on DAI/MAS**, 1996.
- [Sim 82] H.A. Simon, «Models of Bounded Rationality», Cambridge, MIT Press, 1982.
- [Sim 90] J. Simos, «Evaluer l'impact sur l'environnement». **Presses polytechniques et Universitaires romandes**, 1969.
- [Sim 95] R. Simmons et S. Koenig, «Probabilistic robot navigation in partially observable environments», In **Proc. of the International Joint Conference on Artificial Intelligence**, 1995.
- [Sim 01] O. Simonin, « Le modèle satisfaction-altruisme : coopération et résolution de conflits entre agents situés réactifs, application à la robotique », **Thèse de Doctorat, Université Montpellier II**, 2001.
- [Sim 10] O. Simonin, « Contribution à la résolution collective de problème Modèles d'auto-organisation par interactions directes et indirectes dans les SMA réactifs et robotiques », **Habilitation à Diriger des Recherches, Université Henri Poincaré**, 2010.
- [Sin 93] K. Singh et K. Fujimura, «Map making by cooperating mobile robots», in **International Conference On Robotics And Automation**, Los Alamitos, pp : 254-258, 1993.
- [Ste 90] L. Steels, «Cooperation between distributed agents through self-organization», In : Y. Demazeau et J.-P. Muller, (eds) **Decentralized A.I. Proceedings of the First European Workshop on Modelling Autonomous Agents in a Multi-Agent World**, pp. 175-196, Amsterdam: **Elsevier Science Publishers** (North-Holland), 1990.
- [Sti 93] D. Stilwell et J. Bay, «Toward the development of a material transport system using swarms of ant-like robots», in **International Conference on Robotics and Automation**, pp. 766-771, 1993.
- [Sty 02] K. Sty, «Using situated communication in distributed autonomous mobile robots», **Seventh Scandinavian Conference on Artificial Intelligence (SCAI01)**, 2002.
- [Teu 99] C. Teuscher, E. Sanchez et M. Sipper, «ROMERO : un Pèlerinage Robotique à Santa Fe », **Journées des Jeunes Chercheurs 11ème édition, 8-9 Avril, Lausanne**, pp : 145-150, 1999.
- [Tho 07] A.L. Thomaz et C. Breazeal, «Robot learning via socially guided exploration», **Development and Learning, 2007, ICDL 2007, IEEE 6th International Conference on**, pages 82-87, 6, 7, 16 July 2007.
- [Tua 10] L.V. Tuan, «Coopération dans les systèmes Multi-robots : Contribution au maintien de la connectivité et à l'allocation dynamique de rôles », **thèse de Doctorat, Université de Caen**, 2010.
- [Tam 02] M. Tambe, P. Scerri, D. Pynadath, «Why the elf acted autonomously: Towards a theory of adjustable autonomy», **Proceedings of AAMAS 2002**, ACM Press, p. 857-864, 2002.

- [Thr 96] S. Thrun et A. Bucken, «Integrating Grid-based and topological maps for mobile robot navigation», In **Proceedings of the Thirteenth National Conference on Artificial Intelligence**, pages 944-950, 1996.
- [Thr 01] S. Thrun, D. Fox et W. Burgard, « Robust Monte Carlo localization for mobile robots », **Artificial Intelligence**, 128(1-2):99–141, 2001.
- [Top 99] X. Topin, C. Regis, M.-P. Gleizes, et P. Glize, «Comportements individuels adaptatifs dans un environnement dynamique pour l'exploitation collective de ressources», In A. Drogoul et J.-A. Meyer, editors, *Intelligence artificielle située, cerveau, corps et environnement*, **Editions Hermès**, 1999.
- [Tru 98] E. Trucco et A. Verri, « Introductory Techniques for 3-D Computer Vision », **Prentice Hall PTR**, Upper Saddle River, NJ, USA, 1998.
- [Von 93] K. Von Frisch, «The dance language and orientation of bees», **Harvard University Press**, 1993.
- [Yam 01] H. Yamaguchi, T. Arai et G. Beni, «A distributed control scheme for multiple robotic vehicles to make group formations», **Robotics and Autonomous Systems** vol 36, pp: 125-147, 2001.
- [Yim 99] M. Yim et A. Casal, « Self-reconfiguration planning for a class of modular robots», **Proceedings of the International Society for Optical Engineering**, volume 3839, 1999.
- [Yim 00] M. Yim, D. Duff et K. Roufas, «Modular reconfigurable robots, an approach to urban search and rescue», **Proceedings of the 1st International Workshop on Human-friendly Welfare Robotics Systems**, Taejon, Corée, janvier 2000.
- [Wei 99] G. Weiss, «Multiagent Systems: a modern approach to distributed artificial intelligence», **Cambridge: The MIT press**, 1999.
- [Wil 04] M. Wilson, C. Melhuish, A. B. Sendova-Franks et S. Scholes, «Algorithms for building annular structures with minimalist robots inspired by brood sorting in ant colonies», **Autonomous Robots**, vol. 17, no. 2-3, pp: 115-136, 2004.
- [Woo 96] M. Wooldridge and N.R. Jennings, «Intelligent Agents: Theory and Practice», **Knowledge Engineering Review** Vol, 10, n° 2, 1996.
- [Zlo 06] R. Zlot et A. Stentz, «Market-based multirobot coordination for complex tasks», **Int. J. of Robotics Research**, vol. 25, no. 1, pp. 73-102, 2006.

Chapitre 5

Optimisation du Groupement par Multi- marquage Exclusif dans un Environnement Multi- robots

Optimisation du Groupement par Multi-marquage Exclusif dans un Environnement Multi-robots

Clustering Optimization by an Exclusive Multi-Marking Technique in Multi-robots Environment

Résumé - Pour résoudre des problèmes complexes, la tendance actuelle se tourne vers les comportements des essaims, réalisés à base d'interactions collectives, résultant d'un travail coopératif avantageant les échanges entre les individus d'un même groupe au niveau microscopique et permettant l'émergence à un niveau macroscopique de comportements collectifs complexes. De nombreux modèles ont été inspirés de ces comportements et ont permis d'aboutir à des règles simples ayant la propriété de pouvoir guider des robots ; mobiles, autonomes et à capacité limitée, dans leur environnement, afin d'accomplir des tâches comme celles de construction, d'exploration, de surveillance ou de collecte. Une méthode qui s'appuie sur le principe de l'émergence inversée, et qui est présentée ici, a fait évoluer le comportement global au sein d'un groupe d'agents-robots homogènes, de telle manière qu'elle est parvenue au but de pouvoir réaliser une tâche de formation de tas selon deux approches. Celle présentée par Barfoot et les autres et celle qu'on propose ici, et qui est basée sur un principe de multi-marquage exclusif qui permet aux agents-robot d'adapter leurs comportements à ceux des chefs de files afin d'optimiser de la sorte le temps imparti à la recherche de chemins pour se déplacer et la consommation d'énergie. Le système de commande, guidant ces derniers pour réussir cette tâche, fonctionne à base de règles sensori-motrices servant à arbitrer entre un certain nombre de comportements élémentaires dont chacun de ces robots est doté au préalable. Les algorithmes génétiques recherchent alors, le jeu de règles approprié dont l'arbitrage aura comme conséquence la réussite du groupement. Des résultats de la simulation (mise-en-œuvre selon le modèle agent-réactif, ayant permis de comparer les deux approches précitées et de montrer la consistance des règles décelées) sont fournis et commentés.

Introduction	173
5.1 Système multi-agents	174
5.2 Algorithme génétique	174
5.3 Groupement ordinaire	175
5.4 Résultats de Simulation selon la première approche	176
5.4.1 Mise en œuvre	176
5.4.2 Mise à l'échelle	176
5.5 Groupement par multi-marquage exclusive	177
5.6 Résultat de la simulation selon la deuxième approche	178
5.6.1 Mise en œuvre	178
5.6.2 Mise à l'échelle	179
5.7 Règles décelées	179
5.7.1 Selon la première approche	179
5.7.2 Selon la deuxième approche	179
5.8 Comparaison des deux approches	179
5.9 Comparaison des règles trouvées avec celles décelées chez les Fourmis	179
5.9.1 Première approche	179
5.9.2 Deuxième approche	180
Conclusion	181
Références bibliographiques	182

Introduction

Dans toute entreprise de travail ayant prospéré jusqu'à franchir le cap de la réussite, le vif intérêt accordé au travail collectif par rapport au travail individuel est de nos jours une évidence indiscutable. Ce choix stratégique de la part des dirigeants de ces entreprises prospères n'est pas le fruit d'une décision fortuite, puisque ces derniers ont eu l'occasion, durant de longues années de travail laborieux, d'acquérir une suffisante expérience qui leur a permis, non seulement de constater que le travail collectif permet d'optimiser le temps imparti à la réalisation d'une tâche donnée, mais aussi de se convaincre que ce mode de travail permet en plus de venir à bout avec beaucoup d'aisance, des tâches réputées être très difficiles voire même impossibles à réaliser par des efforts individuels. Cette vérité est sans doute l'une des principales causes qui motivent les responsables de toutes les collectivités à s'organiser et à s'agencer de façons conformes aux nouvelles et compétitives exigences organisationnelles actuelles, afin de créer l'environnement professionnel le plus adéquat qui se distinguera par sa spécificité particulière de motiver et d'inciter les travailleurs à donner le meilleur de leurs capacités pour se dépasser en matière de rendement. Cette tendance à se préparer au travail de la façon la plus appropriée n'est pas seulement l'apanage des hommes, car ceci est aussi commun à plusieurs groupes animaliers, en particulier ceux d'entre eux, soit vivant en société, tels les insectes (fourmis et abeilles), soit vivant en communauté ; sans considération qu'ils soient prédateurs ou proies, tels les singes, les loups, les antilopes et les gnous. Dans cette perspective, ce qui fait partie actuellement des sujets les plus préoccupants et des tâches les plus visées dans le domaine de l'intelligence collective en général et dans celui de la robotique de groupe en particulier, c'est d'assigner à un ensemble de robots donné des fonctions d'explorations et d'exploitations coopératives de tout environnement inconnu.

Dans un cas pareil, le concept de l'émergence d'organisation revêt une importance toute particulière dès lors qu'il permet de décrire comment un phénomène indivisible au macro-niveau puisse reposer sur une structure d'interaction au micro-niveau. L'avantage ici étant : la possibilité pour le bas niveau, malgré la simplicité de ses composants, de s'auto-organiser pour pouvoir fournir à la fois et en haut niveau, souplesse et robustesse.

Pour concevoir un contrôleur de collectivité d'individus il est impératif de distinguer entre méthode centralisée et méthode décentralisée. Dans la première, l'attention se dirige vers la présence d'un agent central ayant sous son contrôle les autres membres du groupe. Dans la deuxième l'attention s'attache aux agents autonomes dont chacun d'eux a la possibilité de se comporter selon son propre jeu de règles, lesquelles règles pouvant permettre à tout individu du groupe de communiquer localement avec les autres de manière directe ou via le milieu où ils évoluent tous.

La formation de tas proposée, ici, selon le principe de multi-marquage permet à chaque agent-robot de signer son passage par une empreinte spécifique à sa mission ou à sa catégorie, et qui va se dissiper dans le temps. Notre objectif, en pareil cas, est d'évaluer le temps de formation du tas et de le comparer ensuite à celui de la formation qu'on retrouve dans [Bar 99] et [Bar 03]. Ceci implique qu'on a pu découvrir, auparavant, les règles régissant les deux formations à travers une approche évolutionniste usant d'un algorithme génétique (AG) adéquat.

Le reste de ce chapitre est organisé comme suit : dans la section 2, on introduit les systèmes multi-agents en focalisant sur les agents réactifs, représentant le modèle de simulation utilisé dans nos expériences. Dans la section 3, on explique l'AG représentant l'approche évolutionniste choisie pour retrouver les chromosomes, implémentés sous forme d'une table dite de consultation (voir **Tableau.5.1**), appropriée à l'accomplissement des tâches précitées. Dans la section 4, on décrit le principe de formation de tas selon la première approche. Dans la section 5, on présente les résultats de simulation selon cette approche. Dans la section 6, on décrit l'approche proposée de formation de tas par marquage. Dans la section 7, on donne les résultats de simulation obtenus selon cette approche, par marquage. Dans la section 8, on présente les règles décelées selon ces 2 approches. Dans la section 9, on compare ces 2

approches. Dans la section 10, on compare les règles trouvées au moyen de ces 2 approches avec celles découvertes par les éthologues chez les fourmis, puis on clôture ce chapitre par une conclusion dans laquelle, d'une part, on dresse le bilan du travail ainsi accompli, et d'autre part, on jette un regard vers de probables exploits en la matière qui pointent en perspective.

5.1 Système multi-agents

Les systèmes multi-agents représentent un domaine de recherche relativement récent, et très actif. Il se situe à l'intersection d'autres domaines comme l'intelligence artificielle et les systèmes distribués. Il s'intéresse aux comportements collectifs produits par les interactions de plusieurs entités autonomes et flexibles, dénommées « agents ». Ces interactions peuvent tourner autour de la coopération, la concurrence ou la coexistence entre ces agents [Woo 02]. On distingue, généralement, 2 catégories d'agents : - réactifs, et - cognitifs/délibératifs.

Commençons d'abord par les agents réactifs. Ces agents sont dénommés ainsi du fait de leur propriété de ne réagir qu'uniquement lorsqu'un environnement est perçu. Dans le cas affirmatif, ils agissent en fonction de cette perception, traduisant ainsi le niveau de complexité le plus bas. Ces agents ne peuvent pas donc être qualifié d'intelligent, étant donné que leur fonctionnement est basé sur le principe du stimulus-action, permettant aux agents d'agir grâce à des réflexes conditionnés. A la perception d'un stimulus particulier, l'agent fournit une réponse stéréotypée. La communication qu'il a avec d'autres agents et avec son environnement est élémentaire. Néanmoins, ces agents présentent des caractéristiques intéressantes, comme la simplicité de la description du comportement local et l'émergence de comportements globaux au-delà de cette simplicité [Dro 97]. Selon Kube les agents réactifs sont parfaits pour représenter des robots autonomes, homogènes et à capacité limitée dans une collectivité donnée, afin d'étudier des problèmes propres à la robotique collective [Kub 96]. Dans ce cas, chaque robot du monde réel correspond, dans le monde simulé, à un agent qu'on baptisera « agent-robot ». Il possède un nombre de capteurs et d'actionneurs lui permettant d'interagir avec son milieu local. Pour implémenter ses réactions sensori-motrices on utilise une table d'associations (voir **Tableau.5.1**) contenant, d'un coté toutes les configurations possibles de l'environnement local perceptible, et de l'autre, le comportement de base supposé adéquat à chaque perception locale. Cette table de consultation (TC) est assimilable à un Automate Cellulaire : à chaque étape-temps, l'agent-robot fait une lecture de son environnement local, puis l'interroge pour trouver la bonne entrée, contenant l'action à accomplir. Dans ce contexte, la robotique collective est souvent décrite comme étant le domaine de recherche d'un ensemble de règles locales produisant un comportement global désiré.

5.2 Algorithme génétique (AG)

Les AG en tant qu'approche évolutionniste constituent un modèle d'adaptation très simplifié des systèmes naturels, et sont employés avec succès dans le domaine de l'optimisation stochastique. Le plus important dans l'approche évolutionniste utilisée ici est la découverte de la TC optimale conduisant un groupe d'agent-robots homogènes à réussir le regroupement.

Perception locale		Comportement
Perception 5-connexe	Etat	
00 00 00 00 00	0	0
00 00 00 00 00	1	1
00 00 00 00 01	0	1
00 00 00 00 01	1	0
00 00 00 00 10	0	1
.....
10 10 10 10 10	1	1

Tableau.5.1-Règles sensorimotrices : Chaque perception locale est mise en correspondance avec un comportement basique (codé 0 pour le déplacement et 1 pour la manipulation d'objet). L'état de l'agent-robot est codé 0 pour libre et 1 pour portant un objet, et chacune des 5 cases de son environnement local peut contenir : rien, codé 00, un objet, codé 01 ou un autre agent-robot, codé 10.

Le principe de l'AG utilisé, dans ce cas, est comme suit : Initialement on prend une population de P tables de consultation TC générées aléatoirement, que l'on va faire évoluer de G générations. Chaque TC porte un chromosome \emptyset , qui se compose de toutes les valeurs discrètes du champ « comportements ». A chaque génération, une fitness est assignée pour

chaque TC. La fitness d'une TC détermine la probabilité de son appartenance à la prochaine génération. Les opérateurs de croisement et de mutation génèrent de nouvelles TC dans la population suivante. Les K meilleures TC sont copiées d'une génération à la suivante, les K tables de consultation TC les plus mauvaises sont éliminées, et les $P - K$ tables de consultation TC restantes sont soumises au croisement simple d'emplacement à un endroit aléatoire du chromosome avec une probabilité P_c et à la mutation aléatoire d'emplacement avec une probabilité P_m par emplacement. Il est à noter que P_c et P_m sont choisis parmi une distribution aléatoire uniforme. Cette méthode de recherche du chromosome optimal est valable aussi bien pour la formation de tas ordinaire que pour celle par marquage.

5.3 Groupement ordinaire

Les algorithmes inspirés à partir de comportements de fourmis ont fait l'objet de nombreux travaux, qui, à leur tour, ont en fait un principe général pouvant être appliqué à de nombreux problèmes combinatoires. L'un des problèmes bien connu et sur lequel nous focalisons est la gestion de cadavres [Dro 06][Ram 02]. Dans ce contexte, le travail présenté ici a pour but de donner une réalité informatique à des comportements collectifs, habituellement qualifiés d'émergent. De plus, la simulation doit être perçue comme réaliste aux yeux d'un observateur humain. Cette tâche exige la coordination globale dans un groupe d'agents réactifs, évoluant sur une surface représentant une sphère étalée, contenant initialement un nombre d'objets et d'agent-robots disposés aléatoirement. La mission des agent-robots est de former un tas sans aucune aide externe. Pour se faire, ils doivent être dotés de bonnes règles sensori-motrices, répertoriées dans la TC donnant la fitness optimale. La fonction de fitness évalue, alors, cette formation en tas. L'espace dans lequel les agent-robots se déplacent est divisé en J zones A_j . Chaque zone est composée d'un nombre de cases qui ne peuvent contenir qu'un agent-robot, un objet ou un agent-robot portant un objet. La fonction de fitness utilisée est formalisée comme suit :

$$f_{total} = \frac{\sum_{i=1}^I f_i}{I} \quad (5.1)$$

$$f_i = 1.0 + \frac{\sum_{j=1}^J p_j \ln p_j}{\ln J} \quad (5.2)$$

$$p_j = n(A_j) / \sum_{j=1}^J n(A_j) \quad (5.3)$$

Où I représente le nombre d'expériences pour une TC, f_{total} la fitness moyenne, f_i la fitness de l'expérience i , p_j le taux de regroupement d'objets dans la cellule j , $n(A_j)$ le nombre d'objets dans la cellule A_j , et J le nombre de zones.

La fitness f_i vaut 0 quand les objets sont équitablement répartis sur toutes les cellules, et vaut 1 quand tous les objets sont dans la même cellule (principe de l'entropie de Shannon). On permet au collectif de s'entraîner pendant une certaine durée de T étapes temps, puis f_i est calculée. Cette expérience est répétée I fois pour calculer la fitness moyenne, qui est plus représentative de la qualité des comportements que la TC testée renferme. Le temps de convergence globale pour cette approche à été amélioré en utilisant un découpage dynamique du terrain : la grille de 3×3 zones se déplace dans les 8 directions d'une demi-zone (verticale ou horizontale) ou de deux demi-zones (une verticale et l'autre horizontale) à chaque évaluation. Ce qui permet d'éviter le problème du tas étalé sur plusieurs zones, et qui, malgré sa bonne formation n'est pas détecté par la fonction de fitness présentée ci-avant (voir Figure.5.1).

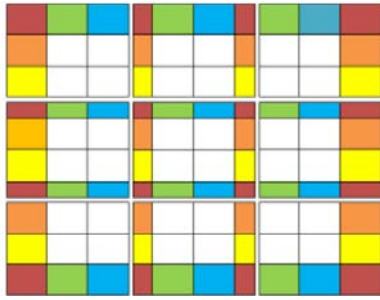


Figure.5.1-Technique de cadrage d'un Tas : Déplacement d'une demi-zone de la grille de dimension 3x3 dans les 8 directions. Chaque couleur exprime l'espace appartenant à la même cellule. Les quatre cellules au centre sont de couleur blanche puisqu'ils ne subissent pas de découpage. Comme ce cadrage renferme des cas similaires, on peut les éliminer pour le réduire aux 4 qui sont en haut à gauche.

5.4 Résultats de Simulation selon la première approche

5.4.1 Mise en œuvre

L'espace dans lequel les agent-robots s'entraînent est bidimensionnel avec des cases carrées de même taille. Chaque agent-robot ne peut voir que 6 cases et ne porte qu'un objet à la fois. Dans les 5 places, autour de lui, on distingue 3 états (rien, un objet, un agent-robot). Dans la sixième case, que l'agent-robot occupe, il a 2 états : portant un objet ou libre (voir Figure.5.2). Ceci signifie qu'il y a $3^5 \cdot 2$ entrées dans la TC. Deux comportements de base sont définis pour cette tâche :

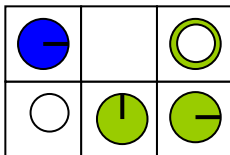


Figure.5.2-Environnement locale 5-connexe de l'agent-robot : L'agent-robot en bleu exprime le fait qu'il porte un objet. L'objet est représenté par un disque blanc. Le disque blanc sur le disque vert exprime le fait que l'agent-robot a déposé son objet et est prêt à quitter les lieux. L'orientation est représentée par un trait.

Se déplacer : L'agent avance vers l'une des cases vides : respectivement, de devant, à gauche ou à droite, sinon il ne fait rien.

Manipuler objet : si l'agent est libre il tente de prendre un objet qui se trouve dans l'une des 5 cases autour de lui, sinon il se déplace. Si l'agent-robot porte un objet, il faut qu'il le dépose quelque part selon le même principe.

Dans nos expériences, nous avons utilisé une population de taille $P = 50$, et nous avons fixé le paramètre k des chromosomes directement retenus pour chaque génération à 5. Après 60 générations, et pour une probabilité de croisement $P_c = 0.6$ et une probabilité de mutation $P_m = 0.005$, une structure de tas a émergé. Afin de trouver de bonnes règles, nous avons utilisé un monde de 30×30 cases avec 30 agent-robots et 60 objets [Bar 96]. Le temps d'entraînement utilisé est de $T = 2000$ étapes-temps, avec un nombre de cellules $J = 9$ et un nombre d'expériences par TC de $I = 30$. Après 150 générations on a pris la meilleure TC réalisant la formation de tas. Dans Figure.5.3 on montre 6 instantanés permettant de voir l'émergence de cette structure. On remarque une formation de petites piles d'objets au début, qui, avec le temps fusionnent pour donner des piles plus grandes. L'historique des courbes représentant les valeurs Minimales, Maximales et Moyennes de l'évaluation de chaque génération (voir Figure.5.4), montre la convergence de l'AG utilisé.

5.4.2 Mise à l'échelle

Les règles décelées (décrites plus loin) sont insensibles aux changements, que ce soit du nombre d'agent-robots, ou du nombre d'objets, ou de la taille de l'espace d'entraînement utilisé. Et ce, dans le sens où on a pu montrer expérimentalement que ces règles parviennent toujours à la formation d'un tas.

Pour se faire, nous avons pris la TC de fitness maximale, et nous l'avons soumise aux mises à l'échelle selon le nombre d'agent-robots, le nombre d'objets et la taille de l'espace d'entraînement. Les résultats obtenus sont présentés dans Figure.5.5, Figure.5.6 et Figure.5.7. On remarque dans la première courbe (voir Figure.5.5), que le temps de formation de tas a tendance à diminuer malgré une légère montée qui n'influe pas sur l'allure dominante de la courbe. Ceci indique que le nombre d'agent-robots est inversement proportionnel au temps de formation de tas, étant donné que le taux de parallélisme croît avec le nombre d'agent-robots.

Pour la deuxième courbe (voir Figure.5.6), on remarque que le temps de formation du tas est proportionnel au nombre d'objets : un nombre d'objets plus grand prend généralement plus de temps pour être amassé. Pour la dernière courbe (voir Figure.5.7), on remarque que plus l'espace d'entraînement croît, plus les agent-robots évoluent librement : la probabilité de rencontre entre les agent-robots conduisant à une gêne mutuelle diminue. Ceci ne dure pas, puisque, conformément à la mesure de l'augmentation de la taille de l'espace, l'agent-robot prend un temps proportionnel à cette mesure pour se déplacer, et ce, aussi bien pour trouver un objet que pour le déposer dans la zone de formation.

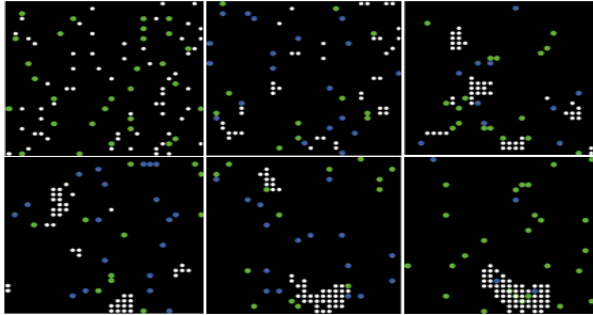


Figure.5.3-Instantanés de formation de tas (selon la première approche) : présentés dans un ordre chronologique, permettant d'observer l'émergence de la formation de tas dans un monde de taille $31 \times 31 = 961$ cases, avec 30 agent-robots et 60 objets (Les disques blancs représentent les objets, Les verts, les agents-robots libres, et les bleus, les agents-robots portant un objet).

5.5 Groupement par multi-marquage exclusive

Cette approche se base sur l'idée du comportement d'insectes sociaux qui se servent d'une substance chimique (phéromone) pour marquer leur passage et communiquent ainsi de façon indirecte avec leurs congénères, comme pour les avertir d'un danger, les guider vers une source de nourriture, leur signifier d'entreprendre la délimitation de leur territoire ou la protection de la fourmilière, ou encore pour les faire revenir vers celle-ci [Wur 02]. Le concept de stygmérie reste, dans ces conditions, un mécanisme de base permettant de réussir la tâche ciblée : A chaque instant le comportement de chaque membre du groupe, influe sur le comportement du reste des membres de manière qu'à chaque étape-temps c'est toujours l'état de l'environnement qui stimule les individus du groupe et leur dicte les réponses à fournir ou les réactions à entreprendre [Bru 00].

Les agent-robots dotés d'un ensemble de comportements de base et d'un dispositif de multi-marquage, leur permettant de laisser une trainée de marques derrière eux, parviennent à s'organiser en de petites files indiennes ne contenant que des agent-robots de même état : libre ou portant un objet (voir Figure.5.8). Ceci fait émerger un enchainement de la même action dans la zone où le groupe se trouve. Ce qui a comme effet d'accélérer le processus de formation du tas. Les agent-robots sont libérés de ces files après une durée aléatoire pour pouvoir rejoindre une autre file ou errer en solitaire. Ce qui permet d'éviter le problème des boucles infinies où ils peuvent tourner en rond sans rien faire pendant le temps de la simulation.

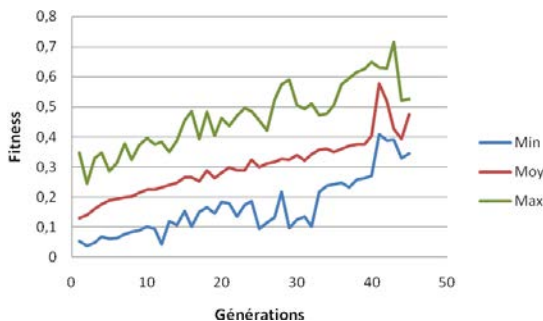


Figure.5.4-Comportement de l'AG (selon la première approche) : Illustration des valeurs (min, moy, max) de fitness pour chaque génération.

Les traces représentées par des nombres de couleurs verte ou bleue, laissées respectivement derrière les agent-robots libres ou portant un objet exprime l'intensité de la marque déposée (voir Figure.5.8). Notons que cette dernière se dissipe progressivement dans le temps. Si une nouvelle marque est déposée à un endroit où une autre marque de type différent se trouve déjà,

alors la récente marque élimine l'effet de l'ancienne. Ceci, évite le problème de toute ambiguïté pour détecter le type de la marque déposée.

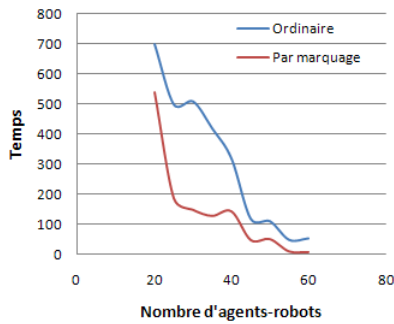


Figure.5.5-Mise à l'échelle du nombre d'agents-robots (selon les deux approches) : Illustration du temps nécessaire pour atteindre une fitness de 0.59 avec une augmentation progressive du nombre d'agents-robots, sur un terrain de 961 cases.

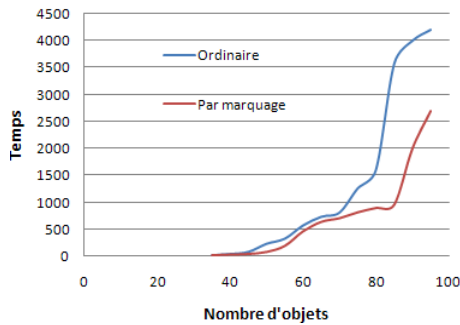


Figure.5.6-Mise à l'échelle du nombre d'objet (selon les deux approches) : Illustration du temps nécessaire pour atteindre une fitness de 0.59 avec un changement progressif du nombre d'objets, sur un terrain de 961 cases.

5.6 Résultat de la simulation selon la deuxième approche

5.6.1 Mise en œuvre

Le marquage est représenté par des nombres exprimant l'intensité de la marque qui diminue de 1 à chaque étape-temps jusqu'à atteindre la limite minimale. On a 2 intervalles de marquage : les agent-robots libres $\in [21, 40]$ et ceux portant un objet $\in [1, 20]$. Dans les 5 places autour de chaque agent-robot on distingue 4 cas : rien, un objet, un agent-robot libre ou un agent-robot portant un objet. Dans la sixième case, que l'agent-robot occupe, il a 2 états : portant un objet, et libre.

Ceci signifie qu'il y a $4^5 \times 2$ entrées dans la TC, avec toujours 2 comportements de base définis comme suit :

Se déplacer : Pour qu'un agent-robot puisse se déplacer, la priorité est donnée à la direction contenant la marque la plus intense (appartenant à l'intervalle adéquat selon son état : libre ou portant un objet). Dans le cas où aucune marque n'est perceptible son comportement devient identique à la première approche (l'absence de marque est considérée comme une marque d'intensité zéro).

Manipuler un objet : ce comportement est identique à celui utilisé dans la formation de tas de la première approche.

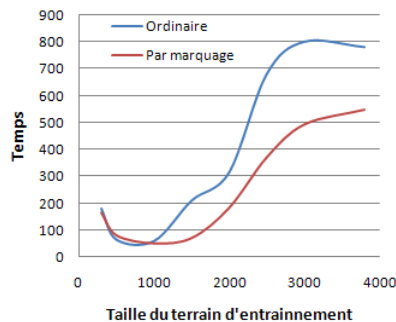


Figure.5.7-Mise à l'échelle de l'espace d'entraînement (selon les deux approches) : Illustration du temps nécessaire pour atteindre une fitness de 0.59 avec un changement progressif de la taille de l'environnement.

Nous avons effectué nos expériences sous les mêmes conditions que celles de la première approche. Dans **Figure.5.8** on montre 6 instantanés permettant de voir l'émergence de la structure de tas pour l'approche proposée. On a remarqué que les petites piles d'objets qui émergent après un certain temps fusionnent très vite en des piles de taille plus importante, du fait de l'organisation des agent-robots dans des files indiennes. Les courbes représentant les valeurs Minimales, Maximales et Moyennes de l'évaluation de chaque génération sont analogues à celles de la première approche (**voir Figure.5.3**). Ce qui confirme la convergence de l'AG utilisé.

5.6.2 Mise à l'échelle

Les règles décelées, voir plus loin, sont aussi consistantes que celles de la première approche. Les résultats obtenus concernant les mises à l'échelle (pareilles à celles effectuées pour la première approche) sont illustrés dans **Figure.5.5**, **Figure.5.6** et **Figure.5.7**. Nous avons fait une autre expérience concernant l'intensité du marquage pour voir son influence sur le temps de formation, sachant qu'on a pris une différence fixe de 20 entre la marque des agent-robots libres et celle des agent-robots portant des objets. Nous avons constaté que l'intensité des marques déposées est inversement proportionnelle au temps de formation des tas jusqu'à un certain seuil à partir duquel le temps commence à augmenter de nouveau (**voir Figure.5.9**). Notons que ce seuil varie avec la variation de la taille du terrain.

5.7 Règles décelées

5.7.1 Selon la première approche

Les règles sensori-motrices qu'on a pu déduire de la TC représentant la solution sont :

- 1) L'agent-robot dépose l'objet en sa possession, si son environnement local contient au moins un autre objet, autrement, il se déplace avec.
- 2) L'agent-robot prend dans son environnement local un objet, soit lorsqu'il n'y a dans ledit environnement que cet objet, seul, soit lorsqu'il y en a un deuxième. Sans quoi, il se déplace.

5.7.2 Selon la deuxième approche

Les règles génériques déduites de la TC optimale concernant la deuxième approche sont :

- 1) L'agent-robot dépose l'objet en sa possession, si son environnement local contient au moins un autre objet. Sans quoi, il se déplace selon le principe de marquage.
- 2) L'agent-robot prend un objet, s'il n'y a que celui-ci dans son environnement local ou s'il y en a un deuxième. Autrement, il se déplace selon le principe de marquage.

5.8 Comparaison des deux approches

A ce stade d'analyse, on peut dire que pour les deux approches, la formation de tas émerge à un endroit aléatoire. Mais en ce qui concerne la deuxième approche, celle-ci se distingue en plus par sa particularité de faire émerger une organisation en files indiennes résultant des marques déposées sur le terrain. De ceci émerge aussi un enchaînement de la même action effectuée par les agent-robots appartenant à la même file indienne, ce qui conduit inévitablement à un temps de formation de tas inférieur à celui de la première approche. Par exemple, dans l'expérience illustrée dans **Figure.5.3**, le temps de formation ordinaire est de **1650** unités-temps, alors qu'il n'est que de **1379** pour celle par marquage, illustrée dans **Figure.5.8**. Notons aussi que lorsque le taux de groupement des objets augmente cette approche devient plus performante.

5.9 Comparaison des règles trouvées avec celles décelées chez les Fourmis

5.9.1 Première approche

Selon les éthologistes, les fourmis forment spontanément un tas de cadavres par stade d'évolution ; elles font de petites piles de cadavres, qui deviennent de plus en plus importantes.

L'ensemble des règles qui régissent ceci sont [Mon 00]:

- 1) lorsqu'une fourmi rencontre un cadavre, la probabilité pour qu'elle s'en empare est d'autant plus grande que cet élément est isolé.
- 2) Pour une fourmi transportant un cadavre, la probabilité pour qu'elle le dépose augmente ou diminue parallèlement à l'importance de la masse volumique des éléments du même type se trouvant dans le même site.

L'analogie avec les règles décelées dans le cas de la collectivité des agent-robots est immédiate : Dans le cas des fourmis, le cadavre représente l'objet dans le cas des agent-robots. Redisons cela plus explicitement : Le nombre d'objets dans le cas des agent-robots représente la masse volumique d'un type de cadavres donnés dans le cas des fourmis. Plus ce nombre d'objets est grand chez les agent-robots (à l'opposé : taux élevé de la masse volumique des cadavres chez les fourmis), et plus l'agent-robot a tendance à déposer l'objet porté. Par contre, plus ce nombre est petit (à l'opposé : masse volumique faible des cadavres chez les fourmis), et plus l'agent-robot a tendance, soit à l'emporter (s'il n'est pas en sa possession), soit à le garder pour se déplacer ensuite avec (s'il est déjà en sa possession).

5.9.2 Deuxième approche

Dans la nature, les fourmis marquent leurs parcours par une substance chimique appelée phéromone. Cette substance peut varier en intensité et en nature selon le message à transmettre. Ce marquage de terrain permet aux fourmis, non seulement de tracer l'itinéraire à suivre et qui relie par exemple la fourmilière à l'endroit où la nourriture se trouve, mais il leur offre de plus la possibilité de faire ceci de façon optimale. Cela veut dire qu'il leur permet d'en tirer le meilleur profit comme de pouvoir aussi communiquer entre elles [Mon 00][Dor 04]. Quand une fourmi se trouve à l'intersection d'un carrefour, la probabilité pour choisir un chemin dépend d'un ensemble de conditions. Parmi celles-ci, la quantité de phéromone déposée sur le parcours. Plus celle-ci est importante, et plus la probabilité d'opter pour le choix de ce chemin augmente [Dor 06].

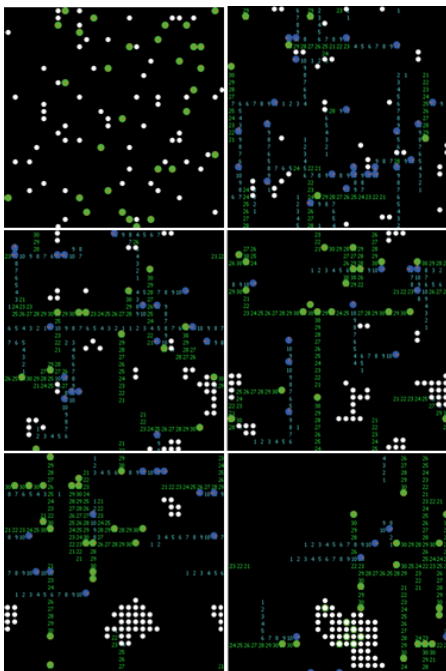


Figure.5.8-Instantanés de formation de tas (selon la deuxième approche) : présentés dans un ordre chronologique, permettant d'observer l'émergence d'une formation de tas dans les mêmes conditions que celles de la première approche avec une intensité de marque de 11 unité sur une échelle de 20.

L'analogie avec les règles décelées par l'approche de marquage proposée est apparente : la phéromone dans le cas des fourmis représente la marque déposée dans le cas des agents-robots. L'intensité de cette marque est représentée, dans nos simulations, par un nombre entier représentant la quantité de phéromone déposée chez les fourmis et qui se décrémente à chaque étape temps pour simuler la dissipation de cette phéromone. Il est à noter que la propagation de la marque n'est pas considérée ici. Le dépôt et la prise d'un objet sont régis par des règles

comparables à celles des fourmis présentées dans la **sous-section 6.9.1** concernant la première approche.

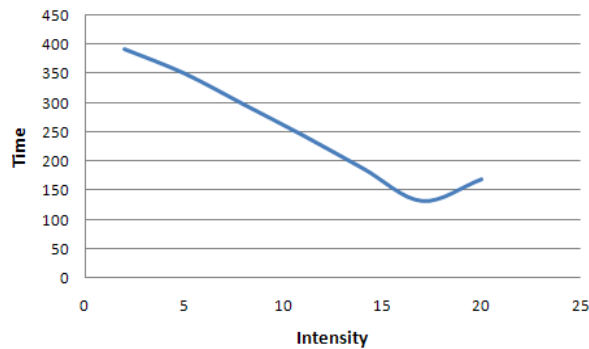


Figure.5.9-Effet de l'intensité du marquage sur le temps de formation d'un tas : La valeur entière de l'intensité exprime le nombre d'étapes-temps nécessaires pour que la marque disparaisse. On remarque qu'à partir d'un certain seuil le temps augmente de nouveau, 17 dans ce cas, pour un terrain de 961 cases.

Conclusion

En s'inspirant des comportements des insectes sociaux, beaucoup de travaux dans le domaine de la robotique collective espèrent d'une part, résoudre des problèmes reconnus comme difficiles et/ou dont la résolution est coûteuse, et d'autre part, d'aider, par la même occasion, les éthologues à élargir leurs connaissances concernant la façon dont les collectivités biologiques réalisent la coopération. Le problème le plus étudié dans ce cas est la recherche de règles au niveau microscopique conduisant à l'accomplissement de tâches complexes au niveau macroscopique. Parmi les heuristiques utilisées actuellement pour résoudre ces problèmes d'optimisation, on retrouve les AG. Ces derniers, bien que s'avérant robuste en ce qui concerne la recherche de l'optimum global, néanmoins leur rapidité à converger reste fortement proportionnelle à la puissance de calcul de la machine utilisée pour les faire fonctionner.

La première approche, utilisée par *Barfoot* et all dans [Bar 96] et [Bar 03], reprise complètement ici puis améliorée, nous a permis de juger de l'efficacité de celle proposée. Les mises à l'échelle ainsi que les comparaisons effectuées avec les règles discernées chez les fourmis ont permis ensemble de montrer la consistance des règles trouvées. Par rapport à la première approche, les règles trouvées dans la deuxième approche prennent en considération le marquage du terrain. Ceci permet aux agent-robots de s'organiser dans des files indiennes ne renfermant que des éléments ayant le même état (libre ou portant un objet) ; ce qui a pour conséquence de pouvoir éviter d'éventuelles interruptions et d'enchaîner les opérations de dépôt ou de transport d'objets permettant de la sorte d'accélérer l'émergence du tas, indépendamment du monde utilisé et de son envergure, exprimée en termes de : taille du terrain, nombre d'objets, et nombre d'agents-robots. On peut alors dire que l'approche par multi-marquage exclusive proposée est une optimisation de l'approche ordinaire.

Dans la réalité, le multi-marquage exclusif peut être effectué, soit par un dispositif qui réchauffe ou refroidit l'endroit où le robot se trouve permettant ainsi de réaliser les deux types de marquage, soit par activation d'un dispositif lumineux de deux couleurs, incorporé sous la surface transparente du terrain d'entraînement et dont l'intensité de la source lumineuse, une fois en marche, diminue progressivement au file du temps de luminosité. La détection chaleur/froid ou lumière de couleur c1 (robot non libre) et de couleur c2 (robot libre) peut être réalisée respectivement par des capteurs de température ou de lumière [Kot 05]. Notons qu'une température ambiante ou des lumières éteintes représentent des états neutres pour les agent-robots. La formation de tas par des robots marqueurs (comme celle des robots ordinaires) peut être utile, notamment, dans le domaine d'entassement de produits dans un lieu précis (mine, quai, hangar ou autres), en vue de les transporter ailleurs.

La technique du multi-marquage reste particulièrement efficace lorsque le terrain de déplacement des robots est restreint à des chemins étroits de circulation que les robots sont contraints d'emprunter. De cette façon, le temps nécessaire pour parcourir le chemin ainsi que l'énergie consommée en cela sont tous les deux optimisés. Dans pareils cas, seuls les premiers robots de chaque file sont exceptés de cette avantageuse situation, car la position qu'ils

occupent à la tête de chaque file fait que la charge d'éviter des obstacles les incombe seuls afin de trouver un chemin. Et cela évidemment exige d'eux un surplus d'efforts, de temps et de consommation d'énergie, pendant que le reste des robots se trouvant derrière, n'ont qu'une simple obligation qui se résume à adapter leur comportement conformément à la trace de celui se trouvant en tête de file, ce qui est de nature à leur permettre de demeurer dans un état de consommation minimale d'énergie (une certaine forme d'éveil). Pour organiser le travail d'un ensemble de robots, l'efficacité de la technique de multi-marquage précédemment citée, est toujours d'une grande utilité ici encore. La mise-en-œuvre de cette organisation du travail s'accomplit en structurant l'ensemble des robots en sous-groupes dont chacun est caractérisé par une fonction spécifique qui lui est assignée. Ceci à l'instar de l'organisation d'une formation multi-tas, ou chaque tas est caractérisé par une ou plusieurs propriétés communes représentant à part ou ensemble un critère de groupement.

Les performances de la formation du tas par multi-marquage exclusive sont au plus bas lorsque le désordre sur le terrain est total ; chaque objet est éloigné au maximum de ses voisins alors qu'ils sont de plus en plus hauts quand une structure de piles d'objets commence à émerger. Pour ce qui est de l'avenir, ceci nous engage vivement à essayer de combiner entre les deux approches pour optimiser encore plus le temps de formation. Autrement dit : commencer d'abord dans une première phase par utiliser la technique sans marquage, et à l'apparition d'une structure en piles, les robots modifieront leur comportement en adoptant l'approche par marquage.

Pour laisser à part le phénomène de la dissipation jouant le rôle d'un attracteur en régression, nos aspirations vont dans le sens d'expérimenter d'autres caractéristiques du multi-marquage qui se dessinent dès maintenant dans nos visions en perspective, comme la propagation, la fusion et la transformation, et ce, dans le but de voir leur effet sur le temps, et voir aussi la qualité du groupement, puis passer après cela au multi-groupement pour réaliser d'autres tâches comme la classification. Il serait aussi intéressant de pouvoir trouver l'expression formelle qui pourra lier l'intensité-seuil du marquage à la taille du terrain d'entraînement.

Le prochain chapitre traite de notre deuxième cas d'étude concernant toujours le domaine de la robotique de groupe, il s'agit d'un amassement adaptatif orienté par un collectif d'agent-robots réactifs.

Références bibliographiques

- [Bar 99] T.D. Barfoot and G.M.T. D'Eleuterio, «An Evolutionary Approach to Multiagent Heap Formation», **Presented at the Congress on Evolutionary Computation. Washington: 6–9 July, 8p, 1999.**
- [Bar 03] T.D. Barfoot et G.M.T. D'Eleuterio, «Learning Distributed Control for an Object-Clustering Task», **Institute for Aerospace Studies University of Toronto 4925 Du_erin Street Toronto, Ontario, Canada M3H 5T6, 2003.**
- [Bed 08] M. A. Bedau, P. Humphreys, «Emergence: Contemporary Readings in Philosophy and Science», **edited by Mark A. Bedau and Paul Humphreys, A Bradford book, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts • London, England, 2008.**
- [Bru 00] S-A.Brueckner, «Return from the Ant: Synthetic Ecosystems for Manufacturing», **Control.Ph.D. Thesis at Humboldt University Berlin, Department of Computer Science, 2000.**
- [Cha 99] S. Chameron, G. Beugnon, B. Schatz and T.S. Collett, «The use of path integration to guide route learning in ants», **Nature, Vol. 399, N° 6738, 24 juin 1999.**
- [Con 09] B.D. Connelly et B.E. Beckmann, «Evolving Cooperative Pheromone Usage in Digital Organisms», **Proceedings of the 2009 IEEE Symposium on Artificial Life, Nashville, Tennessee, March 2009.**

- [Dab 05] P. Dabrowski, «Introduction aux algorithmes génétiques», **EIDV**, 2005.
- [Dro 98] A. Drogoul et D. Fresneau, «Métaphore du fourragement et modèle d'exploitation collective de l'espace pour des colonies de robots autonomes mobiles», **Proceedings of JFIADSMASMA'98, Hermès, Paris, France**.1998.
- [Dor 04] M. Dorigo and T. Stützele, «Ant Colony Optimization», **A Bradford Book, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts London, England**, 2004.
- [Dor 06] M. Dorigo, L.M. Gambardella, M. Birattari, A. Martinoli, R. Poli & T. Stützele, «Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence», **5th International Workshop, ANTS 2006 Brussels, Belgium, September 4-7, Proceedings**, 2006.
- [Dro 99] A. Drogoul et D. Duhaut, «Robotique Collective : implantation de deux comportements stratégiques inspirés de comportements animaux», **Angélica Munoz Meléndez**, 1999.
- [Gol 94] D. E. Goldberg, «Algorithmes génétiques», **Addison-wesley**, 1994.
- [Kot 05] K. Kotay, R. Peterson and D. Rus, «Experiments with Robots and Sensor Networks for Mapping and Navigation», **Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA, Dartmouth College, Hanover, NH, USA**, 2005.
- [Kub 96] C. Kube et H. Zhang, «The use of perceptual cues in multi-robot box pushing», **In Proceedings IEEE International Conference on robotics and Automation**, 1996.
- [Liu 01] J. Liu, J. Wu, «Multi-Agent Robotic Systems», **CRC Press LLC**, 2001.
- [Mel 99] M. Melanie, «An Introduction to Genetic Algorithms», **A Bradford Book The MIT Press, Cambridge, Massachusetts • London, England**, Fifth printing, 1999.
- [Mon 00] N. Monmarché, «Algorithmes de fourmis artificielles : applications à la classification et à l'optimisation», **Thèse de Docteur de l'université de Tours Université François Rabelais Tours Ecole Doctorale : Santé, Sciences et Technologies**. 2000.
- [Ram 02] V. Ramos, F. Muge & P. Pina Cvrn, «Self-Organized Data and Image Retrieval as a Consequence of Inter-Dynamic Synergistic Relationships in Artificial Ant Colonies», **GeoSystems Centre, Technical Univ. of Lisbon (IST), Av. Rovisco Pais, Lisbon, 1049-001, Portugal**. Javier Ruiz-del-Solar, Ajith Abraham and Mario Köppen Editions, HybridIntelligent Systems, IOS Press, Frontiers of Artificial Intelligence and Applications, Vol. 87., Santiago, Chile, Dec. 1-4, 2002.
- [Sav 03] M. Savall, «Une architecture d'agents pour la simulation: Le modèle YAMAM et sa plate-forme Phoenix», **Doctorat de l'INSA de Rouen (Spécialité informatique)**, 27/06/2003.
- [Ste 94] L. Steels, «Building agents with autonomous behavior systems», In **L. Steels and R. Brooks, editors, The artificial life route to artificial intelligence. Building situated embodied agents**, Lawrence Erlbaum Associates. 1994.
- [Xu 05] X. Xu, L. Chen, P. He, «Ant Clustering Embedded in Cellular Automata», **M. Capcarrere et al. (Eds.): ECAL 2005, LNAI 3630, pp. 562-571, Springer-Verlag Berlin Heidelberg** 2005.
- [Wur 02] A. Wurr and J. Anderson «Stigmergic Navigation for Multi-Agent Teams in Complex Environments», **Autonomous Agents Laboratory University of Manitoba Winnipeg, Manitoba, Canada R3T2N2**, 2002.
- [Woo 02] M. Wooldridge, «An Introduction to MultiAgent Systems», **Department of Computer Science, University of Liverpool, UK, JOHN WILEY & SONS, LTD**, 2002.

Chapitre 6

Groupement Adaptatif Orienté par des Robots Autonomes et Mobile

Groupement Adaptatif Orienté par des Robots Autonomes Mobiles

Oriented Adaptive Clustering by Mobile Autonomous Robots

Résumé—L'intelligence collective qui émerge des comportements des insectes sociaux est devenue, actuellement, une source d'inspiration ; guidant des chercheurs dans divers domaines à des solutions de problèmes insolubles par les approches classiques. Ces comportements sont rendus possibles grâce aux interactions individu-individu et individu-environnement représentant le support sur lequel s'appuie le travail coopératif au sein d'un même groupe, permettant l'émergence à un niveau macroscopique de réalisations sophistiquées. De nombreux modèles ont été inspirés de cette nouvelle vision très prometteuse, pour retrouver des règles simples, guidant des robots mobiles, autonomes et à capacité limitée dans leur environnement à accomplir des tâches, comme celles : d'exploration, de collecte ou d'assemblage. Dans ce contexte, une méthode s'articulant sur le principe de l'émergence inversée est présentée dans ce travail. Elle fait évoluer le comportement global au sein d'une collectivité d'agents-robots homogènes, pour accomplir une tâche de formation de tas orientée dans un environnement à difficulté variable de manière adaptative. Le système de commande, assimilable à un automate cellulaire fonctionnant à base de règles sensori-motrices, sert alors à arbitrer entre un certain nombre de conduites élémentaires dont on dote au préalable chaque agent-robot. Un algorithme génétique recherche, dans ces conditions, l'automate cellulaire dont l'arbitrage parvient à réussir cette tâche de groupement. Des résultats de simulation réalisés, dans cette perspective, selon le modèle de système multi-agents réactifs sont discutés.

Introduction	185
6.1 Système multi-agents	186
6.2 Algorithme génétique	187
6.3 Formation de tas selon le principe de rendez-vous	187
6.4 Résultats de Simulation	189
6.4.1 Mise en œuvre de la phase une	190
6.4.2 Mise à l'échelle de la phase une	190
6.4.3 Mise en œuvre de la phase deux	191
6.4.4 Mise à l'échelle de la phase deux	192
6.5 Terrain à difficulté variable	192
6.5.1 Phase une	193
6.5.2 Phase deux	193
6.6 Règles décelées	193
6.6.1 Première phase	194
6.6.2 Deuxième phase	194
6.7 Règles trouvées et règles décelées chez les fourmis	194
Conclusion	195
Références bibliographiques	196

Introduction

Il est admis, par consentement tacite au sein d'une société donnée, en particulier une société développée, que le travail collectif est plus avantageux que le travail individuel. D'ailleurs, la nature déploie sous nos regards une multitude d'exemples qui soutiennent cette assertion. Le travail en groupe a la particularité de pouvoir optimiser le temps nécessaire pour l'accomplissement d'une tâche parallélisable. Ce même travail permet aussi l'exécution de tâches connues auparavant comme étant : soit, catégoriquement non, soit, difficilement, réalisables, par l'intermédiaire d'un effort individuel isolé. Le fait, que le travail collectif offre aux membres d'un groupe la possibilité de faire des émules et d'exceller avec beaucoup plus de zèle pour se dépasser soi-même en labeur afin de réaliser des prouesses, est une raison suffisante, on peut dire même est une aubaine pour toute collectivité de travailleurs afin de prendre conscience, et de l'utilité et de l'importance de ce mode organisationnel de travail pour se préparer ensuite et s'agencer de manière satisfaisante en formation professionnelle de coopération. Toutes ces dispositions à se transformer, s'organiser et s'agencer, découlent d'une tendance naturelle et innée, que ce soit chez les hommes ou chez certaines sociétés animalières comme les fourmis et les termites, ou les lions et les macaques. Dans cette perspective, l'exploration et l'exploitation collectives d'un environnement inconnu ou difficile par un ensemble de robots, constituent des sujets d'actualités dans les domaines de la vie artificielle et de l'intelligence artificielle distribuée.

Le concept d'émergence et plus particulièrement celui de l'émergence d'organisation est important, dans ce cas, pour décrire comment un phénomène indivisible au niveau macroscopique repose sur une structure d'interactions au niveau microscopique. L'avantage est la possibilité pour le micro-niveau, malgré la simplicité de ses composants, de s'auto-organiser fournissant ainsi flexibilité et robustesse au macro-niveau.

Dans la conception d'un contrôleur de collectivité d'individus on doit distinguer entre méthode centralisée, et méthode décentralisée. La première repose sur la présence d'un agent de contrôle central qui dicte ce que tout autre membre du groupe doit faire à tout moment. Par contre, la seconde repose sur une approche décentralisée où chaque agent dans le groupe se comporte conformément à son propre ensemble de règles. Il est dit ainsi : autonome. Ces règles permettent à chaque individu de la population de communiquer avec un certain nombre d'autres individus dans le même système de manière directe ou via l'environnement où ils évoluent tous. C'est cette deuxième alternative qui nous intéresse tout particulièrement, ici. La formation de tas représente une tâche de référence, souvent étudiée dans ce genre de situation. Elle va nous permettre, à travers un processus d'émergence inversée, de découvrir les règles sensori-motrices dont on doit doter nos agent-robots pour pouvoir la réaliser, indifféremment des changements du monde simulé qui l'adopte, y compris l'état du terrain d'entraînement.

La formation de tas proposée selon le principe de rendez-vous, dérivé de cette même formation de tas précitée, permet à un ensemble d'agent-robots de se mettre d'accord sur un endroit de formation avant d'entamer le groupement en question. Notre objectif, alors, est de trouver les micro-règles permettant de réaliser ladite formation via une approche évolutionniste utilisant un algorithme génétique, et ceci quelque soit l'état du terrain d'entraînement estimé en nombre d'obstacles. On montre, par la suite, leur consistance en les soumettant à différents tests de mise à l'échelle dans leur environnement : changement du nombre d'agent-robots, des objets à amasser, de la taille de l'environnement et de l'état du terrain d'entraînement. En dernier lieu, on les compare aux règles découvertes par les éthologues pour la réalisation du fourragement chez les fourmis.

Le reste de ce chapitre est organisé comme suit : dans la section 2, on décrit brièvement les systèmes multi-agents en focalisant sur les agents réactifs, représentant le modèle de simulation utilisé auparavant dans nos expériences. Dans la section 3, on introduit les algorithmes génétiques représentant l'approche évolutionniste choisie pour retrouver le chromosome adéquat, implémenté sous forme d'une table dite de correspondance, à l'accomplissement de la tâche de formation orientée de tas. Dans la section 4, on décrit les deux phases de l'approche de

formation proposée de tas selon le principe de rendez-vous. Dans la section 5, on décrit la mise en œuvre des simulations effectuées et les résultats obtenus pour chacune des deux phases. Dans la section 6, au moyen d'un matériel incrémentiel, on soumet la solution optimale, pour chaque phase, à un environnement de rudesse estimée en terme de nombre d'obstacles présents sur le terrain d'entraînement, afin d'observer sa capacité d'adaptation. Dans la section 7, on présente les règles génériques tirées de cette solution optimale. Dans la section 8, on compare ces règles avec celles découvertes chez les fourmis par les éthologues pour la gestion des cadavres, et on clôture enfin cette investigation par une conclusion dans laquelle on présente le bilan du travail accompli, puis on ouvre une parenthèse à travers laquelle nous essaierons de nous projeter vers l'avenir avec l'intention d'y prévoir ou d'y prédire, par conjecture et raisonnement, ce qui reste à faire ultérieurement dans ce contexte.

6.1 Système multi-agents

Les systèmes multi-agents (SMA) représentent un domaine de recherche en plein essor. C'est une discipline qui ressorte comme une branche, à part entière, de celle de l'intelligence artificielle (IA) distribuée (IAD). Elle s'intéresse essentiellement aux comportements collectifs produits par les interactions de plusieurs entités autonomes et flexibles, dénommées « agents ». Ces interactions tournent, particulièrement, autour de la coopération, la concurrence et la coexistence entre ces agents. Le concept d'agent a été l'objet d'études pour plusieurs décennies dans différentes disciplines comme la philosophie et la psychologie, avant d'arriver aux systèmes distribués et à l'IAD. Dans la littérature, on retrouve une multitude de définitions d'agents, qui diffèrent les uns des autres par le type d'application pour laquelle est conçu chaque agent. A titre d'exemple, *J. Ferber* propose la définition suivante : « Un agent est une entité autonome, réelle ou abstraite, qui est capable d'agir sur elle-même et sur son environnement, et qui, dans un univers multi-agent, peut communiquer avec d'autres agents, et dont le comportement est la conséquence de ses observations, de ses connaissances et des interactions avec les autres agents » [Fer 95]. Il en ressort de cette définition des propriétés clés comme l'autonomie, l'action, la perception et la communication. Ceci étant, on distingue, généralement, deux grandes catégories d'agents : - réactifs, et - cognitifs (délibératifs).

Les agents réactifs réagissent uniquement à leur perception de l'environnement, ce qui caractérise leur niveau de complexité comme étant le plus bas. Donc, le moins intelligent puisqu'il est basé sur le principe du stimulus-action, permettant aux agents d'agir grâce à des réflexes totalement conditionnés. On peut dire qu'à la perception d'un stimulus particulier, l'agent fournit une réponse stéréotypée. La communication que chaque agent de ce type a avec d'autres agents et avec son environnement est élémentaire. Néanmoins, ces agents présentent des caractéristiques intéressantes, comme la simplicité de la description du comportement local et l'émergence de comportements globaux au-delà de la simplicité de l'agent [Dro 97].

Selon *Kube* [Kub 96], les agents réactifs sont parfaits pour représenter des robots autonomes, homogènes et à capacités limitées dans une collectivité donnée.

Les agents cognitifs ou délibératifs sont, par contre, rationnels et ils ont en vue un ou plusieurs buts à atteindre. Leur fonctionnement est plus complexe. Pour cela, Ils doivent avoir une représentation explicite de l'environnement, de soi et des autres agents, afin de pouvoir raisonner sur toutes ces représentations. Ils sont susceptibles de manipuler des représentations symboliques complexes. Leur raisonnement est assimilable à celui des systèmes experts. Généralement, ce type d'agents coopère en petit groupe en comparaison aux agents réactifs qui ne sont efficaces qu'en nombre très important.

Dans le travail présenté ici, on s'intéresse plutôt aux agents réactifs. Donc, chacun de nos robots, assimilable à un agent dénommé « agent-robot », possède un certain nombre de capteurs et d'actionneurs lui permettant d'interagir avec son environnement local. Pour implémenter leurs réactions sensori-motrices nous utilisons une table d'associations (dont les règles sont assimilables à celles gérant un automate cellulaire) contenant, d'un côté toutes les configurations possibles de l'environnement local perceptible par chaque agent-robot, et de

l'autre côté le comportement de base supposé adéquat pour chaque perception locale. A chaque étape-temps l'agent-robot fait une lecture de son environnement local, puis consulte la table en question pour trouver l'entrée correspondante, contenant l'action à accomplir.

6.2 Algorithme génétique

Les algorithmes génétiques en tant qu'approche évolutionniste constituent un modèle d'adaptation extrêmement simplifié des systèmes naturels, et sont employés avec succès dans les systèmes artificiels pour l'optimisation stochastique.

L'étape cruciale dans l'approche évolutionniste appliquée ici est la découverte de tables de correspondances optimales, dont la partie comportement représente un chromosome binaire, qui vont conduire une collectivité de robots homogènes à réussir l'accomplissement de la tâche de formation de tas, exigeant une coordination globale. En réalité, la discipline de la robotique collective toute entière pourrait être décrite comme le domaine de recherche d'un ensemble de règles locales produisant un comportement global désiré [Gol 94].

Le principe de l'algorithme génétique utilisé peut être décrit comme suit : Initialement on prend une population de P tables de correspondance générées aléatoirement, que l'on va faire évoluer de G générations. Chacune de ces tables renferme un chromosome \emptyset , qui se compose de toutes les valeurs discrètes du champ « comportements ». A chaque génération, une fitness est assignée à chaque table déterminant la probabilité de son appartenance à la prochaine génération. Les opérateurs de croisements et de mutations génèrent de nouvelles tables de correspondance dans la population suivante. Les K meilleures tables de correspondance sont copiées d'une génération à la suivante, les K tables les plus mauvaises sont éliminées, et les $P - K$ tables restantes sont soumises à un croisement simple d'emplacement à un endroit aléatoire du chromosome avec une probabilité P_c . En outre, elles sont soumises aux mutations aléatoires d'emplacement avec une probabilité P_m par emplacement. Il est à noter que P_c et P_m sont choisis parmi une distribution aléatoire uniforme.

6.3 Formation de tas selon le principe de rendez-vous

Les algorithmes inspirés des comportements de fourmis ont fait l'objet de nombreux travaux, qui en font un principe général pouvant être appliqué à de nombreux problèmes d'optimisation combinatoire [Dor 06][Dor 97]. L'un de ces problèmes bien connu et sur lequel nous focalisons est la gestion de cadavres [Gob 07][Wol 05]. Dans ce contexte, le travail qu'on présente ici a pour but de donner une réalité informatique à ce genre de comportements collectifs naturels, qualifiés d'émergents en vue de résoudre des problèmes équivalents dans un monde artificiel comme celui de la robotique de groupe. La tâche qui nous intéresse, dans ce cas, est la formation de tas orientée dans un environnement de robots simulé. Ce genre de tâche exige une coordination globale d'une collectivité d'agents réactifs baptisés agent-robots, évoluant, pour des raisons de simplicité, dans un espace sphérique déployé en deux dimensions. Initialement cet espace contient un certain nombre d'objets et d'agent-robots disposés aléatoirement sur le terrain. Soulignons le fait qu'il n'y a aucun agent de contrôle central indiquant où regrouper exactement le tas ou comment le faire. La mission des agent-robots, dans ce cas, est de former un tas sans aucune aide externe vers une direction convenue et ceci quelque soit les difficultés rencontrées de l'état du terrain. Pour ce faire, ils doivent être dotés de règles sensori-motrices appropriées, répertoriées dans la table de correspondance optimale, donnant la plus grande fitness.

La fonction de fitness (voir la formule 6.1) est employée à la phase de l'évaluation ; l'espace physique dans lequel les agent-robots se déplacent est divisé en J zones A_j composée chacune d'un même nombre de cases. Chaque case ne peut contenir qu'un agent-robot, un objet ou un agent-robot portant un objet.

$$f_{total} = \frac{\sum_{i=1}^I f_i}{I} \quad (6.1)$$

Où I représente le nombre d'expériences pour une table de correspondance donnée, et f_{total} la fitness moyenne

$$f_i = 1.0 + \frac{\sum_{j=1}^J P_j \ln P_j}{\ln J} \quad (6.2)$$

et

$$P_j = n(A_j) / \sum_{j=1}^J n(A_j) \quad (6.3)$$

Où f_i est la fitness de l' i ème expérience, P_j le taux de regroupement d'objets dans la zone j , $n(A_j)$ le nombre d'objets dans cette même zone, et J le nombre de zones. Dans notre cas $J = 9$, (voir Figure.6.9).

La fitness f_i vaut 0 quand les objets sont équitablement répartis sur toutes les zones, et 1 quand tous les objets sont dans la même zone (principe de l'entropie de *Shannon*). On permet au collectif de s'entraîner dans un espace bidimensionnel qui a une distribution initiale aléatoire d'objets pendant une certaine durée donnée. A la fin de T étapes temps d'entraînement, f_i est calculé indiquant à quel point les objets sont structurés en tas. En répétant l'expérience I fois on arrive à calculer la fitness moyenne, qui est plus représentative du comportement réel, associée à la table de correspondance en question.

Le temps de convergence globale pour cette approche à été amélioré, en utilisant un découpage dynamique logique du terrain d'entraînement. La grille de 3×3 zones se déplace, respectivement dans les 8 directions (voir Figure.6.10) d'une demi-cellule à la fois (verticalement ou horizontalement) ou de deux demis cellules (une verticale et l'autre horizontale). Ceci explique que l'évaluation de la fitness du tas formé prend le maximum des évaluations effectuées selon les huit directions précitées. Ce qui permet d'éviter le problème du tas étalé sur plusieurs zones, et qui, malgré sa bonne formation n'est pas détecté par la fonction de fitness.

L'approche proposée ici, se base sur l'idée du comportement des insectes se servant d'un processus de mémorisation leur permettant de se repérer par rapport à plusieurs emplacements ou direction retenus, et est constituée de deux phases, non obligatoirement, liées ; Les agent-robots dotés d'un ensemble de comportement de base parviennent après un certain temps à se mettre d'accord sur une zone de rencontre pour former leur tas ; en se regroupant dans cette zone. Notons que l'endroit n'est pas fixé au préalable, il émerge des interactions entre les agent-robots. Une fois la zone de rencontre mémorisée, il ne reste plus qu'à former le tas à l'endroit convenu.

Phase 1: consiste à trouver une zone de regroupement des agent-robots. Cette phase est réalisée comme la formation de tas, mais au lieu de grouper des objets, ce sont les agent-robots, eux-même, qui s'auto-regroupent. On cherche, alors, la meilleure table de correspondance contenant les règles qui vont permettre aux agent-robots de trouver la zone en question (on se dit, dans ce cas, s'il y a une zone qui peut contenir tous nos agent-robots, il y a une grande probabilité pour qu'elle puisse contenir aussi tous les objets qu'on va amasser).

Recherche du noyau

Après regroupement, tous les agent-robots qui sont à la périphérie de ce rassemblement (qui ont au moins une case libre dans leur environnement local) incrémentent leur compteur de marquage selon la méthode suivante en vue d'amorcer le processus de **recherche du noyau** (voir Programme de recherche du noyau) : pour une première phase de marquage $i=1$ dans ce processus de recherche du noyau de la structure obtenue; ces agent-robots

commencent par un marquage $j=1$ des cases contenant les agent-robots qui ont le plus grand nombre de case libres voisines, soit **7**, en allant vers ceux qui en ont le moins, soit **1**, en incrémentant j à chaque fois. Pour le même nombre de cases libres on donne la priorité à ceux qui ont le plus grand nombre d'agent-robots déjà marqués dans leur environnement local (donc ils auront des « j » différents). On passe à la prochaine phase de marquage $i+1$ lorsqu'on aura épuisé tous les cas concernant le nombre de case libre = **1**. Dans ce cas on remet la valeur de j à **1** et on recommence le même processus en considérant les cases des agent-robots marqués par i à la place des cases libres. On continue ainsi jusqu'à ce qu'il ne reste plus de case contenant un agent-robot à marquer. Les agent-robots dont les cases sont marquées à la dernière phase de marquage i_f avec la dernière valeur de marquage j_f représentent, alors, le noyau de ce regroupement.

Sélection dans le noyau

Arrivé à ce stade, une technique de sélection se basant sur la **priorité de la position** est entamée pour choisir, à partir du noyau, l'agent-robot qui va propager la direction de sa position vers tous les autres (**voir Figure.6.10**). La priorité de position est faite selon le mouvement des aiguilles d'une montre. Chaque agent-robot de ce dernier groupe entame une action consultative auprès des autres agent-robots se trouvant dans son environnement local et ce, en vue de s'abstenir éventuellement dans le cas où au moins un agent-robot dont la position est reconnue comme prioritaire à la sienne s'y trouve. A la fin, un seul agent-robot reste pour propager sa position vers tous les autres. Convenons qu'une case vide représente une marque de valeur **0**. D'autres techniques peuvent être employées pour départager les éléments du noyau se basant sur le principe du respect des priorités comme celui de **céder la priorité** à celui qui se trouve à droite et qui n'a pas encore cédé de priorité ou générer des temps aléatoires pour ce prononcer comme celui qui détient la position recherchée. Notons que dans un environnement complètement inconnu, sur une planète par exemple, le robot élu peut jouer le rôle de repère en se fixant à sa place ; il doit être équipé dans ce cas de dispositif comme une balise pour pouvoir indiquer aux autres ce point de rendez-vous continuellement.

Cette première phase peut être omise, dans le cas où le terrain est connu ; il suffit pour cela de fournir la zone de rendez-vous exprimée sous forme d'une direction, tout en sachant que cette dernière peut être aussi précise qu'on le désire

Phase 2 : consiste à regrouper les objets dans la zone trouvée par les agent-robots. Les comportements de base utilisés sont : le déplacement et la manipulation d'objets. Notons que le déplacement des agent-robots est conditionné par la direction. Nous considérons, dans ce cas, 8 directions (est, ouest, nord, sud, sud-ouest, sud-est, nord-ouest, nord-est) selon notre découpage en 9 cellules (**voir Figure.6.10**). Ces directions représentent pour nos agent-robots des angles de rotation appartenant à l'ensemble des valeurs discrètes suivant $\{-180^\circ, -135^\circ, -90^\circ, -45^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ\}$ dans un repère absolu. On convient que la zone centrale est considérée comme l'extension de n'importe quelle autre direction adoptée.

6.4 Résultats de Simulation

Dans nos expériences, nous avons utilisé une population P de taille **50**, et nous avons fixé le paramètre k de sélection à **5** (nombre de chromosomes directement retenus à chaque génération). Après **60** générations, et pour une probabilité de croisement $P_c = 0.6$ et une probabilité de mutation $P_m = 0.005$, une structure de tas a émergé. Afin de trouver de bonnes règles [**Bar 99**][**Bar 03**], nous avons utilisé un monde bidimensionnel de **30x30** cases avec **30** agent-robots pour la phase 1 en plus de **60** objets pour la phase 2. Le temps d'entraînement T utilisé est de **2000** étapes-temps, avec un nombre de cellules $J = 9$ et un nombre d'expériences par table de correspondance $I = 30$. Après **150** générations on s'est arrêté et on a pris la meilleure table de correspondance considérée comme renfermant le chromosome permettant le regroupement pour la phase 1 ou la formation de tas pour la phase 2.

6.4.1 Mise en œuvre de la phase 1

Pour la simplicité, et la facilité de l'évaluation, l'espace dans lequel les agent-robots s'entraînent est supposé bidimensionnel avec des cases carrées.

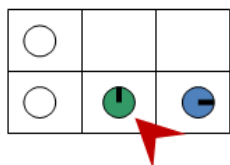


Figure.6.1-Vision local d'un agent-robot (5-connexe) :
L'agent-robot pointé par la flèche perçoit à sa droite un autre agent-robot, à sa gauche un objet et à sa diagonale gauche un autre objet. Les deux autres cases sont vides.

Dans **Figure.6.1** chaque agent-robot ne peut voir que **6** cases. Dans les cinq places, autour de lui, on distingue **2** états (rien, apparition d'un autre agent-robot). La sixième case contenant l'agent-robot lui-même, n'est pas considérée. Le nombre d'entrées dans chaque table de correspondance, dans ce cas, est de $2^5 \cdot 1$ entrées. L'agent-robot est doté de deux comportements de base :

- **Mobilité** : L'agent-robot avance si la case qui se situe devant lui est vide, autrement il tourne à gauche si l'autre case à sa gauche est vide, sans quoi il tourne à droite si la case à sa droite est vide, sinon il ne fait rien.
- **Immobilité** : dans ce cas l'agent-robot reste inerte.

Dans **Figure.6.2** on présente quelques instantanés permettant de voir l'émergence de la structure de regroupement des agent-robots, concernant la première phase. Les formules d'évaluation sont identiques à celle de la formation de tas ordinaire (**voir 6.1, 6.2 et 6.3**), à la seule différence que $n(A_j)$ représente le nombre d'agent-robots dans la cellule A_j . On remarque dans **Figure.6.3** la convergence de l'algorithme génétique, ceci étant, malgré qu'on n'a pas encore atteint la fitness optimale.

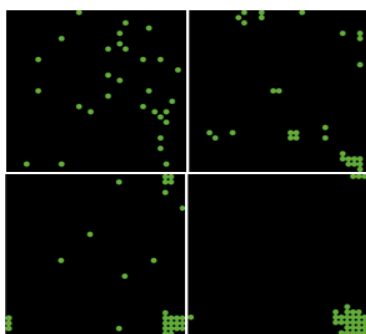


Figure.6.2-Instantanés de la première phase :
regroupement selon le principe de rendez-vous, présenté dans un ordre chronologique permettant de voir l'émergence du regroupement des agents (dans un monde de 30x30 cases avec 30 agent-robots).

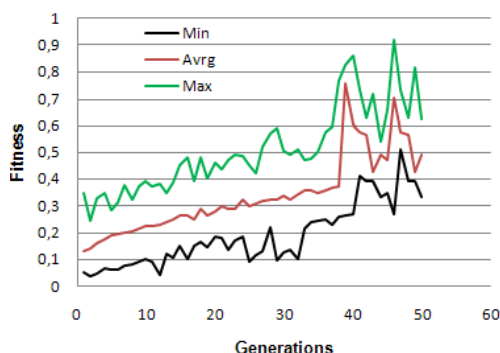


Figure.6.3-Comportement de l'algorithme génétique (selon la première phase) :
Illustration des valeurs (min, moy, max) de fitness dans chaque génération.

6.4.2 Mise à l'échelle de la phase une

La mise à l'échelle dans cette première phase est réalisée selon le nombre d'agent-robots, puis selon la taille de l'espace d'entraînement. On remarque dans la courbe rouge de **Figure.6.4** que le temps de regroupement augmente proportionnellement avec le nombre d'agent-robots, tout en sachant que la fitness réalisée est de **0.63**. Pour la mise à l'échelle de la taille de l'espace

d'entraînement, courbe rouge de **Figure.6.5** ; plus la taille de l'espace d'entraînement augmente et plus le temps de regroupement diminue pour le même nombre d'agent-robots. Ceci dans un premier temps. Par la suite, le temps augmente étant donné que l'espace devient plus grand, et c'est ce qui demande plus de temps au agent-robots pour se réunir.

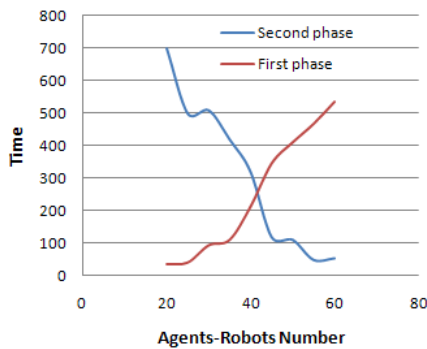


Figure.6.4-Mise à l'échelle du nombre d'agents (selon la première phase : courbe rouge et la deuxième phase : courbe bleue) : Illustration du temps nécessaire pour atteindre une fitness de 0.63 avec une augmentation progressive du nombre d'agent-robots.

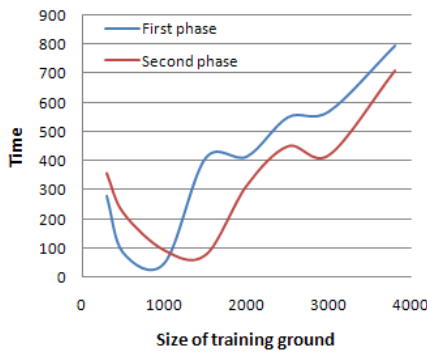


Figure.6.5-Mise à l'échelle de la taille de l'espace d'entraînement (selon la première phase : courbe rouge, et la seconde phase : courbe bleue) : Illustration du temps nécessaire pour atteindre une fitness de 0.63 avec une augmentation progressive de la taille de l'environnement.

6.4.3 Mise en œuvre de la phase deux

Dans les cinq places autour de chaque agent-robot on peut distinguer trois cas (rien, présence d'un objet, présence d'un autre agent-robot); dans la sixième place, celle que l'agent-robot occupe, on distingue deux possibilités : agent-robot portant un objet, agent-robot libre.

Ceci signifie qu'il y a $3^5 * 2 = 486$ entrées dans la table de correspondance, avec toujours deux comportements de base, définis pour cette tâche comme suit :

- **Se déplacer** : Si un agent-robot porte un objet, la priorité du déplacement est donnée à la direction retenue à la fin de la première phase, sinon l'agent avance devant lui (si la case de devant est vide), sinon il tourne à gauche (si la case à gauche est vide), sans quoi il tourne à droite (si la case à droite est vide), si rien de tout ceci n'est, alors il ne fait rien.
- **Manipuler un objet** : Si l'agent-robot est libre il tente de prendre un objet devant lui (si un objet s'y trouve), à défaut de cela il tente de prendre un objet à sa gauche (si un objet s'y trouve aussi), dans le cas négatif il tente de prendre un objet à sa droite (si une fois de plus un objet s'y trouve), sinon il tente de prendre un objet à sa diagonale gauche (si encore un objet s'y trouve), sinon il tente de prendre un objet à sa diagonale droite (si un objet s'y trouve), à défaut de tout cela il active alors le comportement de déplacement. Notons que si l'agent-robot prend un objet, il le déposera quelque part en suivant le même principe.

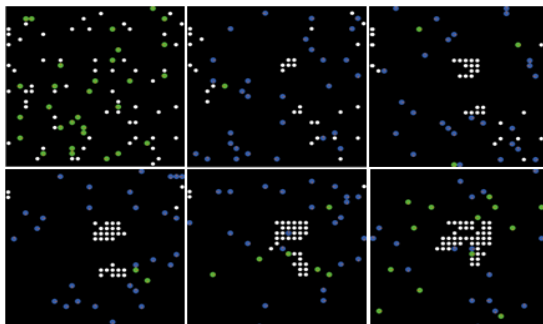


Figure.6.6-Instantanés de formation de tas selon le principe de rendez-vous : ils sont présentés dans un ordre chronologique, permettant d'observer l'émergence de la formation de tas au nord dans un monde de 30x30 cases, avec 30 agent-robots, et 60 objets (les disques blancs représentent les objets, les verts, les agent-robots libres, et les bleus, les agents-robots portant un objet).

Dans (**Figure 6.6**) on présente quelques instantanés permettant de voir l'émergence de la structure de formation de tas orientée concernant la deuxième phase. Il est à noter que l'allure de l'algorithme génétique pour cette phase est la même que celle de la première phase (**voir Figure.6.3**). On remarque pour cette deuxième phase que la fluidité du mouvement collectif des agent-robots empruntant la même direction diminue quand leur nombre croît ou quand l'espace de l'environnement diminue.

6.4.4 Mise à l'échelle de la phase 2

Les règles qu'on a pu déceler (voir plus loin) sont insensibles, que ce soit : aux changements du nombre d'agent-robots, ou au nombre d'objets, ou à la taille de l'espace d'entraînement utilisé. Dans le sens où on a pu démontrer expérimentalement que ces règles parviennent toujours, et quelque soit la valeur de ces variantes utilisées, à la formation d'un tas.

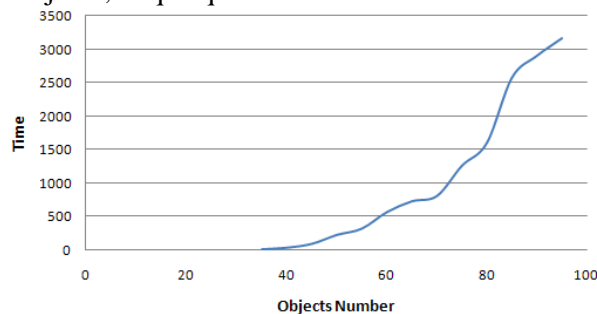


Figure.6.7-Mise à l'échelle du nombre d'objet, selon la deuxième phase : Illustration du temps nécessaire pour atteindre une fitness de 0.63 avec un changement progressif du nombre d'objets.

Pour se faire, nous avons pris la table de correspondance qui donne la fitness maximale, et nous avons effectué sur cette dernière une mise à l'échelle selon le nombre d'agent-robots, dans une première expérience, puis selon le nombre d'objets dans une seconde expérience, et enfin selon la taille de l'espace d'entraînement dans une dernière expérience.

Les résultats obtenus sont présentés respectivement sur **Figure.6.4**, **Figure.6.7** et **Figure.6.5**. On remarque pour la courbe bleue de **Figure.6.4** que le temps de formation du tas a la tendance à diminuer malgré une légère montée qui n'influe pas sur l'allure dominante de la courbe. Ceci montre que plus on augmente le nombre d'agents et plus le temps de formation du tas diminue, étant donné que le taux du parallélisme croît avec la montée du nombre des agent-robots.

En ce qui concerne la courbe bleue de la **Figure.6.7**, on remarque, qu'au contraire, le temps de formation du tas augmente en fonction de l'augmentation du nombre d'objets : un nombre d'objets plus grand prend généralement plus de temps pour être amassé. En ce qui concerne la courbe de **Figure.6.5**, on remarque que ; de plus en plus que l'espace d'entraînement augmente, ceci permet aussi de plus en plus aux agent-robots d'évoluer d'une manière plus libre. La probabilité de rencontre entre les agent-robots conduisant à une gêne mutuelle diminue. Mais ceci n'est pas de nature à durer, puisque, autant que la taille de l'espace augmente, l'agent-robot prend lui aussi autant de temps pour se déplacer ; et ce, aussi bien pour trouver un objet que pour le ramener vers la zone de formation du tas.

6.5 Terrain à difficulté variable

A la phase de recherche évolutionniste de la table de correspondance optimale contenant les règles sensori-motrices permettant la réalisation de la formation de tas orientée, et pour donner plus de réalisme à notre étude, on a fait entraîner nos agent-robots dans un terrain où il nous est possible de faire varier son état de rudesse volontairement, en jouant sur le nombre d'obstacles fixes (représentés par des cases rouges). Ces obstacles sont disposés aléatoirement sur le terrain d'entraînement, et leur nombre varie par tranches auxquelles ; une à une, un degré de difficulté allant de **1** à **6** est associé. Il va de soi que le nombre d'obstacles croît conjointement avec le degré de sévérité du terrain. Nous avons convenu que la moitié du nombre de cellules constituant l'espace total d'entraînement représente le degré de difficulté le plus grand c.-à-d. équivalent à **6**. Ce nombre est subdivisé en **6** intervalles gradués de **0** à **6** (**voir Figure.6.11**)

pour représenter les 6 degrés significatifs de difficultés. La perception locale de l'agent-robot prend en considération, alors, la présence d'obstacles. Dans la phase 1 on distingue 3 états (rien, la présence d'un agent-robot, la présence d'un obstacle). Le nombre d'entrées dans chaque table de correspondance, dans ce cas, est de $3^5 \cdot 1$ entrées. Dans la phase 2 on distingue 4 états (rien, présence d'un objet, présence d'un autre agent-robot, présence d'un obstacle). Le nombre d'entrées dans chaque table de correspondance, dans ce cas, est de $4^5 \cdot 2$ entrées.

6.5.1 Phase une

Dans les instantanés de la **Figure.6.8** on observe la difficulté de l'émergence du regroupement quand le nombre des obstacles augmente. On remarque l'apparition de petites piles donnant lieu à des formations locales : les agent-robots tentent de s'organiser là où il y a de l'espace de façon à constituer des corpuscules, et ce, durant un certain temps, jusqu'à ce que cette activité devienne impossible. Notons ceci : lorsqu'une zone est complètement coupée du reste, elle est de cette façon écartée du contexte de notre analyse (Zone inaccessible implique zone morte).

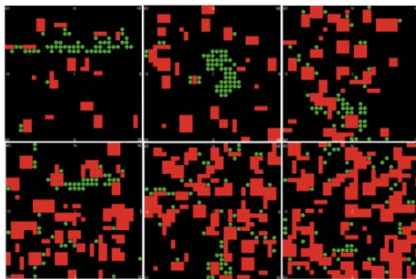


Figure.6.8-Instantanés de la première phase montrant le regroupement selon le principe de rendez-vous : sur un terrain dont la rudesse est croissante, évaluée sur une échelle discrète de 1 à 6. Les cases en rouge représentent les obstacles et les disques en vert représentent les agent-robots.

L'expérience réalisée prouve, comme cela a été le cas pour les mises à l'échelle, la consistance des règles trouvées. Par exemple dans l'instantané 4 (ligne en bas, colonne la plus à gauche), malgré la grande concentration d'obstacles, on remarque que les agent-robots parviennent à se regrouper et à trouver partiellement une zone de rendez-vous.

6.5.2 Phase deux

Les observations retenues pour la première phase restent valables pour la deuxième (**Voir Figure.6.9**). On remarque aussi que malgré une forte concentration d'obstacles dans le quatrième et le cinquième instantané, les agents-robots continuent toujours leur progression vers la zone souhaitée. On peut dire ainsi que, comme cela a été le cas pour la première phase, les règles déterminées pour cette deuxième phase ont démontré leurs capacités à permettre aux agent-robots l'exploitation du plus petit espace libre dans leur entourage afin de former des piles de tailles en dépit des contraintes occasionnées par les tailles de ces espaces, et ceci selon la direction convenue.

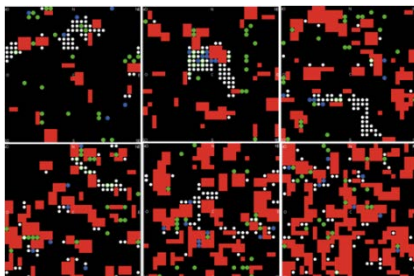


Figure.6.9-Instantanés de la deuxième phase montrant la formation de tas selon le principe de rendez-vous : l'expérience est faite sur un terrain dont la rudesse est croissante, évaluée sur une échelle de 1 à 6, successivement de gauche à droite et de haut en bas. Les tendances sont respectivement : nord-est, nord, sud, nord-ouest, nord et nord.

6.6 Règles décelées

Les règles génériques, déduites de la table de correspondance optimale trouvée après avoir

exécuté tout le processus évolutionniste de recherche de l'optimum globale, concernant l'approche proposée et prenant en considération la rudesse du terrain, sont :

6.6.1 Première phase: L'agent-robot ne se déplace pas, si son environnement local contient un nombre d'agent-robots ≥ 3 (seuil de l'immobilité) sinon il se déplace en essayant d'éviter les obstacles rencontrés. Si le nombre d'obstacles dans son environnement local dépasse 2 alors il diminue ce seuil d'immobilité de 3 à 2 agent-robots.

6.6.2 Deuxième phase

- 1) L'agent-robot dépose l'objet en sa possession, si son environnement local contient au moins 2 autres objets (seuil du dépôt), sinon il se déplace en donnant la priorité à la direction adoptée (en évitant les obstacles). S'il rencontre 2 obstacles ou plus dans son environnement local, il diminue alors le seuil du dépôt de 2 à 1 objet.
- 2) L'agent-robot prend un objet, s'il y a 2 objets ou moins (seuil de prise) dans son environnement local, sinon il se déplace (en évitant les obstacles). S'il rencontre 2 obstacles ou plus dans son environnement local, il diminue ce seuil de 2 à 1 objet.

En augmentant le nombre d'agent-robots on remarque qu'à partir d'une certaine limite, le temps de formation du tas croît significativement : Les agent-robots, alors, prennent tous une même direction. Ce qui a pour conséquence la multiplication des chances de leur rencontre après un certain temps. Ceci, bien sûr est de nature à créer un encombrement qui va entraver la circulation et du même coup altérer la performance des agent-robots. Le même phénomène est observé quand on diminue l'espace de l'environnement d'entraînement pour un nombre d'agent-robots fixé ou quand on augmente le nombre d'obstacles.

6.7 Règles trouvées vs règles décelées chez les Fourmis

Dans la nature, de nombreuses espèces de fourmis ont des capacités de mémorisation leurs permettant, entre autres, d'améliorer le processus de recherche de nourriture. Cette capacité a déjà été exploitée pour la résolution de problèmes d'optimisation [Mon 00].

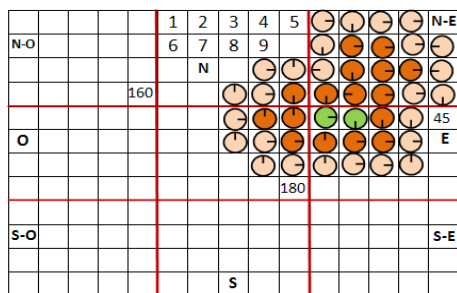


Figure.6.10-Choix de la future orientation de formation d'un tas : L'environnement d'entraînement utilisé est divisé en 9 zones, représentant chacune l'une des 8 directions que l'agent-robot peut suivre grâce à sa boussole numérique, plus la zone centrale, considérée comme extension des autres.

D'après les éthologues, une fourmi lorsqu'elle se déplace, elle détermine à chaque instant un vecteur d'intégration du trajet. Ce mécanisme comportemental basé sur l'utilisation d'un compas astronomique (lumière polarisée) lui permet d'estimer la distance et la direction qui, ensemble, les relie en droite ligne à son point de départ, c'est-à-dire, au plus court chemin du retour. Par la prise en compte de ses mouvements de rotation et de translation, elle actualise en permanence ce vecteur qui décroît au fur et à mesure jusqu'à s'annuler dès qu'elle arrive au nid. Cette diminution successive signale à la fourmi qu'elle se rapproche continuellement de son but [Cha 99]. Dans notre cas, l'endroit ciblé est repéré par l'une des directions, indiquée par les 8 zones (voir Figure.6.10). La zone centrale, comme on l'a déjà mentionné, est considérée comme une extension des 8 autres directions adoptées.

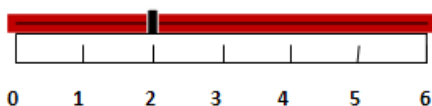


Figure.6.11-Degré de génération d'obstacles sur le terrain d'entraînement : Le numéro de chaque degré représente la fraction du nombre d'obstacles à générer par rapport à la moitié du nombre total de cellules de l'environnement. Exemple le degré de difficulté 5 génère $[(5 / 6) * (\text{nombre de cellules total} / 2)]$ cases-obstacles.

Les fourmis qui arrivent à former un tas à l'intérieur de la colonie doivent exploiter leur sens de l'orientation, en utilisant une technique comme celle mentionnée ci-avant, pour retrouver en premier lieu le nid : orientation par zone pour les agent-robots. Puis, pénétrer à l'intérieur du nid et participer à la formation d'un tas. Les fourmis déposent leur nourriture, objets pour les agent-robots, avec une probabilité d'autant plus grande que la densité des éléments du même type dans le voisinage l'est aussi. Ceci représente le nombre d'objets pour les agent-robots. Dans le cas contraire elles se déplacent en direction du nid, emportant avec elles l'objet : nourriture ou cadavres par exemple, et ce, selon une probabilité d'autant plus grande que ces éléments le soient aussi pour se trouver isolés. Ce qui représente le nombre d'objets pour les agent-robots restreint [Gob 07][wol 05].

Algorithme de recherche du noyau

```
i=1 //toutes les cases vides sont marquées par i=0  
TQ Existe des cases non encore marquées contenant des agent-robots Faire  
  Pour  $k=7$  à  $1$  Faire //  $k$  représente le nombre de case voisines marquées  $i-1$  pour chaque agent-robot  
    Marquer toutes les cases des agent-robots contenant  $k$  voisins avec un marquage  $i-1$  avec  $i$   
  finPour  
   $i=i+1$   
finTQ  
Le noyau est toutes les cases marquées par  $i-1$ 
```

Les fourmis contournent les obstacles de manière naturelle et arrivent même collectivement à trouver le chemin optimal en utilisant une technique de marquage chimique du terrain (phéromone) [And 06][Bek 94]. L'optimalité du chemin prend en compte non seulement la distance mais aussi l'état du chemin à suivre (éviter les obstacles naturels comme l'eau d'une rivière ou les fossés). Donc, plus le chemin est difficile et plus les fourmis ont tendance à l'éviter pour emprunter un autre plus facile. Les agent-robots évitent les obstacles tout en se montrant plus souples dans l'application de leurs règles s'ils jugent que le terrain d'alentour est difficile. On décèle chez les fourmis aussi, plusieurs techniques d'adaptation ; par exemple : les fourmis décident de transporter le cadavre d'un lézard lorsque, d'une part - la proportionnalité des volumes entre le corps du reptile et l'espace de la fourmilière est acceptable, et, d'autre part - lorsque le terrain du parcours n'est, pas du tout ou pas trop difficile (pas de marécage, rivière, trou profond ou herbe dense). Par contre, et si les conditions du terrain s'avèrent difficiles ou dangereuses, les fourmis décident en pareilles circonstances de transporter pièce par pièce le butin préalablement découpé.

Conclusion

Les algorithmes génétiques jouissent, de par leur robustesse, d'une réputation pour converger vers l'optimum global (Les résultats obtenus le confirment). Cependant, ce processus de convergence évolutionniste prend généralement du temps pour converger, ce qui pousse à l'implémenter par contrainte sur des machines de grande puissance de calcul.

Les mises à l'échelle effectuées, ainsi que les comparaisons faites avec les règles discernées chez les fourmis ont permis ensemble de montrer la consistance des règles trouvées, prenant en considération, dans ce contexte, la rudesse de l'état du terrain d'entraînement ainsi que la direction de formation du tas. Ceci permet de guider la formation vers n'importe laquelle des régions, indépendamment de l'envergure et de l'état du monde utilisé, exprimés en termes de : taille de l'environnement, nombre d'objets, nombre d'agent-robots et nombre d'obstacles présents sur le terrain. Dans cette approche, la taille du terrain d'entraînement entre dans une large mesure en considération quand il s'agit des possibilités de formation du tas, et ce, dans le sens suivant : lorsque le terrain est de petite taille, toutes les directions possibles ne se résument qu'à quatre directions significatives (Nord, Sud, Est et Ouest). Mais quand le terrain augmente de taille, ce nombre de directions croît pour en faire émerger de nouvelles autres directions significatives.

Il nous est loisible aussi de remarquer que ces règles sont adaptatives, et ce, dans le sens suivant : lorsque le terrain est truffé d'obstacles, les agent-robots deviennent plus souples en diminuant les seuils qui conditionnent l'application des règles. Notons par ailleurs que la caractéristique du tas émergeant, en termes d'emplacement, est préservée sur la même direction, étant donné que l'endroit où le tas en question sera exactement formé n'est pas connu.

La formation de tas orientée, telle qu'elle est conçue, peut être utile, notamment, dans un endroit (usine, entrepôt, etc.) où il est impératif de procéder à l'isolement d'un produit déterminé en l'entassant dans une zone à l'écart d'autres produits, désirant par exemple sa neutralisation. L'orientation, exprimée sous forme d'un angle de rotation (estimé dans la réalité par rapport au nord magnétique), reste plus souple et plus adaptative que la désignation d'un emplacement au préalable (exprimée en termes de coordonnées polaires ou de coordonnées cartésiennes). Cet avantage apparaît de plus en plus nécessaire dans le cas où l'état de la zone de formation change de conditions et l'emplacement désigné devient alors inutilisable. Il serait donc juste de convenir par la suite de l'exemple cité précédemment que cette formation reste plus performante et nettement plus sécurisée que l'utilisation d'une formation aléatoire [Bar 99][Bar 03]. La première phase de l'approche proposée a son aspect adaptatif, particulièrement, dans le cas d'un terrain dont l'état de surface est dynamique (région saharienne ou aquatique par exemple) ou un terrain exploré pour la première fois (fond de l'océan ou planète inconnue). Les robots dans cette phase doivent être dotés, en plus d'une boussole numérique, d'un dispositif de communication. Ainsi, on peut dire que la méthode proposée (avec ses deux phases) dispose des qualités d'une formation aléatoire (souplesse et adaptabilité) [Bar 99][Bar 03] tout en se laissant manipuler éventuellement ; pour être guidé vers un emplacement donné.

Nos perspectives vont dans le sens que l'on s'est fixé, mis à part le terrain d'entraînement, c'est-à-dire ; essayer d'autres moyens de communications, pour les deux phases, afin d'améliorer de tout côté l'approche ainsi proposée, y compris celui du point de vue qualité de formation. L'utilisation d'un réseau sans fils, assurant une communication directe/non-dédiée entre les agent-robots ainsi que le marquage du terrain d'entraînement par des phéromones artificielles semblent être en l'occurrence, de bonnes éventualités à explorer dans l'avenir.

Le prochain chapitre est le dernier, il représente une synthèse englobant les six chapitres qui le précédent présentée sous forme de discussions.

Références bibliographiques

- [And 06] J. D. Anderson, «Methods and metrics for human control of multi-robots teams», **Thesis of Brigham Young University for the degree of Master of Science, Department of Mechanical Engineering**, Brigham Young University, December 2006.
- [Bar 99] T.D. Barfoot, G.M.T. D'Eleuterio, «An Evolutionary Approach to Multiagent Heap Formation», **Presented at the Congress on Evolutionary Computation. Washington: 6–9 July, 8p, 1999.**
- [Bar 03] T.D. Barfoot & G.M.T. D'Eleuterio, «Learning Distributed Control for an Object-Clustering Task», **Institute for Aerospace Studies University of Toronto 4925 Du_erin Street Toronto, Ontario, Canada M3H 5T6, 2003.**
- [Bed 08] M. A. Bedau, P. Humphreys & the other «Emergence: Contemporary Readings in Philosophy and Science», **edited by Mark A. Bedau and Paul Humphreys, A Bradford book, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts • London, England, 2008.**
- [Bek 94] R. Beckers, O.E. Holland and J.L. Deneubourg, «From local actions to global tasks : Stigmergy and collective robotics», **research group on 'Prerational Intelligence' held in 1994 at the 'Center for Interdisciplinary Research', University of Bielefeld, 1994.**

- [Bor 89] J. Borenstein, Y. Koren, « **Real-time Obstacle Avoidance for Fast Mobile Robots** », *Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 19, No. 5, pp. 1179-1187, Sept/Oct 1989.
- [Buy 03] P. Buyl, N. Tabti, et A. Wagner, «Auto-organisation chez les insectes sociaux», **Printemps des sciences 2003**.
- [Cha 99] S. Chameron, G. Beugnon, B. Schatz & T.S. Collett, «**The use of path integration to guide route learning in ants**», *Nature*, Vol. 399, N° 6738, 24 juin 1999.
- [Dro 98] A. Drogoul & D. Fresneau, «Métaphore du fourrageage et modèle d'exploitation collective de l'espace pour des colonies de robots autonomes mobiles», *Proceedings of JFIADSMA'98*, Hermès, Paris, France.1998.
- [Dor 04] M. Dorigo & T. Stützele, «Ant Colony Optimization», **A Bradford Book, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts London, England**, 2004.
- [Dor 06] M. Dorigo, L.M. Gambardella, M. Birattari, A. Martinoli, R. Poli & T. Stützele, «Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence», **5th International Workshop, ANTS Brussels, Belgium, September 4–7, Proceedings**, 2006.
- [Fer 95] J. Ferber, «Les Systèmes multiagents. Vers une intelligence collective », **InterEditions**, 1995.
- [Gob 07] L. Gaubert, «Auto-organisation et émergence dans les systèmes couplés, individuation de données issues de systèmes biologiques couplés», **Thèse de l'Université de Bretagne Occidentale, Mention Mathématiques Appliquées**, janvier 2007.
- [Gol 94] D. E. Goldberg, «Algorithmes génétiques », **Addison-wesley**, 1994.
- [Kub 96] C. Kube, H. Zhang, «The use of perceptual cues in multi-robot box pushing», **In Proceedings IEEE International Conference on robotics and Automation**, 1996.
- [Mel 99] M. Melanie, «An Introduction to Genetic Algorithms», **A Bradford Book The MIT Press, Cambridge, Massachusetts • London, England**, Fifth printing, 1999.
- [Mon 00] N. Monmarché, «Algorithmes de fourmis artificielles : applications à la classification et à l'optimisation», **Thèse de Docteur de l'université de Tours Université François Rabelais Tours Ecole Doctorale : Santé, Sciences et Technologies**, 2000.
- [Rai 04] C. Raievsky, «Emotions artificielles pour la structuration sociale d'un groupe de robots», **Génie électrique, génie informatique, thèse de l'Université de Sherbrooke Faculté de génie, Génie électrique et génie informatique Québec Canada**, 10 février 2004.
- [Ren 03] J-P. Renard, «Auto-organisation chez les insectes sociaux», **Rapport de DEA**, 2003.
- [Sav 03] M. Savall, «Une architecture d'agents pour la simulation: Le modèle YAMAM et sa plate-forme Phoenix», **Doctorat de l'INSA de Rouen (Spécialité informatique)**, 27/06/2003.
- [Ste 94] L. Steels, «Building agents with autonomous behavior systems», In **L. Steels and R. Brooks, editors, The artificial life route to artificial intelligence**, Building situated embodied agents, Lawrence Erlbaum Associates, 1994.
- [Tza 05] E. Tzafestas, «Assignment in Complex Adaptive Systems: Clustering in Social Insects», **University of Athens M.Sc. in BioInformatics**, 2000.
- [Wol 05] J. Wolff, «Modélisation du déplacement et de la formation de Tas de cadavres chez les fourmis, SCILAB», **L'Ecole nationale des ponts et chaussées**, 10 mai, 18p,

2005.

- [Wei 99] G. Weiss, « Multiagent Systems, A Modern Approach to Distributed Modern Approach to Artificial Intelligence », **The MIT Press, Library of Congress Cataloging-in-Publication Data**, 1999.

Chapitre 7

Discussions

Résumé—Ce chapitre représente un point d'intersection où les concepts traités dans les trois premiers chapitres (constituant notre cadre scientifique théorique) sont projetés sur le domaine de la robotique de groupe (constituant notre domaine d'étude) et plus particulièrement sur la recherche de règles au micro-niveau permettant de piloter des comportements réactifs d'une collectivité homogène de robots mobiles autonomes, en vue de faire émerger différentes variantes de formation en tas (orientée, adaptative) tout en usant de différentes techniques de communication indirectes (stigmergique, multi-marquage exclusif). Il s'agit, donc, d'illustrer les différents concepts précités, via des exemples concrets (tirés/inspirés des deux cas d'étude traités ; se référant à la robotique de groupes), afin de montrer leurs utilités dans l'appréhension des systèmes complexes adaptatifs ciblés dans ce travail.

Introduction	200
7.1 Système	200
7.1.1 Propriétés SMAs	200
7.1.2 Bordures	204
7.2 Système complexe	204
7.2.1 Complexité	204
7.2.2 Rétroaction	205
7.2.3 Echelle	205
7.2.4 Modèle agent	205
7.2.5 Point critique auto-organisé	205
7.2.6 Cohérence	206
7.2.7 Altruisme vs égoïsme	206
7.2.8 Relations entre les éléments de notre système de robots	206
7.3 Système dynamique	207
7.3.1 Evolution causale	207
7.3.2 Evolution déterministe	207
7.3.3 Causalité	208
7.3.4 Système ouvert et ordre	208
7.3.5 Comportements non-linéaires	208
7.3.6 Mesure de l'ordre	208
7.3.7 Attracteur et repoussant	208
7.3.8 Bifurcation	209
7.3.9 Bruit	209
7.3.10 Système déterministe chaotique conservatif	209
7.4 Système complexe adaptatif	209
7.4.1 Caractéristiques essentielles des CASs	209
7.4.2 Inconvénients des CASs	210
7.4.3 Caractéristiques des phénomènes macroscopiques	210
7.4.4 Emergence	211
7.4.5 Auto-organisation et auto-adaptation	212
7.4.5.1 Rétroaction positive (amplification)	212
7.4.5.2 Rétroaction négative (stabilisation)	212
7.4.5.3 Adaptation	212
7.4.6 Propriétés des CASs	213
7.5 Problèmes directe, problème inverse et émergence inversée	214
7.5.1 Problème directe	214
7.5.2 Problème inverse	215
7.5.3 Identification et ajustement des paramètres	216
7.5.4 Problème combinatoire inverse	217
7.5.5 Problème de reconstruction	217
7.5.6 Contrôle conjonctif et disjonctif	218
7.5.7 Méthode de résolution itérative	218
7.6 Problème de validation	218
7.6.1 Évaluation	218
7.6.2 Vérification	218
7.6.3 Validation théorique	219
7.6.4 Validation empirique	219
7.7 Apprentissage	219
7.7.1 Apprenabilité	220
7.7.2 Apprentissage automatique	221
7.7.2.1 Apprentissage symbolique	221
7.7.2.2 Apprentissage adaptatif génétique	221
7.7.3 Apprentissage collectif	222
Conclusion	223

Introduction

Le dernier chapitre tente d'identifier les concepts introduits dans les trois premiers chapitres (Système Dynamique Complexe Adaptatif, Problème Inverse & Emergence Inversée, et Apprentissage Automatique) constituant notre plateforme scientifique, dans l'énoncé du quatrième chapitre (concernant la Robotique de Groupes) représentant le domaine d'étude ciblé en focalisant tout particulièrement sur les deux cas d'analyse traités dans les chapitres 5 (Groupement Adaptatif Orienté par des Robots Autonomes et Mobile) et le chapitre 6 (Optimisation du Groupement par Multi-marquage Exclusif dans un Environnement Multi-robots). Notons que cette identification sera présentée sous forme de discussions. Pour se faire, ce chapitre est organisé comme suit : dans la première section on s'intéresse aux concepts définissant le système dans sa globalité, ainsi qu'aux concepts présentés au début du chapitre quatre concernant les SMAs. Dans la deuxième section on se tourne vers les concepts présentés dans les systèmes complexes qu'on essaye de retrouver dans les groupes de robots mobiles autonomes. On poursuit cette identification de concepts dans la troisième section avec les systèmes dynamiques puis dans la quatrième section avec les systèmes complexes adaptatifs. On refait le même travail pour le chapitre deux, dont les concepts gravitent autour du problème inverse et de l'émergence inversée, ainsi que pour le chapitre trois dont les concepts tournent autour de l'apprenabilité, des techniques de l'apprentissage automatique et de l'apprentissage collectif. Une conclusion synthétisant ce septième chapitre vient en dernier pour le clôturer.

Avant d'entamer la première section, il est à noter que dans le but de simplifier les appellations, on convient d'utiliser le mot « robot » aussi bien pour désigner les robots réels que les robots virtuels (qu'on s'est accordé de désigner, auparavant, sous l'appellation d'agent-robots).

7.1 Système

Le système de robots considéré ici est composé d'éléments qui sont eux-mêmes des systèmes construits selon le modèle classique de l'architecture des robots mobiles autonomes ; renfermant les modules de perceptions, de contrôles et d'actions (**voir Section 4.8**). Les SMAs jouissent de toutes les caractéristiques dont on a besoin pour décrire ce type de système. Dans ce qui suit, nous allons présenter le système en question via les propriétés qui incombent à un SMA en générale, par la suite on discutera de la notion de **bordure** d'un système.

7.1.1 Propriétés SMA : La concrétisation des interactions entre robots peut se faire par expérimentations réelles ou par simulation où les robots prennent la forme d'agents. Ils interagissent les uns avec les autres en modifiant leurs environnements locaux : - soit **directement**. **Exemple :** deux robots dont chacun, d'eux, pénètre dans l'environnement local de l'autre et y dépose un objet, - soit **indirectement**. **Exemple :** un robot dépose un objet, quelque part sur le terrain. Par la suite, un autre robot le détecte dans son environnement local.

Selon les cas étudiés, les fonctions des robots se résument aux : déplacement, dépôt d'objets quelque part ou transport d'objets ailleurs. Etant donné qu'ils sont réactifs, leurs **but**s (instantanés) sont de parvenir, chacun, à un état édicté par la règle sensorimotrice qu'ils manipulent à un instant donné et leur **mission** est de réussir le groupement d'objets ou leur propre regroupement (notons que l'exécution de ces règles peut faire émerger, au niveau de l'observateur, d'autres buts de haut niveau. **Exemple :** parvenir à construire une pile d'objets ou à la détruire). Une fois le tas réussi, deux états des environnements locaux sont observés : presque vide ou presque plein. Ces deux états peuvent aussi représenter deux buts recherchés.

a) Aspect dynamique : Chaque élément de notre système de robots reçoit comme entrée des informations issues de son environnement local et produit en conséquence des sorties sous forme d'actions sur lui-même (déplacement) et/ou sur les objets qu'il manie (dépôt d'objet, prise d'objet ou déplacement avec l'objet). Cette transformation partielle de l'état de

l'environnement ne peut avoir lieu que lorsque le système de robots est en action, et cet entrain appelé dynamisme/dynamicité est automatique ; aucune intervention externe (humaine par exemple) ne rentre en considération que ce soit pour dicter aux robots quoi faire, ou comment le faire).

b) Interactions : Comme **relations conflictuelles** entre les actions on peut citer, à ce sujet, la tentative simultanée par plusieurs robots de prendre le même objet, ou la tentative également simultanée de déposer plusieurs objets, chacun par un robot, dans un même emplacement qui ne peut contenir qu'un seul objet. Ces deux **relations négatives** sont dues essentiellement au **manque de ressources** ; pour le premier cas, il s'agit d'un seul objet non divisible entre les robots et pour le deuxième cas, il s'agit d'un seul emplacement ne pouvant contenir qu'un seul objet à la fois. Un autre cas de figure pour les relations négatives concerne l'**incompatibilité des buts coopératifs**, comme celui où certains robots jouent le rôle de constructeurs de tas alors que d'autres jouent celui de destructeurs de tas.

Comme **relations synergiques**, on peut citer les actions de participation de plusieurs robots à la construction d'un même tas. Aussi, un robot portant un objet, et se trouvant bloqué dans son environnement local par un ensemble d'objets qui l'entourent, il se voit libéré et du coup peut se déplacer à la suite de l'action de prise d'un ou de plusieurs des objets qui le bloquent par d'autres robots (relation de faveur). Un dernier exemple concernant les relations positives est celui où un robot se déplace, trouve un objet, et le transporte pour finir par le déposer dans l'environnement local d'un autre robot, ce qui permet à ce dernier d'éviter de se déplacer pour chercher un objet (relation de subsomption).

On s'est intéressé, dans ce travail, aux interactions dans le premier chapitre (**voir Section 1.1**) ainsi que dans le quatrième chapitre (**voir Section 4.2.5.2**). En les projetant dans le domaine de la robotique de groupe (**voir Chapitre 4 à partir de la Section 4.3**) et tout particulièrement sur les deux cas d'études traités (**voir Chapitres 5 et 6**) on peut les résumer comme suit : - la **corrélation** : peut se manifester, momentanément, sous forme d'une même orientation adoptée par des robots porteurs d'objets ou d'une participation à la formation d'une même pile d'objets (c'est une situation de relation réciproque en l'absence d'effets réciproques d'actions). La corrélation peut se manifester, aussi, sous forme de **dépendances** émergentes entre les robots. Généralement, l'importance de cette dépendance est proportionnelle à la quantité d'informations mises-en-œuvre pour communiquer, ainsi qu'à son coût. Ceci peut se faire de manière directe, via des échanges de messages, mais aussi de manière indirecte, via des changements effectués sur l'environnement, notamment en utilisant le marquage (relation stygmérique). Notons que les envois de messages exigent une mise en place d'un réseau de communication sans fil (avec ou sans infrastructure) alors que le marquage du terrain exigent une substance (logique/physique) possédant des propriétés de dissipation et de dispersion, - la **coordination** : peut se manifester sous forme d'une gestion d'interdépendances entre activités. Le déplacement constitue un exemple de ces activités où le terrain représente une ressource partageable dans le temps et dans l'espace constitué d'un ensemble de cases (ne pouvant contenir qu'un seul robot à la fois dans un instant donné). Le partage dans le temps peut s'exprimer, de manière générale, par l'occupation d'une même case par différents robots ou objets à des instants différents. Le partage dans l'espace, quant à lui, exprime le fait que différentes cases sont allouées à différents robots ou objets à un instant donné selon la disponibilité. La vérification représente, dans ces conditions, un mécanisme assurant la coordination ; vérifier dans son intervalle local s'il existe une case libre avant de l'occuper, - la **coopération (collaboration ou concurrence)** : apparaissent avec l'émergence du groupement d'objets ou du regroupement des robots (ce qui constitue la mission à accomplir). Pour nos cas d'études, cette coopération est émergente (au bas niveau, les robots ne sont pas conscients les uns des autres) et est basée sur des coordinations réactives (se conformant à des règles sensori-motrices). Elle est de type **collaboratif** lorsque les robots participent à l'accomplissement de la même mission (qui est celle du groupement ou regroupement) et elle est de type **concurrent** lorsqu'un groupe de robots construit le tas alors qu'un autre groupe le détruit. Paradoxalement,

pour réussir la formation du tas final, on a besoin des deux types de relation, sinon on ne pourra jamais voir émerger la fusion de piles par exemple.

c) Distribution

Plusieurs modes de distribution sont proposés :

- La **distribution spatiale** concerne la disposition cohérente des robots et objets sur le terrain.
- La **distribution fonctionnelle** permet de déterminer le rôle de chaque robot dans son groupe. Comme nos robots sont homogènes, ils possèdent les mêmes rôles (manipulateurs d'objets, chercheurs d'objets) mais qui émergent selon leur situation qui dépend de l'état de l'environnement local où ils se trouvent.
- La **distribution temporelle** peut être concrétisée au niveau d'une tâche de transfert d'une pile d'objets par un seul robot. Comme la capacité d'un robot ne peut pas dépasser le transfert d'un seul objet à la fois, alors elle sera distribuée dans le temps pour qu'il puisse accomplir sa mission. Ceci peut être généralisé à plusieurs robots où chacun a son côté d'objets à transporter. Le partage concerne aussi la manipulation d'un même objet (par les robots) ou l'occupation d'une même case (par des objets ou des robots) dans le temps.
- La **distribution logique** permet d'ordonner les actions des robots selon leur dépendance ; deux robots qui tentent de sortir un long bâton d'un trou doivent distribuer leurs actions selon un certain ordre logique pour qu'ils puissent réussir leur mission, l'un s'occupe de maintenir le bâton par le haut en le lâchant au fur et à mesure que le travail s'accomplit et l'autre le maintient par le bas tout en le soulevant. Et ainsi l'action se poursuit selon un cycle qui se répète à la mesure du temps imparti à l'accomplissement de l'action (**voir Figure 4.13 à gauche**). La distribution logique, dans nos cas d'étude est absente parce qu'il n'y a pas une réelle coopération, directe, entre les robots.

d) Autonomie : Chacun de nos robots est : - autonome vis-à-vis de sa **conception** puisqu'il a une existence propre, indépendante de l'existence des autres robots. Il n'a pas besoin des autres robots pour assurer ses propres fonctionnalités de perception, de mobilité et de prise de décision ; - autonome vis-à-vis de son **environnement** puisqu'il peut fonctionner dans un environnement changeant où le degré de difficulté peut varier à tout moment et assurer pleinement ses fonctions ; - autonome vis-à-vis de ses **buts** puisqu'il peut atteindre ses buts tout seul ; un robot doit pouvoir manipuler un objet tout seul sans l'aide des autres robots ; Autonome vis-à-vis de ses **émotions** puisqu'il est libre d'interagir socialement, c'est à partir du contenu de son état mental (règles pour nous) qu'il décide de coopérer ou non ; il peut devenir plus souple dans les règles qu'il applique ou plus exigeant selon le nombre d'obstacles qu'il perçoit dans son environnement local. En outre, un robot réel doit avoir aussi une autonomie énergétique.

e) Organisation : Elle représente l'ensemble des engagements ou rôles promis (se conformer aux règles) tenus par les robots au sein du groupe. Notre **modèle organisationnel** se base, alors, sur ces **rôles** et les **liens organisationnels** qui les mettent en œuvre (les règles). Notons que l'organisation, dans notre cas, est **décentralisée** : Nos robots sont autonomes et communiquent via le terrain sans relation d'autorité. Chaque robot est maître de ses décisions.

Notre organisation suit l'approche ascendante, qu'on a nommée **auto-organisation**, où nos robots au bas niveau sont considérés comme des producteurs d'organisation par émergence, décelable au macro-niveau du système sous forme de stratégies adoptées par les robots (**voir les règles décelées dans les Sections 5.7 et 6.6**).

f) Communication : Etant donné que nos robots ne font pas de distinction entre les robots influencés par leur technique de communication stigmergique, à un instant donné (via le changement de l'état de leurs environnements locaux ainsi que leurs propres états), et les autres robots, leur communication dans ces conditions est plutôt **diffuse** que **sélective**. Notons que ceci confirme la thèse qui stipule que la communication dans un univers multi-agents n'est

plus une simple tâche d'entrées/sorties, mais doit être modélisée comme un **acte** pouvant influencer sur l'état des autres agents.

La communication, dans notre cas d'application, est développée dans un environnement simulé. Donc, on ne tient pas compte des problèmes de synchronisation des actions et de résolution des conflits d'appropriation de ressources (cases du terrain d'entraînement et objets manipulés) ; ce type de problème est résolu implicitement par le simulateur utilisé. Pour un observateur, nos robots semblent communiquer indirectement par environnement pour s'aider mutuellement, se contraindre les uns les autres, ou combler les limites de leurs champs de perception ; il est clair qu'un robot ne peut être en relation avec tous les autres robots à un instant donné ni être équipé de capteurs dont la portée peut couvrir tous le terrain d'entraînement.

g) Délégation : Généralement, c'est un opérateur humain qui peut léguer à notre groupe de robots le soin de rechercher et manipuler les objets trouvés en vue de former un tas. La délégation peut aussi permettre une continuité dans l'activité des robots isolés momentanément (dans les cas où notre groupe de robots aurait été connecté de manière intermittente à un réseau sans fil par exemple).

La délégation peut permettre aussi à un robot, qu'on qualifiera de proactif, d'anticiper en prenant en compte les besoins des robots qu'il arrive à percevoir dans son environnement local restreint ou étendu et cela en conformité avec la situation qui se présente dans cet environnement réduit. Il sera le délégué du programme de simulation qui tourne en le déchargeant d'une partie de son travail. **Exemple** : Un robot s'appêtant à déposer un objet au moment où il perçoit dans son environnement local étendu un autre robot libre dont l'environnement local est vide; ce premier robot dépose directement son objet dans l'environnement local de cet autre robot lui épargnant, ainsi, de continuer à rechercher un objet. Dans le même état d'esprit, on peut décharger l'algorithme évolutionniste qui tourne pour retrouver le meilleur chromosome en assignant aux robots une partie du travail qu'il est sensé d'assumer ; on donne aux robots la possibilité, selon la situation qui se présente et dans des cas bien précis et clairs, de modifier le chromosome dans le cas où la règle à exécuter est illogique. **Exemple** : si un robot trouve tous son environnement local vide alors que la règle qu'il va exécuter stipule qu'il doit manipuler un objet, on le délègue (on lui donne le droit) pour qu'il puisse remplacer ce comportement de base par le comportement de déplacement. Ceci exige, bien évidemment, la présence de règles de vérification de cohérence au niveau du module de prise de décision de chaque robot.

i) Mobilité : La mobilité d'un robot qualifie ses capacités de **localisation** et de **navigation** dans un environnement pouvant être difficile, évolutif, partiellement connu ou inconnu en vue de former le tas sans intervention humaine (aussi longtemps que possible). La localisation dans un environnement exprime la capacité du robot à estimer sa position courante (dans un repère cartésien en x et y par exemple) et son orientation (selon un angle donné par exemple).

La navigation, quant à elle, exprime le déplacement d'un robot de sa position courante vers une destination désirée de façon sécurisée et efficace (sans heurter des obstacles ou les autres robots). En plus d'inclure, dans la réalité, des fonctions de perception de l'environnement et de localisation, le module de navigation a aussi la responsabilité de trouver un chemin reliant la position d'origine et de destination, formé d'une suite de points intermédiaires à atteindre, et de guider le robot à travers ce chemin.

Un autre type de mobilité est intéressant à considérer. Il s'agit d'une **mobilité logique**, permettant de faire naviguer des agents logiciels entre un groupe de robots mobiles autonomes via un réseau sans fil par exemple. Chaque agent peut représenter une expérience différente acquise sous forme de comportements par un robot donné selon la partie de l'environnement où il a évolué et les problèmes par lesquelles il est passé. La mobilité de ces agents logiciels

permet, alors, l'échange de cette expérience. On parle alors d'incarnations logicielles au niveau d'une même entité physique (robot).

j) Adaptabilité : On a vu dans le **chapitre 6** que notre système de robots est adaptatif ; chaque robot évalue son environnement local et change de comportement lorsqu'il estime que cette évaluation va le contraindre pour réussir la formation en tas. Ceci peut être, aussi, compris dans le sens où il peut estimer qu'il peut atteindre son but avec de meilleures performances. Cette adaptabilité est nécessaire car le système est immergé dans un environnement de nature imprévisible (truffé d'obstacles dont on ne connaît ni les positions, ni la densité). Ce système de robots est capable de changer son comportement en cours de son fonctionnement pour l'ajuster dans un environnement dynamique. Et ceci pour accomplir la tâche de formation en tas pour laquelle il a été mobilisé (on peut aussi prendre en considération, dans le futur, le fait d'améliorer la qualité de la formation en tas). La capacité de ce système de robots à freiner la dégradation de sa fonctionnalité pour qu'elle soit progressive au lieu qu'elle chute brutalement est une qualité appréciable. Ceci peut avoir lieu lorsque le nombre de robots dépasse, par exemple, un certain seuil et que les performances du système à regrouper les objets commencent à se dégrader pour chuter brusquement. Dans un tel cas, il est plus judicieux de réduire le trafic sur le terrain en diminuant l'effet des robots dessus. Cela n'est possible qu'en diminuant leurs activités progressivement (désactiver momentanément quelques robots se trouvant dans des emplacements non encombrants pour le trafic). On peut aussi les choisir aléatoirement et les faire sortir carrément du terrain.

7.1.2 Bordures : Plusieurs bordures logiques, délimitant les robots selon leurs utilités, peuvent être considérées ; les robots qui participent à la construction directe des tas, les robots qui détruisent ces constructions, les robots coincés quelque part, les robots qui bouclent, les robots libres, les robots porteurs d'objets, et les robots qui détiennent des objets sans participer réellement à la construction du tas ; ils peuvent être parmi les coincés ou ceux qui bouclent. A tout instant, n'importe quel robot peut sortir d'une bordure et rentrer dans une autre. Dans ce cas, on peut dire que notre système de robots est constitué d'un ensemble de sous-systèmes dynamiques de robots. La bordure physique reste celle qui englobe en permanence tous les robots.

7.2 Système complexe

Dans cette section nous nous intéressons aux particularités les plus significatives qui distinguent un système complexe des autres types de systèmes. Ces attributs seront expliqués dans un contexte de robotique de groupes.

7.2.1 Complexité : Le système de robots considéré est un système complexe pouvant accueillir un grand nombre d'éléments qui peuvent rentrer dans des interactions intenses, les uns avec les autres, empêchant l'observateur de prévoir leur rétroaction.

D'un point de vue **épistémologique** on ne peut pas déduire l'origine des stratégies adoptées par ce système (la première population de chromosomes), ni le processus qui a permis de faire évoluer cette population initiale pour la ramener à terme (l'algorithme génétique qui a conduit à la découverte du chromosome optimal) via l'observation de son histoire comportementale (l'enchaînement des populations de chromosomes dans le temps).

D'un point de vue **ontologique**, on est incapable d'expliquer la structure spatiale émergente constituée de petites piles, ni la propriété de leur fusion en des piles de tailles plus importantes, ce qui a conduit à une diminution progressive de leur nombre, ni la convergence de cette structure de groupement/regroupement vers la formation d'un seul tas à partir des interactions des robots au bas niveau. Certes, on peut établir une association entre les comportements des robots au bas niveau et cette dynamique de groupement/regroupement en

haut niveau sans, pour autant, pouvoir l'expliquer à partir de ces micro-comportements. En somme, on est incapable d'élucider le mystère de l'émergence de ce modèle de structure spatio-temporelle qui nous conduit vers cette formation en tas.

Par ailleurs, il est clair que ce système est **complexe** et non pas **compliqué** étant donné que le dysfonctionnement d'un certain nombre des robots n'empêche pas le système de réussir sa mission de groupement d'objets ou d'auto-regroupement.

Notre système complexe réalise sa mission de formation de tas ou d'auto-regroupement à travers des interactions complexes entre les robots. Même si les règles propres à chaque robot sont simples et déterministes, le comportement de l'ensemble est complexe et difficile à prévoir à moyen et long terme. Ce système complexe est non-linéaire et rétroactif. Notons que c'est la rencontre des robots, dans les environnements locaux des uns les autres, qui va déclencher le processus du regroupement (première phase). Pour la deuxième phase, ces robots doivent détecter dans leurs environnements locaux des objets pour initier la formation des piles (**voir Chapitres 5 et 6**).

7.2.2 Rétroaction : Une explication plausible de la **rétroaction** dans le contexte du travail mené ici (**voir Chapitre 5 et 6**) peut être comme suit : un robot **R** déplace un objet d'une case vers une autre case ; l'influence de cette action **A** sur les futures actions du robot **R** peut être différée dans le temps ; d'autres robots seront influencés par **A** en traduisant cette influence en d'autres actions qui vont influencer (après un certain enchaînement de pas de temps) les futures actions de **R** (initiateur de **A**). De ce fait, le robot **R** reçoit le retour de son action **A** via les réactions des robots, ayant subi les effets de **A**, qui vont influencer (à leur tour) sur les éventuelles actions de **R** qui suivront **A**.

7.2.3 Echelle : L'échelle spatiale considérée ici, varie du bas-niveau contenant le robot, l'objet et la case, au haut-niveau contenant le groupe de robots, les piles, le tas d'objets et le terrain. L'échelle temporelle, quant à elle, varie du pas de temps ou chaque robot n'a droit qu'à un seul comportement de base (déplacement ou manipulation d'objets) à une échelle de temps dynamique décomptant les événements de naissances et de fusions des piles d'objets.

7.2.4 Modèle agent : Nos robots sont incarnés par des agents qui ne raisonnent pas ; des agents réactifs avec des comportements fortement couplés à leurs perceptions, de ce fait ils sont réflexes (donc tropiques). Ceci n'empêche pas de dire qu'ils possèdent, en plus, certaines caractéristiques propres au modèle cognitif BDI.

Modèle cognitif BDI (Beliefs, Desires, Intentions) : Les **croiances** des robots sont les informations qu'ils possèdent sur l'environnement et les autres robots. **Exemple :** - dans le cas d'un groupement d'objets, le robot qui possède dans son environnement local **3** ou **4** objets croit qu'il est en présence d'un tas, et - dans le cas de l'auto-groupement, il croit qu'il est en présence d'un groupement de robots. Ces croyances peuvent être incorrectes, incomplètes ou incertaines. C'est à cause de cela qu'elles sont différentes des **connaissances** du robot, qui sont des informations toujours vraies. **Exemple :** l'identification d'un objet ou d'un robot et leurs nombre et dispositions dans son environnement local (à droite, à gauche, etc.). Notons que les croyances peuvent se renforcer en étendant la portée de l'environnement local du robot ou en intensifiant les interactions avec les autres robots permettant, ainsi, de recueillir plus d'informations sur un environnement plus large. **Exemple :** durant la phase d'entraînement, le robot apprend à mieux distinguer entre les degrés de sévérité du milieu où il se trouve et ajuste, de manière ad hoc, son paramètre de seuil à l'état de son environnement local en croyant qu'il est dur (plein d'obstacles) s'il perçoit un nombre d'obstacles supérieur à **2** et moins dur pour un nombre inférieur à **3** (**voir Chapitre 6**). Sachant que les **désirs** d'un agent représentent les états de l'environnement ou de lui-même, qu'il aimerait voir réaliser, ceux de nos robots sont de voir leurs environnements locaux complètement vides ou complètement pleins et eux même libre de tout objet. Leurs **intentions** représentent les actions décidées pour accomplir ces désirs. Les

intentions de nos robots représentent l'application des actions de déplacement ou de manipulation d'objets pour arriver à satisfaire les désirs précités. Les contraintes d'application de ces actions sont exprimées sous forme de règles réactives, réunies dans une table dite de consultation, dont chaque robot est doté.

7.2.5 Point critique auto-organisé : On doit faire la différence entre un point critique et un point critique auto-organisé. Ainsi, un point critique traditionnel est une transition entre deux états stables du système, alors qu'un point critique auto-organisé se trouve entre deux états instables du système. Dans un cas similaire au notre, une formation de tas idéale avec des robots libres peut devenir un point critique auto-organisé, si avant et après la réussite de la formation, les robots se trouvent en interactions intenses pour respectivement construire et détruire le tas. La **pré-phase** du point critique auto-organisé représente, dans ce cas, le fait que les règles de construction et de préservation du tas l'emportent sur celles de destruction du tas jusqu'à convergence vers une construction totale du tas, alors que la **post-phase**, représente le fait que c'est les règles de destruction qui vont l'emporter. Pour préserver la construction, dans ces conditions, il faudra tout simplement favoriser l'effet des règles constructrices sur celui des règles destructrices (après la formation du tas). Sinon, le phénomène se perpétue à l'infinie entre construction du tas dans un endroit aléatoire et sa destruction.

7.2.6 Cohérence : *Holland* stipule que les systèmes complexes exhibent de la cohérence sous les changements, via des actions conditionnelles ou de l'anticipation et ceci sans direction centrale ou planification (**voir Section 1.2**) : - **Au niveau « groupe »**, la cohérence exposée par notre système à travers les actions de ses robots est le fait qu'il amplifie la taille des piles par fusion dont le nombre diminue après chaque fusion, - **Au niveau « individuel »**, cette cohérence est observée via le renforcement d'une pile par un robot porteur d'un objet (déposer un objet sous la condition d'avoir déjà un nombre important d'objet dans son environnement local), et la diminution d'une pile de faible taille par un robot libre (prendre un objet sous la condition d'avoir un nombre réduit d'objets dans son environnement local).

Paradoxalement, on observe aussi des comportements individuels qui semblent incohérents, mais qui sont nécessaires : des renforcements de piles de faible taille et des tentatives de destruction de piles de tailles importantes. Derrière cette incohérence apparente se cache une cohérence indispensable au phénomène de fusion dans sa globalité. Ajoutons aussi, que connaître les règles qui régissent les comportements des robots ne conduit pas nécessairement à prédire la formation de tas qu'elle soit orientée et adaptative (**voir Chapitre 6**) ou optimisée via le multi-marquage exclusif (**voir Chapitre 5**), mais une fois l'association établie, ceci semble cohérent. Il est clair que la simulation, dans les deux cas d'étude précités, était un passage obligé afin de pouvoir établir de tels liens. Mais, ceci ne garantit en rien l'efficacité des règles décelées lors de leur intégration effective dans le module de décision de robots réels.

7.2.7 Altruisme vs égoïsme : notre système est complexe puisque, en partie, le tas formé n'est pas prédictible à partir des comportements des robots. Ceci n'empêche pas de noter que chaque robot possède une volonté, propre, à vouloir s'adapter (changement du but instantané selon la situation qui se présente via l'application de la règle adéquate) en faveur de sa mission finale. Indubitablement, cette volonté est stimulée par des attracteurs externes (perceptions locales) qui soutiennent celle du système à vouloir réussir la formation en tas (**voir Section 7.3.7**), mais il faudra se garder de croire, en tant qu'observateur, qu'elle n'existe pas ; elle représente un **comportement individuel altruiste** (édicte par les règles stabilisantes renforçant l'ordre) de la part de chaque robot qui favorise la formation en tas. Néanmoins, le **comportement individuel égoïste** (édicte par les règles perturbatrices s'opposant à l'ordre) existe aussi et est de la même importance que le premier; il permet de prétendre à une meilleure qualité de formation en tas.

7.2.8 Relations entre les éléments de notre système de robots : Les types de liens/relations plutôt émergentes qu'on peut trouver entre les éléments de notre système en fonction des situations où ils peuvent se trouver sont :

- **La coopération émergente** : les robots coopèrent pour former le tas ; leurs moyens de contrôle (règles sensori-motrices), de perception et d'action sont compatibles, étant donné qu'ils sont homogènes et leurs finalités sont aussi compatibles puisqu'ils ont comme mission de former le tas.
- **La compétition émergente** : leurs finalités sont compatibles lorsque la manipulation des objets permet de construire une pile, mais ils peuvent aussi ne pas être compatibles dans le sens où cette manipulation est utilisée pour construire pour l'un et détruire pour l'autre. Dans ce cas, une compétition naît entre constructeurs et destructeurs de piles.

À vrai dire, nos robots sont réactifs et ne sont pas conscients les uns des autres, c'est pour cette raison qu'on parle de coopération et compétition émergentes. Donc, c'est des constatations que seul l'observateur construit à son niveau, en faisant abstraction à ce qui peut bien se passer au bas niveau.

7.3 Système dynamique

Notre système de robots est dynamique, sachant qu'il évolue dans le temps : - de manière **causale** (son futur dépend de phénomènes du passé et du présent) et - cette évolution est **déterministe** (elle est vue comme un ensemble d'états possibles avec une fonction de transition définissant de façon unique son état futur en fonction de ses états présent et passés). Notons que l'approche dynamique apparaît comme l'étude de la formation dans le temps de patterns (**morphogenèse**). Dans cette perspective (**vision horizontale**), les aspects les plus importants de notre système du point de vue de la théorie des systèmes dynamiques sont :

7.3.1 Evolution causale : si on prend un instantané de la dynamique discrète de notre système dans son environnement à chaque pas de temps, on remarque que leur enchaînement temporel est logique ; chaque état s_t associé à une case C_{xy} (où x et y sont les coordonnées de la position de C) dans le temps t dépend de son état s_{t-1} au temps $t - 1$ et de l'action entreprise par un robot sur cette case à ce temps (si action y est) et cet état de la case au temps t conditionne son état s_{t+1} au temps $t + 1$. On peut raisonner de la même façon sur les états des robots. Donc, forcément, l'avenir de notre système dépend de son passé et de son présent.

7.3.2 Evolution déterministe : la fonction de transition est concrétisée par l'ensemble des règles faisant passer notre système d'un état E_i vers un état E_{i+1} de façon unique. Cette transition est assurée, à chaque étape temps et au niveau de chaque robot, par l'exécution d'une règle unique adéquate et l'interprétation du comportement de base qui lui est associée (déplacement ou manipulation d'objets). Dans notre cas, les deux fonctions comportements de base s'accomplissent de manière déterministe (pas de trace de l'aléatoire ; les transitions définissent de façon unique l'état futur du système en fonction de ses états présents). Par contre, on aurait pu introduire de l'aléatoire au niveau de ces comportements de base. Pour l'action de déplacement, par exemple, on aurait pu choisir aléatoirement une case parmi celles qui sont libres dans l'environnement local du robot pour se déplacer, et ceci aurait rendu l'évolution du système stochastique (malgré que, les règles qui sont derrière les décisions émanant des robots sont de nature déterministe). Il est clair, dans ces conditions, que si on considère la dynamique de notre système comme une suite de règles qui s'exécutent simultanément, en allant d'une étape-temps globale vers une autre, notre système est conforme à la définition d'un système dynamique. Par contre, si on considère les transitions d'états, notre système peut ne pas se conformer à cette définition si l'interprétation des comportements de base est aléatoire (se déplacer aléatoirement vers une case vide existante, prendre aléatoirement l'un des objets disponibles dans l'environnement local, déposer aléatoirement un objet dans l'une des cases libres de l'environnement local).

La **morphogenèse** ou la formation des patterns/structures dans le temps est tout-à-fait apparente au macro-niveau via les structures de piles qui émergent et fusionnent. Notons que l'évolution temporelle de notre système est discrète. Elle peut être formalisée comme suit :

Au niveau de l'environnement local d'un robot donné, dont l'état est e_i , l'évolution locale en appliquant la règle r_j peut être formalisée comme suit : $e_i \xrightarrow{r_j} e_{i+1} = r_j(e_i)$ (7.1)

Pour l'évolution globale, on change l'état local e_i par l'état global E_k et la règle appliquée localement r_j par l'ensemble de règles, dites actives, R_k appliquées par l'ensemble des robots à chaque étape-temps k . La formule devient alors :

$$E_k \xrightarrow{R_k} E_{k+1} = R_k(E_k) \quad (7.2)$$

7.3.3 Causalité : Nous savons bien qu'on a deux niveaux d'analyse, en ce qui concerne le système de robots étudié ; un niveau macroscopique où émerge la formation du tas et un niveau microscopique où on s'intéresse au comportement de chaque robot pris à part dans son environnement local. En aucun cas les comportements de ces robots, au niveau microscopique, ne peuvent expliquer la macro-formation du tas. Au niveau macroscopique, selon l'approche dynamique, on ne peut que décrire la structure spatio-temporelle qui émerge ; aucune relation de causalité n'existe entre le bas niveau et le haut niveau.

7.3.4 Système ouvert et ordre : Le système de robots considéré est ouvert, puisqu'il est sensible aux variations de son environnement. Dans notre système, l'ordre n'existe pas a priori, il est créé dans l'action, il croît en fonction du temps dans le sens inverse de la complexité. Ceci est garanti par des règles de contrôle des robots permettant la formation et le maintien du tas. En l'absence des règles de maintien (conduisant le système vers sa stabilisation) l'ordre et la complexité s'accroissent alternativement dans le temps, ce qui amène à un **ordre dynamique**. Notons que l'auto-organisation n'apparaît que dans les systèmes ouverts (**voir Section 7.4.5**).

7.3.5 Comportements non-linéaires : La non-linéarité exprime, en générale, la rupture de la proportionnalité des causes et des conséquences, elle se manifeste dans des modifications qualitatives brusques du comportement des systèmes, sous l'influence de certains paramètres. Ainsi, un paramètre peut évoluer de manière linéaire et entraîner une modification linéaire progressive du comportement du système. Mais, à partir d'une valeur critique (de ce paramètre), on observe une transition brusque du système vers un comportement non-linéaire. Dans les expériences de la mise à l'échelle des solutions trouvées, en augmentant le nombre des robots progressivement (pour une taille du terrain donnée), la formation de tas est toujours réussie avec une progression linéaire, dans le temps, inversement proportionnelle au nombre des robots. Mais, à partir d'un certain seuil de ce nombre, la formation de tas commence à observer du retard pour s'accomplir, c'est le début du déséquilibre, jusqu'à ce qu'une anarchie brusque s'installe et bientôt on n'arrive même pas à distinguer les petites formations de piles.

7.3.6 Mesure de l'ordre : L'observateur de notre système peut apprécier la formation du tas s'accomplir par les robots via les simulations. Ce qui représente son objectif. Mais pour la mesurer, il a besoin d'un **paramètre d'ordre** permettant de capturer et d'évaluer le comportement du système via le travail accompli par ses robots. Il s'agit de la fonction de fitness qui définit un niveau d'analyse macroscopique ; elle montre à quel point ces robots sont capables de combiner leurs actions pour réussir une telle construction.

7.3.7 Attracteur et repoussant : Les tendances préférentielles des robots sont suscitées par les attracteurs qui sont sensés conduire le système vers un état d'équilibre progressif. **Exemple :** point fixe : (Robots libres, formation en tas). Prenons un instantané de la dynamique de notre système au temps t , la combinaison des actions des robots durant la transition de $t - 1$ vers t représente l'accomplissement de notre système mesuré par le paramètre d'ordre « fitness » au temps t . Les deux mécanismes qui ont mené à cette situation sont les attracteurs et les repoussants ; un attracteur incite le robot à faire une manipulation d'objet alors qu'un repoussant l'incite, plutôt, à s'abstenir et s'éloigner du lieu. Le dépôt d'un objet est incité par

une présence significative d'objets dans l'environnement local du robot, y compris l'objet qu'il porte, alors que la prise d'un objet est incitée par une absence significative d'objets dans son environnement local. Le déplacement sans manipulation d'objets est incité par une présence significative d'objets dans son environnement local alors que le robot est main-libre ou bien par une absence significative d'objets dans ce même milieu alors qu'il porte un objet. Il s'ensuit que l'attracteur dont on parle peut être représenté par les couples de situations suivants : (robot transportant un objet, groupement significatif d'objets dans son environnement local) ou (robot libre, groupement insignifiant d'objets dans son environnement local). Le repoussant quant à lui peut être représenté par les couples suivants : (robot transportant un objet, groupement insignifiant d'objets dans son milieu local) ou bien par le couple (robot libre, groupement significatif d'objet dans son environnement local). Loin du module de décision, deux autres types d'attracteurs peuvent être considérés : - l'orientation, et - le marquage du terrain.

7.3.8 Bifurcation : On a dit que la bifurcation est une modification qualitative du comportement du système (**voir la Section 1.3.9**). Généralement, c'est un **paramètre de contrôle** qui permet de rendre compte de la bifurcation, comme le nombre de robots, le nombre d'objets ou la taille du terrain d'entraînement. **Exemple :** le fait d'augmenter le **nombre de robots** à un certain seuil conduit à une oscillation répétée du système entre construction et destruction partielles du tas. Donc pour un nombre de robots ne dépassant pas un seuil donné, le système arrive toujours à construire le tas, il converge vers un **point fixe** alors qu'une fois ce seuil dépassé le système bifurque vers un **cycle limite**.

7.3.9 Bruit : Dans un système simulé, il n'est pas évident de détecter du bruit (étant donné qu'on est dans un environnement artificiel supposé parfait). C'est lors du passage au réel que le bruit fait son apparition et peut fausser complètement tous les résultats obtenus ; la formation de tas peut ne pas être aussi parfaite que dans nos simulations, étant donné que le découpage du terrain d'entraînement en cellules aussi parfaites que dans l'environnement simulé est inexistant. Ceci a des répercussions sur le déplacement et par conséquent sur la manipulation d'objets. En somme, les mouvements seront loin d'être aussi parfaits que dans nos simulations. Sans oublier les problèmes que peut subir chaque robot physique, affaiblissement d'énergie, échauffement, problème mécanique comme le frottement, etc. On peut aussi détecter du bruit au niveau du module de contrôle (quelques règles peuvent être erronées). Notons que le bruit constitue un élément de base dans l'étude des systèmes dynamiques. Donc, le comportement des systèmes dynamiques n'est pas aussi déterministe qu'on pourrait le croire (une transition de phase n'intervient que dans un système bruité).

7.3.10 Système déterministe chaotique conservatif : Si on diminue le nombre des règles préservant la formation du tas, on tombe dans une situation où le tas est formé presque complètement (mais la formation reste partielle) quelque part puis détruit pour prendre forme ailleurs et ceci indéfiniment. Il s'agit d'un système déterministe chaotique conservatif car chaque étape est déterminée par la précédente et on passe près de la situation désirée sans jamais la reproduire complètement.

7.4 Système complexe adaptatif

Notre système représente un CAS ; il peut être composé d'un grand nombre de robots autonomes mobiles, en interactions intenses les uns avec les autres (ils communiquent indirectement via l'environnement où ils évoluent tous). Chaque robot possède des comportements individuels simples. Mais, l'agrégation des actions de tous les robots du système produit des comportements émergents complexes (**vision verticale**). Leurs états s'étendent entre l'ordre (où l'observateur décèle des comportements significatifs comme la formation/destruction de piles) et le désordre (où les robots semblent errer dans toutes les directions sans but précis). L'ordre émerge au sein du phénomène émergent et transitionnel de la formation de piles au lieu d'être prédéterminé. Ce système possède deux niveaux d'organisation ; le premier à l'échelle individuelle où le robot interagit avec son environnement

local, et le deuxième à l'échelle du groupe où émergent des comportements de coopération/concurrence, tous deux permettent des réalisations significatives conduisant à la formation en tas.

7.4.1 Caractéristiques essentielles des CASs : C'est à la limite du chaos que l'émergence se produit. Dans cette zone dite de complexité, un CAS est :- plus robuste, - adaptable, - tolérant aux fautes, - apte à la mise à l'échelle, et - flexible. Dans notre cas : - la **robustesse** est comprise dans le sens où le système des robots est capable, en cas de situations difficiles de s'en sortir.

Exemple : Un robot portant un objet, dont l'environnement local est saturé, présente une situation de blocage. Cette situation n'est pas intéressante (aussi bien au moment de l'apprentissage que lorsque la solution est trouvée) pour les performances du système. Pour s'en sortir, le robot tourne de 180° et se retrouve avec trois nouvelles cases pouvant lui offrir une chance de 3/5 pour débloquer sa situation. Le cas le plus marquant de la robustesse est la tolérance aux pannes ; un bon nombre de robots peuvent tomber en panne sans affecter les performances du système dans sa globalité, - l'**adaptabilité** consiste à avoir un comportement ad hoc selon la situation qui se présente. **Exemple :** le cas le plus parlant est celui des obstacles (**voir Chapitre 6**); une fois le robot se rend compte que le milieu où il évolue est difficile il adopte une politique de contrôle plus souple. Par contre, pour un terrain facile il devient plus exigeant afin que la qualité de formation soit supérieure (**voir Figure.6.5**), - la **tolérance aux fautes** permet au système de remplir sa fonction même en présence d'erreurs dans la logique de contrôle. Généralement ces fautes sont issues de la phase de conception. Dans notre cas, ces fautes résident au niveau des règles de contrôle trouvées. On constate que même si le jeu de règles trouvé réussit à former le tas dans un temps acceptable, ceci ne veut pas dire que toutes les règles appliquées sont bonnes. En étudiant la table dite de consultation, on a découvert que quelques règles induisent les robots à la faute. Ceci malgré que les deux comportements de base sont cohérents (déplacement et manipulation d'objets). Même si ces règles ont été découvertes par un processus d'apprentissage automatique (évolutionniste), elles sont considérées comme induites par une conception faible du processus de recherche. Dans ce cas d'étude on identifie comme faute toute décision incohérente prise par un robot. La conséquence d'une telle faute est, bien entendu, une défaillance dans le fonctionnement individuel des robots. Elle sera comblée par le comportement collectif du système de robots tant que c'est possible (tant que le nombre de mauvaises règles appliquées par étape-temps reste raisonnable), - la **mise à l'échelle** exprime le fait que la logique de contrôle mise-en-œuvre est consistante ; en poussant les valeurs des paramètres de contrôle à l'extrême, elle permet de gérer un nombre important de robots, en présence d'un grand nombre d'objets et sur un terrain d'entraînement vaste. Ceci est valable, aussi, pour un nombre minime de robots, d'objets et une taille réduite du terrain, - la **flexibilité** est distinguée sur plusieurs plans ; on peut mettre à jour le nombre de robots, d'objets ou la taille du terrain sans affecter le mécanisme de contrôle. Aussi, le système peut être flexible au niveau des règles de contrôle ou des comportements de base ; en permettant leur modification sans effet sur ce même mécanisme. **Exemple :** correction des règles de contrôle erronées ou remplacement des comportements de base déterministes par d'autres aléatoires.

7.4.2 Inconvénients des CASs : En contre partie, les CASs démontrent : - **une faible prédictibilité** ; étant donné que les phénomènes observés au macro-niveau sont issus d'interactions non-linéaires de bas-niveau, il est pratiquement impossible de prévoir la formation en tas à partir de ces derniers (il a fallu recourir à l'expérience pour déduire ceci), et - **une difficulté de contrôle** ; de part son caractère émergent, notre système ne peut être, présentement, piloté complètement par un autre système. Mais ceci, n'empêche pas qu'on a montré, via le contrôle de la direction de l'émergence (**voir Chapitre 6**), que ceci reste dans la mesure du possible. A première vue, c'est le contrôle interne de l'émergence à partir de la logique du bas-niveau, intégrée au sein de chaque robot, qui semble poser de sérieux problèmes. **Exemple :** Trouver les règles qui contrôlent la qualité du tas émergent selon la convenance de l'observateur.

7.4.3 Caractéristiques des phénomènes macroscopiques : La formation en tas dans notre système est vue comme un résultat d'interrelations complexes entre un nombre de robots qui peut être très important. Il est référé à ces relations comme étant complexe, parce qu'il est impossible de comprendre ce type de systèmes en les réduisant à une analyse des comportements individuels des robots. Ceci fait de notre système un bon candidat pour être considéré comme un CAS. Notons que l'émergence de la formation en tas au niveau de ce système détient un fort impact sur son **identité**, son **apparence** et son **comportement** à long terme. Quatre descripteurs sont, généralement, utilisés pour décrire les phénomènes complexes émergents au niveau macroscopique du système : - les caractéristiques du premier descripteur gravitent autour de son **identité**, - celles du second gravitent autour de son **vouloir**, - celles du troisième tournent autour de son **développement**, et - celles du dernier descripteur pivotent autour de sa **survie** :

- Concernant son **identité**, notre système à une identité via les robots qui le compose (ils sont inconscients les uns des autres et même de l'existence du système). Il est assimilable, par analogie, à un système de fourmis qui amassent de la nourriture. Le nombre de robots, dont leur existence persiste dans le temps, peut être très grand. Ils peuvent avoir deux états (libre, transportant un objet) et ils sont dotés de deux comportements de base (déplacement, manipulation d'objets). Ils ont un environnement local 5-connexe, leur permettant d'interagir les uns avec les autres. Ces robots sont dotés d'un jeu de règles sensorimotrices leur permettant de prendre des décisions. L'environnement, quand à lui, est composé d'une matrice de cases et d'un nombre d'objets, pouvant être très grand, disposés aléatoirement dans ces cases. Notons que chaque case ne peut contenir qu'un robot, un objet, un robot transportant un objet ou rien (**voir chapitres 5 et 6**).
- Concernant son **intention**, notre système ainsi conçu entreprend toute action susceptible de l'amener (ainsi que son environnement) vers l'état qu'il désire de formation en tas. L'apprentissage évolutionniste représente une première phase d'actions lui permettant de retrouver les règles de contrôle, incarnant sa capacité décisionnelle, la plus apte à satisfaire cette intention. Une fois les règles retrouvées, l'intention du système devient de tenter de réussir toujours cette formation en tas.
- Son **développement** s'effectue à travers des mécanismes d'auto-organisation (aller vers de nouvelles éventualités dans son espace de règles en partant de possibilités déjà évaluées, comptabilisées comme expérience déjà vécue) et d'adaptation (rechercher les règles qui maximisent sa fonction de fitness ; adapter ses possibilités décisionnelles à son intention) durant sa phase d'apprentissage évolutionniste.
- Sa persistance dans le temps ou sa **survie**, dépend de sa capacité à se réaliser, quelque soit les difficultés rencontrées. Notre système a manifesté une telle capacité pendant les expériences de mise à l'échelle effectuées (**voir Sections 6.4.2 et 6.4.4**) et de variation de difficultés du terrain où il évolue (**voir Section 6.5**) aussi.

7.4.4 Emergence : L'émergence est un phénomène complexe qui distingue les CASs des autres types de systèmes. Les robots du système étudié ici, n'ont pas de liens directs les uns avec les autres. Par contre, indirectement, ils se partagent le terrain et se disputent les objets qui s'y trouvent. Mais, c'est leurs interactions intenses et complexes au micro-niveau qui font émerger au macro-niveau la formation de tas. Il y a au moins trois caractéristiques qui peuvent résumer le concept de l'émergence via notre système de robots :

- **Supervinence** : c'est une relation de dépendance entre les propriétés de haut niveau et celles de bas niveau. Formellement, les propriétés de haut-niveau **X** superviennent sur les propriétés de bas-niveau **Y** si et seulement si l'une des **3** règles de la **Section 1.4.4.1.B.1** est vérifiée pour tout objet **a** et **b** de l'environnement considéré. Pour illustrer ces règles prenons un exemple ; soient deux propriétés, l'une de haut-niveau **X** = {(a, b) couple de robots adjacents} et l'autre de bas-niveau **Y** = {(a, b) couple de robots qui se voient, l'un l'autre, dans leurs environnements locaux réciproques}: (1) les robots **a** et **b** ne peuvent pas être non voisins et se voir dans leurs environnements locaux réciproques, (2) si les robots **a** et **b** se

voient dans leurs environnements locaux réciproques, alors ils sont adjacents, (3) si les robots **a** et **b** ne sont pas adjacents alors ils ne se voient pas dans leurs milieux locaux réciproques. Notons que cette position attenante (l'adjacence) est une propriété détectée par l'observateur alors que la perception locale est une propriété des robots. Dans cet exemple X se perçoit sur Y.

- **Agrégation** : L'émergence d'un phénomène ne peut pas être décomposée; elle est irréductible. La caractéristique principale de l'émergence c'est le fait que le tout émergent excède la somme des parties qui le produisent. Dans notre cas, la formation de tas n'est pas une simple agrégation des objets ; chaque objet possède derrière lui toute une histoire qui a fini par le ramener à cette position finale où il participe à la formation du tas. Derrière cette histoire racontée par chaque objet se trouvent les interactions des robots. Donc, l'émergence du tas est plutôt la sommation des résultats de toutes les interactions des robots organisées en histoires des objets amassés où chaque histoire, semblant individuelle, a été influencée par les histoires des autres objets. Ceci rend la sommation en question irréalisable.
- **Causalité descendante** : les propriétés de haut-niveau ont des effets causaux sur ceux du bas-niveau ; la formation de tas émergente canalise et limite la liberté des robots en leur permettant de n'utiliser qu'un certain nombre de règles, étant donné que le paysage a changé pour prendre une forme spécifique. Donc, une fois que la construction du tas est achevée, influencés par cette formation, les robots changent d'attitudes. Ils errent dans l'espace libre sans prendre d'objets, ce qui n'est pas le cas juste à l'étape précédente où il y avait deux piles et que les robots ont fusionnées pour donner cette formation finale (**voir les instantanés 5 et 6 de Figure.6.6**). Dans l'autre sens, il est clair que les règles qui contrôlent les comportements des robots influencent leurs interactions pour faire émerger la formation de tas.

L'émergence étudiée ici se situe entre les types deux et trois (émergence faible et multiple), renfermant des rétroactions simples : - positives, et - négatives, avec un rôle flexible, exhibant une certaine forme d'adaptabilité, et théoriquement non prévisible (**voir Section 1.4.1.1.B**).

7.4.5 Auto-organisation et auto-adaptation : Parmi les mécanismes de base sur lesquels s'appuie l'auto-organisation, on retrouve la rétroaction positive et négative. Il est clair que notre système de robots, comme tout système, transforme ses entrées en sorties, sachant que ses entrées résultent de l'influence de l'environnement sur lui (disposition des objets sur le terrain d'entraînement), et les sorties de l'action du système sur l'environnement (déplacement, manipulation des objets). La boucle rétroactive représente le mécanisme qui renvoie à l'entrée du système (issue de l'environnement local de chaque robot) les conséquences des actions du système sur son environnement (résultats des déplacements et manipulations des objets).

7.4.5.1 Rétroaction positive (amplification): le système (doté d'un jeu de règles de contrôle adéquat avec la formation en tas) et son environnement vont dans le même sens ; l'environnement alimente le système avec des piles de faible concentration que ce dernier sait manipuler afin d'aboutir à sa fin. Au niveau de chaque robot, la rétroaction positive exprime le fait que son environnement local renferme des objets résultant de ses manipulations précédentes ou de celles des autres robots et qui sont, déjà, prêts à stimuler sa prochaine décision dans le sens de la manipulation d'objets. Les **attracteurs** (**voir section 7.3.7**) favorisant la manipulation des objets jouent un rôle moteur durant la phase de rétroaction positive. Notons qu'à l'échelle macroscopique, l'attracteur est matérialisé par les piles d'objets pour les robots porteurs d'objets, et par les singletons ou les doublons pour les robots libres. Aussi, un phénomène d'amplification qui accélère significativement la formation du tas est observé ; il suffit que quelques robots renforcent une pile en déposant leurs objets, pour que d'autres porteurs, passant dans les environs, fassent de même. La rétroaction positive est associée, dans ces conditions, à des facteurs comportementaux ; faisant émerger ce phénomène d'amplification.

7.4.5.2 Rétroaction négative (stabilisation) : le système et son environnement vont dans des sens contradictoires ; l'environnement ne peut plus alimenter le système avec des piles d'objets

de faible concentration ; l'état libre domine, dans cette phase, les robots. Le vouloir du système étant le maniement d'objets, afin d'accroître la taille du tas, va à l'encontre de l'environnement qui ne lui fournit plus de cas de perception pouvant stimuler ses règles de manipulation d'objets. Au niveau de chaque robot, la rétroaction négative exprime le fait que l'état de l'environnement local actuel, utilisé comme entrée et renfermant le résultat des sorties passées de ce dernier et/ou des autres robots, n'arrive plus à stimuler sa prochaine décision dans le sens d'un maniement d'objets ; le robot s'abstient alors et se déplace. Les repousseurs (**voir section 7.3.7**) dans cette phase prédominant, permettant ainsi de préserver le tas. La rétroaction négative, dans ce cas, est associée plutôt à des facteurs environnementaux (ceci est dû à l'épuisement d'objet singleton ou groupement d'objets à faible concentration).

7.4.5.3 Adaptation : Il est à noter que l'adaptation est un mécanisme bâti sur l'auto-organisation. Notre système s'adapte de plusieurs manières :

- chaque robot adapte, localement, sa décision à la situation où il se trouve en appliquant la règle de contrôle adéquate. Cette adaptation est réactive.
- chaque robot adapte ses seuils de dépôt et de la prise d'objets à la difficulté de l'environnement. Les valeurs de ces seuils ont une relation directe avec la concentration en terme d'obstacles (qui peut balancer entre dense et faible). Notons que la diminution des seuils stimule la dynamique du système et diminue la qualité de la formation du tas, alors que leur augmentation accroît la qualité de la formation du tas et diminue la dynamique du système. En plus, une prise de conscience ad hoc concernant la difficulté du terrain émerge chez les robots.
- les robots s'adaptent à travers un changement circonstanciel de relations émergentes. Il s'agit des relations de coopération et de compétition ; deux robots qui déposent leurs objets auprès d'une pile sont coopératifs alors que ces deux mêmes robots dans une situation où l'un dépose son objet et l'autre en retire un objet auprès d'une même pile sont concurrents. Comme c'est déjà mentionné, pour réussir la formation de tas on a besoin de ces deux relations.
- Les robots adaptent la direction de leurs déplacements au marquage du terrain (ils s'auto-organisent en fils indiennes de porteurs d'objets et de mains libres).

7.4.6 Propriétés des CASs

- **Génération de nouveauté :** la formation de tas surgit comme une nouvelle structure qu'on ne peut expliquer à partir des comportements des robots. Les interactions complexes et non linéaires que ces comportements déclenchent font émerger une structure qui est plus que la somme des comportements individuels de chaque robot. Cette macrostructure est nouvelle (inconnue) par rapport aux robots qui n'ont aucune représentation explicite de ce qui émerge en haut. Elle est aussi nouvelle pour l'observateur ; il ne pourra jamais la déduire à partir de son observation du bas niveau.
- **Sensibilité aux conditions initiales et perturbations :** le dispositif de contrôle des robots est constitué d'un jeu de règles sensorimotrices. Parmi ces règles, il existe un sous-ensemble de règles qu'on peut qualifier de règles sensibles; si on les modifie alors le système dégénère. Par ailleurs, un phénomène inverse se produit si les robots n'arrivent plus à faire une lecture correcte de leurs environnements locaux (la lecture du vecteur de perception ne correspond à aucune entrée dans la table des correspondances) alors ils se figent.
- **Evolution :** L'évolution de notre système de robots englobe des modifications internes qui se succèdent au fil du temps ; la finalité étant de retrouver les règles sensorimotrices, permettant la formation en tas, durant la phase de l'apprentissage.
- **Fitness :** deux propriétés mesurent la fitness de notre système : - la taille du tas, conséquence directe de la capacité du système à s'auto-propager pour couvrir la totalité de l'espace du terrain d'entraînement en vue de récupérer tous les objets qui vont former le tas, et - son élasticité ou résilience représentée par sa capacité à récupérer en reprenant du service après des complications. **Exemple :** Un grand nombre de robots peuvent se trouver coincés dans

leurs environnements locaux. Les performances du système baissent considérablement dans ce cas. Mais, un phénomène d'amplification de leur libération, par les robots non bloqués, réinjecte de la vivacité dans le système et rehausse, ainsi, sa performance.

- **Robustesse** : c'est la mesure de la persistance de la fonctionnalité, formation du tas, du système et ceci suite à des perturbations dans son environnement ou dans le système lui-même. Ces perturbations peuvent être dues aux changements du nombre de robots, d'objets ou de la taille du terrain d'entraînement (voir Sections 6.4.2, 6.4.3, 6.4.4) ou de la difficulté du terrain d'entraînement (voir Section 6.5).
- **Criticalité auto-organisée** : elle est exhibée dans les systèmes pilotés. Par contre, notre système est autonome. En s'inspirant de l'expérience du tas de sable, transformons ce dernier en lui ajoutant deux mécanismes : - le premier permet d'alimenter l'environnement de notre système d'un certain nombre d'objets, tous les Δt , disposés aléatoirement sur les cases vides du terrain (verser du sable à une vitesse donnée), et - le deuxième permet de réduire la taille du tas formé selon des configurations **8-connexes**. Notons que notre système dans ce cas est constitué de robots, d'objets (d'indice **0** initialement) et du terrain d'entraînement et que de nouveaux objets arrivent de l'extérieur. Une configuration **8-connexe** consiste en un groupement de **9** objets dans **9** cases adjacentes formant un rectangle (voir Figure.7.1, **8-connexe**). La réduction consiste en le remplacement de cette configuration **8-connexe** par un seul objet dans une seule case. Pour que le processus de réduction se déclenche (sommet critique dans le tas de sable) il faudra atteindre un certain seuil aléatoire d'objets dans le tas formé. Arrivé à ce seuil critique, l'ajout d'un seul objet provoque toutes les réductions possibles dans le tas considéré (sensibilité aux conditions initiales). Les objets qui en résultent sont rattachés à un indice 1 (petites avalanches). Quand les mêmes conditions de réduction que celles de ceux rattachés à l'indice **0** se présenteront, des réductions de **25** objets se déclencheront (grandes avalanches) représentant une configuration d'objets **16-connexe** (voir Figure.7.1, **16-connexe**). Ce qui permet de remplacer **25** objets par un seul objet sans laisser trace de l'espace qui a été occupé par **24** objets d'entre eux. Les indices des objets résultant des réductions de **25** objets sont remis à leur valeur initiale **0**. Une telle expérience nous permet d'observer le découplage de la vitesse d'arrivée des objets sur le terrain, de la taille du tas formé (elle représente la taille auto-organisée critique). On remarque qu'une petite perturbation (ajout d'un objet) peut provoquer un grand effet (une suite de réduction d'indice **0** qui provoquent à leur tour des réductions d'indice 1). Il n'est pas possible de prédire la taille et le moment des réductions, par contre cette expérience illustre bien le phénomène de l'état critique auto-organisé où le système est globalement stable tout en étant localement instable. Cette instabilité locale provoquée par des réductions d'indice **0** dans notre modèle de robots (petites avalanches dans le modèle du tas de sable) peut générer une instabilité globale provoquée par des réductions d'indice **1** dans notre modèle de robots (grosses avalanches entraînant l'effondrement du tas) qui ramène ensuite le système vers un nouvel état stable ; un nouveau tas dont les objets sont rattachés à un indice de valeur nulle (le tas de sable connaît une nouvelle base).

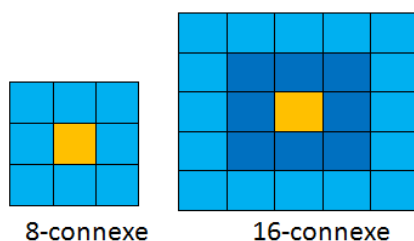


Figure.7.1-Connexité : dans la **8-connexe** une case est entourée de **8** autres cases, alors que dans la **16-connexe** ou la double connexité une case est encerclée par **8** cases au premier niveau (cases de couleur bleue foncée) puis de **16** cases au second niveau (cases de couleur bleue claire).

7.5 Problème direct, problème inverse et émergence inversée

À travers le problème inverse (dont la définition du problème direct est souvent indispensable) et plus particulièrement l'émergence inversée on cherche à décrire la méthode adoptée pour essayer de retrouver les micro-règles permettant de réussir la macro-formation en tas. Cette section tourne autour de ceci dans un contexte, toujours, de robotique de groupe.

7.5.1 Problème direct : Dans notre étude, l'émergence représente un problème direct. Autrement dit, elle consiste à proposer un jeu de règles sensori-motrices pour le dispositif contrôlant les robots au bas-niveau et d'attendre la fin de la simulation pour voir ce qui peut émerger de signifiant ou d'insignifiant en haut-niveau. Ceci pour une instance \mathbf{P}_{ijkh} donnée de cette classe de problèmes où i représente la taille du champ \mathbf{C} de perception des robots ($i = 5$ dans notre cas), j le cardinal de l'ensemble \mathbf{B} des comportements de base ($i = 2$ pour $\mathbf{B} = \{ \text{déplacement, manipulation d'objets} \}$ dans notre cas), k le cardinal du domaine de définition des perceptions \mathbf{D} ($k = 3$ pour $\mathbf{D} = \{ \text{objet, robot, case vide} \}$ dans notre cas), et h le cardinal de l'ensemble des états des robots \mathbf{E} ($h = 2$ pour $\mathbf{E} = \{ \text{libre, portant un objet} \}$ dans notre cas). Pour les valeurs des indices fixés dans les exemples ci-avant, l'instance de la classe des problèmes étudiée ici serait par exemple \mathbf{P}_{5232} . Pour une telle instance, la taille de l'espace des possibilités (y compris celles concernant les solutions de la formation de tas) est $\text{taille} = 2^2 \times 3^5 = 2^{486}$ jeux de règles. Tout en sachant que les règles \mathbf{R}_q constituant un jeu de règles d'une telle instance constituent un système de fonctions définies comme suit :

$$\mathbf{R}_q : \mathbf{E} \times \mathbf{D}^{\text{taille}(\mathbf{C})} \rightarrow \mathbf{B} / \mathbf{R}_q(\mathbf{e}, \mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_{\text{taille}(\mathbf{C})}) = \mathbf{b} \text{ pour } q = 1, 486 \quad (7.3)$$

Où 486 représente le nombre de règles dans un jeu donné

Noter qu'en allant d'un jeu de règles à un autre, c'est seulement la partie image de la fonction \mathbf{R}_q prise dans \mathbf{B} qui change. On peut définir, dans ce cas, une autre fonction $\mathbf{M}_{\Delta t}$ associant la matrice de perceptions \mathbf{T} contenant toutes les valeurs du produit cartésien $\mathbf{E} \times \mathbf{D}^{\text{taille}(\mathbf{C})}$ (dans nos cas d'étude $\text{taille}(\mathbf{C}) = 5$) à un vecteur \mathbf{X} désignant les images des règles \mathbf{R}_q prises dans le domaine des comportements de base \mathbf{B} (via l'opérateur $]$). La fonction $\mathbf{M}_{\Delta t}$ calcule une valeur \mathbf{y} désignant le taux de signification vis-à-vis d'un observateur humain, normalisé dans $[0,1]$ après un certain temps Δt d'application des règles constituant $\mathbf{T}|\mathbf{X}$ en simulation :

$$\mathbf{M}_{\Delta t}(\mathbf{T}|\mathbf{X}) = \mathbf{y} \text{ telle que } \mathbf{X} \in \mathbf{B}^{486} \text{ et } \mathbf{y} \in [0, 1] \quad (7.4)$$

Le problème direct revient alors à proposer un vecteur \mathbf{X} et à évaluer $\mathbf{M}_{\Delta t}(\mathbf{T}|\mathbf{X})$ afin de juger des émergences ressortissant au macro-niveau via leur attribution d'une note de signification. Cette note est fournie, généralement, par l'observateur (sous forme d'une appréciation directe ou d'une appréciation interactive via l'appel d'une fonction de fitness, proposée par le concepteur du problème direct en question). Il est à noter qu'il n'est pas évident d'élaborer un algorithme pouvant juger de la signification de constructions émergentes.

En variant les 4 indices i, j, k, h dans l'ensemble des entiers naturels \mathbf{N} , \mathbf{P}_{ijkh} définit toute une classe de problèmes qu'on peut décrire formellement comme suit :

$$\mathbf{P}_{IJKH} = \{ \mathbf{P}_{ijkh} / (i, j, k, h) \in \mathbf{N}^4 \} \quad (7.5)$$

Il est clair que la taille $\mathbf{T}(\mathbf{P}_{ijkh})$ augmente exponentiellement avec l'augmentation des valeurs des indices :

$$\mathbf{T}(\mathbf{P}_{ijkh}) = j^{h \times k^i} \quad (7.6)$$

Noter que pour des valeurs modérées de ces indices, ceci peut mener, déjà, à une explosion combinatoire. Donc, il est tout à fait clair que le **balayage de l'espace des possibilités de manière séquentielle** pour vérifier le sens de tous les jeux de règles est hors de question. L'optimisation reste une solution plausible, permettant de réduire la taille du problème en opérant des fusions de règles ou en introduisant de la logique floue pour réduire la taille des domaines de définition ou en remplaçant aussi les règles conjonctives par des règles disjonctives (les opérations de multiplication seront remplacées par des opérations d'addition dans l'estimation de la taille de l'espace de recherche d'où le fait d'obtenir une taille plus modérée (voir Formule 7.7)).

$$T(P_{ijkh}) = j^{h \times k} \quad (7.7)$$

Il est à noter que l'emplacement de l'état de la case n'étant plus important pour des règles disjonctives, **i** ne rentre plus en considération dans la taille de l'espace de recherche. Par contre on doit distinguer clairement entre les deux états du robot ainsi qu'entre les comportements de base associés aux perceptions, sinon les règles n'auront plus de sens. Dans ces conditions, on aura une partie de nos règles conjonctive et une partie disjonctive.

7.5.2 Problème inverse : consiste à rechercher les causes au micro-niveau des effets désirés au macro-niveau. Pour nous, il s'agit de rechercher les règles de contrôle qui permettent de faire émerger la formation en tas. Comme on la expliqué ci-avant, la taille du problème peut être démesurée. La recherche dans ce cas s'appuie sur des techniques d'apprentissages usant de métaheuristiques comme les algorithmes génétiques (**voir Section 3.3.1.1.2.b**).

L'idée de l'**identification** du modèle sachant les entrées et les sorties est intéressante dans le sens où elle peut être utilisée, dans notre cas, pour **ajuster** les **paramètres** du modèle de contrôle (les valeurs contenues dans le champs « comportement de base » des règles découvertes, sachant **i**, **j**, **k** et **h**) afin d'augmenter la qualité de la formation en question; on commence par varier la valeur de la variable « comportement de base » de la première règle (de **0** à **1** ou de **1** à **0**) et de faire une évaluation, on continue avec la deuxième règle et ainsi de suite jusqu'à la dernière règle. Noter que pour ce cas de tests « **1** changement à la fois » on refait la simulation **486** fois. Ceci nous donne une première estimation et nous permet de distinguer les règles sensibles (dont le changement influe considérablement sur la formation de tas) à préserver et les autres qu'on peut utiliser dans l'étape suivante pour le cas de tests « **2** changements à la fois ». On peut refaire cette expérience plusieurs fois de suite, jusqu'à « **n** changements à la fois » pour arriver à une très bonne qualité de formation (**voir section 2.1.2**).

La **détection** consiste à retrouver le jeu de règles de contrôle permettant de former le tas sachant le modèle de recherche évolutionniste utilisé et la sortie désirée (**voir section 2.1.2**). Le problème traité, dans ce cas, peut être formalisé comme suit : soit **S** la simulation qui conduit à la formation en tas **F** selon le vecteur **X** et **r** le jeu de règles recherchées (exprimé aussi par **T|X**). **S** représente une succession **s_i** d'états globaux ou chaque robot exhibe un comportement de base à l'étape **i**.

$$S(X) = s_0 \rightarrow s_1 \rightarrow s_2 \rightarrow \dots s_n = F \quad (7.8)$$

Si **U_r** représente la fonction permettant à **s_i** de passer à **s_{i+1}** selon le jeu de règles **r** alors :

$$U_r(s_i) = s_{i+1} \quad (7.9)$$

et notre simulation devient **S(X) = U_r o U_r o U_r o U_r o... oU_r(s₀)**. Le problème à traiter dans ce cas est :

$$\text{Trouver } r / S(X) = U_r o U_r o U_r o U_r o... oU_r(s_0) = F \quad (7.10)$$

Notons que **s₀** (l'état initiateur de la simulation) est généré selon les informations suivantes : - le nombre de robots, le nombre d'objets, la disposition initiale des robots sur le terrain, la disposition initiale des objets sur le terrain, la taille du terrain. Pour une fonction d'évaluation **v** ceci revient à :

$$\text{Trouver } r / v(S(X)) = v(U_r o U_r o... U_r(s_0)) = v(F) \quad (7.11)$$

Où **v(F)** représente la valeur que l'observateur (ou la fonction de fitness) attribut pour une formation de tas idéale (imaginée). Dans notre cas, elle doit être aussi proche de **1** que possible.

Problème mal posé : le problème de la formation de tas est mal posé, étant donné que même si la solution existe (trouvée par nos simulations évolutionnistes) elle n'est pas unique ; d'autres chromosomes existent, permettant une formation de tas de bonne qualité (il a suffi pour s'en convaincre de prendre la solution trouvée et d'effectuer des changements minimes à quelques endroits pour obtenir une nouvelle solution aboutissant toujours à une formation en tas). Si on continue la recherche, il est même probable d'obtenir de nouvelles solutions avec des structures spatio-temporelles différentes de celle des formations de piles. La solution du problème peut être approchée avec une grande précision, il suffit pour cela de retourner vers notre processus de recherche et d'élever le seuil limitant la valeur de la fonction de fitness en tant que critère d'arrêt. Cette fonction de fitness peut même être remplacée par une autre plus exigeante en qualité de formation (en matière de compacité du groupement par exemple). Il est clair que si on change les données du problème (i, j, k, h) la solution change aussi.

7.5.3 Identification et ajustement des paramètres

Deux cas de figures se présentent où les paramètres sont déjà identifiés, reste à les ajuster :

- Si les probabilités de croisement P_c et de mutation P_m sont inconnues, alors qu'ils sont indispensables à la phase de recherche de solution optimale par apprentissage évolutionniste, on se retrouve devant un problème inverse d'ajustement de paramètres. Dans un tel cas, on doit initialiser ces deux paramètres par des valeurs aléatoires et entamer un processus de leur ajustement dans le contexte d'un problème (de préférence similaire au notre ou déjà traité comme celui du PVC) dont les entrées et sorties sont bien connues.
- Comme on l'a vu précédemment, en allant d'un jeu de règles à un autre, c'est seulement la partie X désignant les images des règles R_q qui change (**voir Formule 7.4**). Donc, la solution recherchée exprime le fait d'avoir un vecteur X de **486** paramètres, dans le cas d'un groupement simple, dont les valeurs correspondant au « déplacement : 0 » ou à la « manipulation d'un objet : 1 » sont situées à leurs emplacements convenables dans le chromosome optimal Φ_{op} . L'ajustement des paramètres, dans ce cas, consiste en partant de chromosomes aléatoires, et en essayant différentes combinaisons, de redonner à chaque paramètre sa valeur appropriée. Cette valeur convenable est exprimée par une estimation de la fonction de fitness (**voir Formule 6.1**) aussi proche de **1** que possible. Ceci fait de cet énoncé un problème d'optimisation combinatoire.

7.5.4 Problème combinatoire inverse : partant du fait que le problème de formation de tas traité selon l'approche évolutionniste est un problème d'optimisation combinatoire, dégageons son problème d'optimisation combinatoire inverse ; soient l'instance P_{5232} de la classe des problèmes de formation en tas, la fonction d'évaluation de fitness f qui lui est associée, et un vecteur X^* appartenant à l'espace des possibilités associé à P_{5232} (sachant la matrice de perception M). Modifions aussi peu que possible l'expression f , de sorte que la macrostructure émergente de la simulation intégrant X^* soit aussi proche de **1** que possible. Le problème combinatoire inverse consiste, alors, à attribuer un sens à cette structure via une expression convenable de la fonction de fitness en opérant un minimum de changement dans l'expression d'évaluation du problème d'optimisation combinatoire initial f . **Exemple :** on retrouve la fonction de fitness associée à un vecteur X^* qui permet de faire émerger un désordre maximum dans l'environnement des robots (une augmentation maximale de l'entropie) en remplaçant f_i par $f_i - 1.0$ dans la fonction de la **Formule 6.1**. Ceci n'est pas toujours évident, étant donné qu'il faut trouver une méthode pour rechercher cette fonction f qui va donner une valeur proche de **1** en exécutant le vecteur, en question, X^* . La programmation génétique peut être d'une grande utilité dans ce cas.

7.5.5 Problème de reconstruction : c'est la décomposition d'un système en éléments plus simples qui fait naître cette notion de niveau où on distingue, généralement, un bas niveau d'un haut niveau. La profondeur de la décomposition est alors, le nombre de niveaux existants moins un. Si le haut niveau coïncide avec le bas niveau, ceci exprime le fait qu'aucune décomposition

n'est possible. Le problème à discuter, dans cette section, concerne l'observation de faits globaux comme l'amasement de nourriture ou de cadavres, chez les fourmis et la tentative de les reproduire dans un contexte de système de robots (via la simulation dans notre cas). Pour nous, il s'agit de proposer un modèle qui parvient à reconstruire cet amasement à travers l'organisation des interactions de robots (homogènes) autonomes mobiles, et à l'expliquer. Encore plus fort, proposer un modèle qui peut même fournir des prédictions concernant l'évolution du macro-niveau (structure en tas) si le micro-niveau vient de changer (les comportements de base des robots ou la logique de contrôle).

Généralement, cette reconstruction est faite de manière ascendante, étant donné qu'il est plus facile de collecter des informations du bas niveau «**B**», concernant le comportement des robots et d'observer leur émergence en haut niveau «**H**» (ceci induit des descriptions plus robustes du système). Si on considère que H_t représente l'état des objets, les uns par rapport aux autres, au niveau **H** à l'instant t engendrant une dynamique **Dh** (via les robots), B_t l'état de l'ensemble des robots à un niveau plus bas **B**, produisant chacun une dynamique qu'on regroupe tous sous la nomination **Db** à l'instant t , alors la transformation **P** qui va faire émerger H_t à partir de B_t est décrite par un algorithme de simulation (interprétant les règles de contrôle) qui permet aux robots de se réaliser dans leur environnement. Donc, c'est cette transformation **P** qui permet à l'état H_t de prendre forme au niveau **H** à l'instant t à partir de l'état B_t des robots au niveau **B** à ce même instant. C'est pour cette raison qu'on peut écrire $P(B_t) = H_t$. A partir de cet instant t , une dynamique **Db** (comportement de chaque robot individuellement) basée sur B_t (état des robots à l'instant t) qu'on note $Db(B_t)$ se manifeste conduisant à une dynamique **Dh** (évolution dans la structure spatio-temporelle des objets) basée sur H_t (état global des objets à l'instant t) qu'on note $Dh(H_t)$ via la transformation **P**, et qu'on écrit formellement : $P(Db(B_t)) = Dh(H_t)$. Autrement dit, il y a une équivalence entre le résultat de la dynamique assimilée par l'observateur au niveau **H** et le résultat de l'émergence qui nous arrive du niveau **B** concernant les interactions individuelles des robots.

- **Prédiction d'une macroévolution** : La prédiction d'un changement au niveau macroscopique exprime, dans notre cas, le fait de déduire l'effet du changement des comportements des robots sur le tas émergent. **Exemple** : Le fait d'orienter le déplacement des robots porteurs d'objets toujours vers la même direction (le nord par exemple), permet de prédire une formation de tas vers cette même direction. Notons que ceci n'est pas toujours possible.
- **Emergence de nouvelles propriétés** : Une propriété émergente est observée dans le cas d'une formation de tas sur un terrain à difficulté variable. Les robots, au bas niveau, s'adaptent en devenant moins exigeants, vis-à-vis de la qualité de formation, dans un terrain difficile et plus exigeants dans un terrain facile. Ceci fait émerger, aux yeux de l'observateur, une nouvelle propriété concernant tous le groupe de robots; leurs comportements, lui donne l'impression qu'il est devant des entités intelligentes qui s'acclimentent à leur environnement en vue de parvenir à réussir toujours (à un certain point) le regroupement d'objets.
- **Cohérence** : Il est impératif que les comportements des robots soient cohérents, car ceci se répercute sur la cohérence des émergences en haut niveau. Comme **exemple** de cas d'incohérence on peut citer le fait qu'un robot porte un robot ou qu'un robot passe un obstacle (non traversable).

7.5.6 Contrôle conjonctif et disjonctif : Dans le contrôle conjonctif (comme celui utilisé dans nos études) une règle n'est déclenchée que lorsque les **5** cases constituant l'environnement local du robot (source de sa perception) vérifient chacune un état bien déterminé. **Exemple** : si les **5** cases sont vides **alors** activer le comportement de déplacement. Dans le contrôle disjonctif, il suffit que l'une de ces **5** cases vérifie un état donné pour déclencher la règle de contrôle concernée selon l'état du robot. **Exemple** : si l'une des **5** cases contient un objet et le robot est libre **alors** activer le comportement de manipulation d'objets. Donc, selon le cas

étudié, l'un de ces deux types peut être plus intéressant que l'autre. Notons qu'un contrôle adaptatif (disjonctif ou conjonctif selon la situation qui se présente) reste aussi envisageable. Il est clair que le contrôle disjonctif est plus souple et son espace de recherche d'une solution optimale est plus restreint que celui du contrôle conjonctif.

7.5.7 Méthode de résolution itérative : la méthode de résolution suivie pour les cas étudiés (voir Chapitres 5 et 6) est itérative (voir Figure.2.13). Le modèle permettant l'émergence de la formation étant une boîte noire, les micro-règles proposées sont à chaque itération ajustées jusqu'à ce que la solution désirée (dont la validité est exprimée via la fonction de fitness) émerge au macro-niveau.

7.6 Problème de validation

Dans une approche qui se veut scientifique, il est impératif d'évaluer et de vérifier les solutions obtenues pour aussi bien leur validation que la validation de la méthode utilisée pour les retrouver. Cette section parle de ceci dans un contexte, toujours, de robotique de groupes.

7.6.1 Évaluation : (a) **au niveau microscopique**, le système d'évaluation s'intéresse aux robots. À chaque pas de temps, chaque robot fait des lectures sur son environnement local pour y recenser le nombre d'objets, le nombre de robots et le nombre d'obstacles. Ceci représente l'évaluation de l'effet de son action précédente. Ça lui permet aussi d'adapter les seuils de dépôt et de prise d'objets pour le cas de la formation d'un tas dans un environnement à difficulté versatile (pour un cas réel on peut ajouter le seuil de mobilité ; dans un terrain dégagé se déplacer vite sans trop manœuvrer et dans un terrain difficile ralentir et être prêt à manœuvrer plus). L'évaluation de son état va lui permettre d'être conscient du fait qu'il est en possession d'un objet ou non. Toutes ces évaluations sont primordiales pour la sélection de la règle à appliquer dans la prochaine étape. (b) **au niveau macroscopique**, le système d'évaluation s'intéresse au tas ; la fonction de fitness utilisée dans l'approche évolutionniste estime la qualité de sa formation.

7.6.2 Vérification : pour que certaines opérations prennent effet, des contraintes doivent être définies et vérifiées : (a) **au niveau microscopique** et dans le cas d'un terrain à difficulté changeante on doit vérifier s'il faut appliquer la règle de contrôle sélectionnée de manière soft ou hard selon la contrainte du seuil préétablie. Pareillement, chaque déclenchement d'un comportement de base donné est contraint par une perception spécifique (b) **au niveau macroscopique**, pour un processus d'émergence inversée, on doit vérifier que le tas a atteint la qualité désirée selon la contrainte du seuil imposée (94 % par exemple). Il est clair que pour un processus d'émergence, contraindre le macro-niveau contredit la définition même de l'émergence.

7.6.3 Validation théorique : (a) **le niveau microscopique** concerne l'émergence inversée ; les règles trouvées, contrôlant les robots, doivent être conformes aux règles décelées chez les insectes sociaux par exemple (cas réel) pour une tâche de groupement donnée (voir Section 6.7), (b) **le niveau macroscopique** concerne l'émergence ; la validation théorique permet de vérifier que l'algorithme de simulation utilisé est conforme aux spécifications du modèle proposé.

7.6.4 Validation empirique : (a) **le niveau microscopique** concerne l'émergence inversée ; on doit vérifier que les règles trouvées sont cohérentes, autrement dit qu'il existe une interprétation sensée que l'observateur peut leur associer (voir Section 6.7), (b) **le niveau macroscopique** concerne une émergence attendue ; on doit vérifier par simulation que les règles de contrôle proposées au bas niveau forment effectivement le tas attendu aux yeux de l'observateur. Ces règles doivent être consistantes, dans le sens où elles doivent toujours

produire un tas de qualité aux yeux de l'observateur, et ceci quelque soient les variations apportées à l'environnement ou au système (changement du nombre d'objets, de robots, du sens d'orientation, de la taille du terrain ou de la difficulté du terrain).

7.7 Apprentissage

L'apprentissage automatique est un processus indispensable dans notre approche de l'émergence inversée ; il permet à nos robots de partir avec une connaissance zéro sur ce qu'ils doivent faire et d'évoluer automatiquement grâce à l'expérience pour arriver à accomplir le travail désiré. L'objectif, dans notre cas, étant de pouvoir réaliser la formation en tas à partir de comportements de base dont on dote, au préalable, nos robots et une perception limitée de l'environnement. On peut aussi songer à améliorer cette formation (si le résultat est quelque peu partiel ou moins complet aux yeux de l'observateur).

Notre problème étant un problème d'optimisation, la taille de l'espace de recherche des règles sensori-motrices optimales peut être démesurée, conduisant à une explosion combinatoire lors du processus de recherche. Ceci classe notre problème comme non polynomial. Donc, il n'est pas question d'utiliser un balayage séquentiel ou une méthode classique pour retrouver ces règles. Seules les approches métaheuristiques procurent une issue pour solutionner ce type de problèmes.

L'idée derrière l'apprentissage, dans notre cas, est de permettre aux robots d'améliorer leurs capacités à agir au fil du temps (apprentissage avec acquisition d'expériences ayant des répercussions sur leur avenir). On ne peut espérer à ceci que lorsque les robots sont conscient de : - leurs interactions avec l'environnement, et - leurs propres mécanismes de prises de décisions. Pour nous, cet aspect de conscience est plutôt lié à l'algorithme génétique, utilisé lors de la phase de recherche du jeu de règles optimales.

L'apprentissage est vu comme la mise en relation entre un évènement provoqué par l'extérieur (perception de l'environnement local du robot) et la réaction adéquate du robot à ceci (déclenchement de l'un de ses deux comportements de base) causant un changement mesurable (via la fonction de fitness). L'apprentissage permet aussi de construire de nouvelles règles pour ajuster ses comportements et de réviser des règles en cours d'utilisation.

C'est la première vision de l'apprentissage (**voir Section 3.3.1**) qui nous intéresse ici ; puisqu'elle contient l'approche évolutionniste (qui est aussi adaptative). Cette vision distingue entre l'apprenabilité et l'apprentissage automatique :

7.7.1 Apprenabilité

En ayant une réflexion sur l'action d'apprendre, elle-même, deux caractéristiques ressortent, suite à la réponse à deux questions fondamentales : - Quels sont les objets apprenables ?, et - Sous quelles conditions le sont-ils ?

Les objets apprenables, pour nos robots, sont les règles de contrôle qui guident leurs comportements et qu'on peut exprimer par l'association $(\mathbf{a}_j, \mathbf{p}_i)$ où \mathbf{p}_i ($i \in [1, 486]$) représente la i ème perception de la table \mathbf{T} et \mathbf{a}_j ($j \in [1, 2]$) représente une valeur prise dans \mathbf{B} (**voir Formule 7.4**). Convenons que $a_1=0$ et $a_2=1$. Réfléchir sur l'apprenabilité de ces objets revient, alors, à étudier les associations :

$$(\mathbf{a}_j, \mathbf{p}_i) \text{ pour } j=1, 2 \text{ et } i=1, 486. \quad (7.12)$$

Donc, un jeu d'associations données de 486 règles vérifiant la structure $\mathbf{T|X}$ (**voir Section 7.5.1**) est apprenable s'il existe un algorithme (pour nous évolutionniste, jouant le rôle de

l'**apprenant** et qui test le jeu de règles en question via les robots) capable de retourner la formation en tas au macro-niveau (jouant le rôle de l'**hypothèse de l'apprenabilité**) et ceci en lui fournissant différentes représentations sous forme de nombre d'objets et de nombre de robots disposés aléatoirement sur un terrain d'entraînement de taille donnée à chaque représentation (jouant le rôle de l'**échantillon d'exemples de l'hypothèse**). Il est clair, dans ces conditions, que certains jeux de règles sont apprenables (au sens évolutionniste) alors que d'autres ne le sont pas, sous la contrainte de la tâche étudiée (exprimé par la fonction de fitness utilisée).

Pour nous, chaque association apprenable est représentable sous forme d'un couple (**voir Formule 7.9**), reste à savoir : Est-elle utile ? Est-elle représentative ? Est-elle toujours possible (significative) ? Est-elle persistante ? Est-elle déductible ? Est-elle indivisible ? Est-elle favorable à la fusion ?

L'**utilité** de chaque association dépend de son effet sur le comportement des robots et de l'environnement. Cette association permet de contrôler les robots (donc de les guider) et de dynamiser l'environnement, donc elle peut être utile si elle aboutie dans son jeu de règles à la formation en tas (ne serait-ce que partiellement). Pour être **représentative** (d'un intérêt potentiel pour atteindre notre objectif) elle doit jouer un rôle important dans la logique des décisions conduisant à la formation en tas (règle sensible par exemple). Le problème c'est que même si elle est réalisable et fait partie du jeu apprenable, elle n'est pas toujours significative aux yeux de l'observateur ou cohérente en absolue. Ce qui peut avoir une répercussion sur la qualité du tas. On peut s'en passer d'une association lorsque les éléments qui la font naître ne sont plus ; comme le fait que tous les objets venaient à disparaître (changement du milieu par les robots) ceci rendrait toutes les **règles** concernant ces objets **inutiles**. Dans notre cas, ceci n'a pas lieu d'être. **Déduire** une association à partir d'une autre association revient à retrouver sa partie perception et action incluses (au sens stricte ou large) dans une autre association valide. Si on ne peut déduire aucune autre association à partir d'une association donnée, ceci implique qu'elle est **indivisible**. La **fusion** permet de combiner entre plusieurs associations pour en ressortir une nouvelle association plus générique, mais toujours valide.

En somme, si l'action primaire d'un apprentissage est la mémorisation de l'objet appris tel qu'il est perçu (physiquement via une image numérique par exemple ou logiquement via une association par exemple), celles qui suivent (et qui sont aussi importantes que cette première action) sont d'attribuer une signification (circonstancielle ou permanente) à cette association et de pouvoir l'exploiter de différentes façons utiles (déduction, fusion/division, projection/abstraction, combinaison, etc.). Ceci peut nous mener à proposer toute une algèbre sur l'ensemble des objets apprenables usant d'opérations sur ces objets comme celles précitées. Il est clair que ces opérations doivent vérifier des propriétés (qu'on doit rechercher) au même titre que ceux des structures algébriques de groupes et d'anneaux par exemple.

7.7.2 Apprentissage automatique

Pour nous l'apprentissage automatique (dit aussi apprentissage artificiel) est l'étude d'algorithmes qui permettent à nos robots d'améliorer leurs décisions (règles de contrôles) automatiquement via l'expérience (interactions avec l'environnement) en vue de parvenir à une formation en tas. Dans cette perspective, on distingue deux types d'apprentissage :

7.7.2.1 Apprentissage symbolique

L'idée derrière l'apprentissage symbolique réside dans le fait de raisonner sur des représentations symboliques tenues pour vraies (décrite sous forme de propositions logiques par exemple) afin d'inférer de nouvelles représentations vraies (de nouvelles propositions). Dans ce sens, on distingue trois types d'inférences :

a) Induction : prenons comme exemple l'une des deux études de cas présentées dans ce travail (**soit celle du Chapitre 5 par exemple**) où il s'agit de partir des 486 règles retrouvées (constituant nos exemples d'apprentissage) pour essayer d'induire des règles générales résumant cette connaissance explicite. Ce qui est intéressant, ici, c'est d'utiliser un apprentissage non supervisé pour détecter des régularités entre le jeu de règles en question (**voir Formule 7.9**). Ensuite, de rapprocher les règles les plus similaires (en étudiant leurs parties p_i et a_j) pour en ressortir des règles générales.

b) déduction : les règles sous leur forme **T|X** (**voir Section 7.5.1**) sont déductive. Ce qui serait intéressant c'est d'augmenter la portée de la perception des robots et de développer une sorte d'arbre des possibilités permettant de projeter l'action à entreprendre dans le futur afin de prendre la décision la plus appropriée (qui va nous permettre, par exemple, de renforcer le nombre d'objets quelque part). Pour le cas de robots cognitifs, la déduction aurait permis d'implémenter un véritable système expert au niveau de chaque robot lui permettant de raisonner sur la stratégie à adopter devant telle ou telle situation.

c) analogie : Dans l'étude menée dans le **Chapitre 6**, on peut prendre comme tâche référentielle la formation de tas ordinaire [**Bar 03**]. En partant de son jeu de règles on peut approcher celui de la formation de tas orientée adaptative par analogie. Ceci pourra nous permettre de déterminer par dérivation/héritage de nouvelles règles pour cette dernière tâche à partir des règles de la première tâche. Mais plus sûre encore, ceci va nous permettre de reporter les règles des situations similaires telles quelles, ce qui va réduire considérablement l'espace de recherche et optimiser du coup le temps de convergence de notre algorithme évolutionniste vers le jeu de règles recherché (dans notre cas, elles sont similaires). La fonction de fitness peut être, aussi, construite par analogie à partir de celle de la formation ordinaire. Cette idée peut être poussée encore plus loin ; rechercher les règles de toutes les tâches en relation de similarité, ou autres, avec des tâches dont on connaît déjà le jeu de règles via des opérations comme la dérivation ou l'héritage (on peut s'inspirer, dans ce contexte, de toute opération proposée dans les approches orientés objets).

7.7.2.2 Apprentissage adaptatif génétique

L'idée de l'apprentissage génétique est de parcourir l'espace des hypothèses d'une manière plutôt aléatoire afin d'en extraire une population de possibilités. Notre algorithme d'apprentissage évolutionniste prend, alors, en entrée une population de chromosomes **D** et retourne une valeur de fonction de fitness **f**. On désigne alors **D** comme **ensemble d'entraînement** ou ensemble d'apprentissage et **f** comme **modèle d'évaluation**. Suite à l'exécution de cet algorithme, on dira que le modèle d'évaluation **f** a été entraîné sur l'ensemble **D**. On considère que **D** contient, sous forme de vecteurs, l'information nécessaire pour résoudre le problème de formation en tas. Le modèle d'évaluation **f** s'applique à une structure qui contient l'état final d'une simulation (disposition des objets et des robots sur le terrain d'entraînement) et donne comme **sortie** une valeur exprimant la qualité de formation. Notons qu'une meilleure constitution de **D** (nommé **exemples d'apprentissage**) est celle où tous les éléments (chromosomes) sont indépendants et identiquement distribués (**voir Section 3.3.1.1.2.b et Chapitre 5 et 6**).

Les mécanismes d'intensification (via l'opérateur de sélection des meilleurs chromosomes) et de diversification (via les opérateurs de croisement et de mutation) garantissent la convergence vers une solution de qualité acceptable, en un temps polynomiale.

7.7.3 Apprentissage collectif

La formation en tas (simple ou par marquage exclusif), l'adaptation à la difficulté du terrain d'entraînement ainsi que la formation de tas orientée (vers un endroit désigné) représentent des comportements émergents découlant des interactions du groupe des robots considéré. Il est clair

que ces interactions s'accomplissent via l'environnement (on usant de mécanismes stygmériques). La connaissance représente, dans ce cas, les règles de contrôle que chaque robot utilise pour se comporter. Elle concerne aussi ses perceptions et ses comportements de bases. Il n'est pas utile d'**échanger/partager** cette **connaissance** puisque d'une part elle est la même au niveau de chaque robot (le groupe de robots est homogène) et d'autre part la connaissance que chacun d'eux perçoit est statique (figée). Pour que cette connaissance devienne dynamique (prend en considération de nouveaux objets qui peuvent apparaître dans l'environnement) il faudra que le processus d'apprentissage évolutionniste reste, en permanence, en service (online) avec la condition de lui proposer non pas de nouveaux chromosomes de l'ancien espace de recherche (ceci ne peut permettre qu'une amélioration de la qualité de l'ancienne tâche) mais des chromosomes s'apparentant à un nouvel espace de recherche, construit automatiquement suite à de nouvelles perceptions ou à la découverte de nouveaux comportements de base (détectés par l'expérience directe suite à un incident par exemple, par combinaison, par déduction, par induction ou par analogie). L'un des problèmes difficiles, dans ce cas, est la reformulation du modèle d'évaluation; ceci peut se faire interactivement via les avis d'un observateur humain ou en passant par une approche de programmation génétique en vue de retrouver la fonction de fitness adéquate.

La **distribution de l'expérience** peut se faire en divisant notre groupe de robots en un ensemble de sous-groupes. Il suffit par la suite d'attribuer à chaque sous-groupe une zone de recherche bien spécifique de notre espace de recherche globale. Après ils peuvent échanger leurs expériences pour adopter le meilleur chromosome trouvé au niveau de tous les sous-groupes. Si la solution requise n'as pas été, encore, trouvée (ceci explique que l'espace de recherche n'as pas été investigué totalement) alors on réitère le processus de recherche dans de nouvelles zones (jusqu'à trouver la solution).

Pour former un **groupe hétérogène** (perception, décisions et/ou comportements de base différents) performant (capable de résoudre efficacement des problèmes qui appartiennent à la même classe) on peut diviser notre groupe de robots en sous-groupes et soumettre chacun à un environnement différent avec le but de parvenir à réaliser une tâche spécifique appartenant à la classe précitée. Les différentes tâches réalisées dans des environnements différents permettent, alors, aux robots d'acquérir des expériences différentes en allant d'un groupe à un autre (au niveau des perceptions, des règles de contrôles, des comportements de base et même au niveau du modèle d'évaluation). C'est ce qu'on désigne par **diversification dans l'expérience**. Pour pouvoir exploiter cette diversification, sous forme d'un échange de connaissance/savoir-faire, il faudra une certaine compatibilité entre ces connaissances. C'est pour cette raison qu'on parle de tâches adhérentes à la même classe (au pire des cas à une même méta-classe). Cette compatibilité peut, alors, être réalisée de deux manière : - en remontant dans les niveaux d'abstractions, jusqu'à arriver à une même méta-classe (dans ce cas l'échange de connaissance se fait juste à un niveau au dessous), - sinon elle se fait directement (dans le cas où les tâches concernées appartiennent à la même classe).

Des études ont montré que des paramètres comme la taille du groupe, sa composition ainsi que la capacité de chacun de ces membres sont décisifs pour déterminer l'**efficacité du groupe** (voir Section 3.4.3.2). Nos expériences de mise à l'échelle confirment ceci en ce qui concerne le nombre de robots qui peut être favorable ou défavorable à la réalisation de la tâche de formation en tas. Ceci explique que le nombre de robots ne doit pas dépasser un seuil donné pour une taille du terrain d'entraînement et un nombre d'objets donnés.

Avec l'apprentissage collectif, les concepts de **diversification** et **spécialisation** sont importants. Notons que c'est la spécialisation qui crée la diversité au sein d'un groupe. Pour nos robots, on peut songer à un sous-groupe de robots spécialisé dans la recherche des objets et un autre sous-groupe spécialisé dans la manipulation des objets. Il est clair que les robots des deux sous-groupes doivent coopérer ensemble pour réussir une formation en tas (il s'agit généralement de communications directes via un réseau sans fil par exemple ou indirectes par le

marquage du terrain ou via des comportements stygmergiques de façon plus générale). Avec une telle spécialisation, la diversité est créée. Reste à savoir si elle est efficiente et dans quel cas elle peut l'être ? Seules des expérimentations simulées ou concrètes peuvent répondre à cette question (ceci peut faire partie de nos futures perspectives).

Conclusion

Il est clair que suite aux discussions menées ici, aussi bien le domaine des systèmes complexes adaptatifs que celui des problèmes inverses et plus spécifiquement celui de l'émergence inversée ainsi que le domaine de l'apprentissage automatique et celui de l'apprentissage collectif renferment un bon nombre de concepts dont l'exploitation dans l'ingénierie et la recherche scientifique reste timide malgré qu'elle semble promettre beaucoup, essentiellement dans la recherche de règles qui régissent les comportements d'entités autonomes pour faire émerger des fonctionnalités spécifiques. Dans ce chapitre, on a essayé de rendre ces concepts (issus des trois premiers chapitres) palpables en les expliquant à travers des exemples inspirés du domaine d'études ciblé et plus particulièrement des deux cas d'études présentés dans les **chapitres 5 et 6**. Ces cas d'études s'intéressent à une formation en tas qui peut être orientée et adaptative à l'état d'un terrain dont le degré de difficulté est variable ou à une forme de communication inter-robots qui peut être stygmergique (chaque changement au niveau du système ou de son environnement affecte les futurs comportements des robots) ou via un multi-marquage exclusif et explicite du terrain.

Conclusion générale

Conclusion générale

Récapitulation

Parmi les mécanismes considérés comme ayant servi de base pour asseoir le fondement théorique des **systèmes complexes adaptatifs** (CASs), l'émergence, l'auto-organisation et l'adaptation ressortent au premier plan.

L'**émergence**, qui par sa nature identifie un phénomène concret (naturel/artificiel), semble être une brillante découverte, plutôt fictive, de l'esprit humain. Pourtant ce phénomène qu'elle identifie est bien réel. Encore plus, il a prit naissance à l'insu de cet esprit, au sein d'un niveau du monde imperceptible par ses sens ou dans des parties restreintes d'un univers dont les détails sont inintelligibles malgré qu'ils soient, d'un point de vue sensoriel, accessibles. Ceci rend la traçabilité du phénomène en question irréalisable, du moins jusqu'à maintenant. Tout simplement, parce qu'on ne dispose pas, pour le moment, de points observables pouvant décrire ou relater les stades d'évolution de ladite traçabilité. Aussi, on est totalement dépourvu de lois permettant, à travers un raisonnement qui considère l'enchaînement des causes et des effets, de l'expliquer via des déductions logiques. Ceci nous fait ressortir complètement du cadre des approches scientifiques classiques, à caractère plutôt réductionniste, pour nous projeter dans une autre dimension où on accepte (malgré que ceci va à l'encontre de notre tendance de rigueur) d'intégrer dans notre raisonnement des résultats issus de systèmes qu'on considère comme des boîtes noires (où on introduit des entrées et où on attends des sorties pour les utiliser sans avoir pourtant la moindre idée sur la manière dont ces entrées se sont transformées en de telles sorties).

Derrière ces phénomènes, se trouve un producteur naturel/artificiel (CAS) dont la description macroscopique peut être appréhendée à travers des concepts inspirés de la **théorie des systèmes dynamiques** (comme les attracteurs, la bifurcation, les points de contrôles et les points d'ordres) et dont la construction peut s'accomplir via des concepts issus de la **théorie des systèmes complexes** (comme les structure, les relations, l'émergence, l'auto-organisation, l'adaptation, l'évolution, la résilience et la criticalité auto-organisée). Notons au passage que les CASs sont structurés en deux niveaux au moins, et qu'ils ont une raison d'être dont ils sont en continuelle négociation avec un environnement qui peut être très changeant et très hostile quelque fois. Le problème qui se pose, alors, c'est qu'il n'y a aucune correspondance logique (ni d'un point de vue structurel, ni d'un point de vue comportementale, et encore moins d'un point de vue caractériel) entre les phénomènes qui émergent au niveau d'un observateur humain et les liens qui s'établissent ainsi que les interactions qui se manifestent entre les constituants d'un tel système au bas-niveau.

Réussir à expliquer ces phénomènes, émergents, revient à créer une **théorie unificatrice** prenant en considération aussi bien le bas-niveau que le haut-niveau, en plus des niveaux intermédiaires (une sorte de théorie physico-chimique pour les matériaux par exemple). Ceci implique que les mêmes observations concernant le même phénomène doivent se faire, en même temps, à tous les niveaux. Malheureusement, ni la connaissance actuelle, ni les approches utilisées, ni la technologie ne permettent d'aller au-delà d'une étude située à une seule échelle donnée à la fois. La technologie des capteurs qui se développe à une vitesse fabuleuse peut être un élément de la solution de demain à ce problème ; l'intégration de cameras de haute résolution

ainsi que d'autres types de capteurs à l'échelle moléculaire et même au-delà, synchronisées avec des dispositifs équivalents, situées aux niveaux supérieurs jusqu'à l'échelle macroscopique peut être révélateur.

L'**auto-organisation** exprime le changement favorable qui doit être opéré dans un système, suite à des événements internes ou externes, conduisant à des phénomènes émergents; elle fait référence à un processus dans lequel l'ordre interne d'un système complexe, généralement hors équilibre, augmente sans être dirigée par un agent externe. Cette tendance de vouloir s'organiser de manière autonome est fréquente au niveau des processus physiques, des organismes vivants et des systèmes sociaux. On peut dire qu'à partir d'un seuil critique de complexité, de pareils systèmes changent d'états pour converger graduellement vers une phase d'équilibre stable (statique/dynamique). Deux mécanismes essentiels permettent la mise-en-œuvre de l'auto-organisation au sein d'un CAS, il s'agit de la rétroaction positive (où l'environnement est favorable aux changements du système) et de la rétroaction négative (où l'environnement s'oppose aux changements du système afin de le freiner, et ceci en vue de retrouver cet état d'équilibre intrinsèquement sollicité).

L'**adaptation** apparaît, dans ce cas, comme un résultat émergent d'un consensus entre le système auto-organisé et son environnement, permettant de préserver au mieux, l'existence, l'identité et les particularités de chacun des deux partenaires ; si par malheur les particularités du système (qui le distinguent de tout le reste) venaient à disparaître au moins son identité (appartenance à une classe donnée) doit être préservée et si cette identité venait à se dissiper dans l'environnement au moins son existence (entité occupant un espace-temps non identifié) doit persister. Ceci est aussi valable pour l'environnement. Quoi, qu'il est plus fréquent de voir l'environnement détruire le système que de voir le système détruire l'environnement. Suite à ce qu'on vient de dire, il est plus judicieux donc (lors de la conception et la construction d'un CAS) d'opérer une adaptation graduelle et plutôt réfléchie que réactive (c'est ce qui distinguent les CASs naturels).

Derrière l'étude des CASs résident deux objectifs essentiels :

- Essayer de comprendre et de décrire leurs comportements, structures et propriétés (ceci concerne des systèmes qui existent déjà et sont plutôt naturels),
- Essayer de concevoir (en usant de modèles fiables comme les SMAs) des composants (des agents) ayant des comportements et des propriétés spécifiques en vue de reproduire/construire par émergence des phénomènes observés/désirés via l'élaboration de systèmes analogues à ceux qui les ont produits ou conformes à ceux imaginés.

Notons que ces deux objectifs peuvent profiter l'un à l'autre : - on peut s'inspirer de notre compréhension de CASs naturels pour construire un système artificiel selon des caractéristiques préétablies ou reproduire un autre système naturel, et - la construction d'un CAS spécifique peut aider à approfondir nos connaissances sur le fonctionnement de CASs naturels.

Pour construire un système donné on adopte, généralement, une approche d'analyse ascendante (par composition) ou descendante (par décomposition). Pour un CAS ces méthodes (plutôt déterministes) sont inopérantes. Il a fallu songer à trouver une approche qui convient à la nature émergente et multi-niveaux des CASs. C'est dans cet état d'esprit que les **problèmes inverses** ont été étudiés et plus particulièrement l'**émergence inversée** en tant que dérivée de ce type de problèmes. Il s'agit de décrire la structure, le comportement ou les propriétés qu'on veut obtenir au niveau macroscopique et de rechercher les causes qui peuvent les faire naître au bas niveau, sachant que ces causes peuvent être des règles qu'il faudra ensuite **valider** aussi bien d'un point de vue empirique que théorique.

L'**apprentissage automatique**, dans ce contexte, permet d'aider un CAS en lui permettant d'apprendre comment s'adapter au changement de son environnement, comment survivre et

comment s'améliorer. Plusieurs techniques ont été développées dans ce sens. L'**apprentissage évolutionniste** représente l'une des techniques les plus consistantes malgré sa lenteur. Celle-ci permet de faire évoluer le comportement du CAS dans un espace démesuré de chromosomes, de manière plus au moins stochastique, pour tenter de retrouver, de génération en génération de chromosomes, un **comportement significatif**. Sa combinaison avec le processus d'émergence inversée permet de le faire converger vers un **comportement désiré**.

Dans cette perspective, la **robotique de groupes** a été choisie comme domaine d'étude où on a focalisé (dans la partie état de l'art) sur des comportements collectifs comme : l'exploration, la patrouille, le clustering, le maintien de formation et l'auto-formation. Alors que dans la partie étude de cas, on s'est plus penché sur le groupement qu'on a détaillé (groupement ordinaire, groupement orienté, groupement par marquage et groupement adaptatif). Ce choix est justifié par le grand intérêt que connaît, actuellement, le domaine de la robotique en général et celui de la robotique de groupes en particulier (comme la robotique collective, la robotique en essaim, la robotique évolutionniste et la robotique modulaire). Les caractéristiques qui ressortent du paradigme de la robotique de groupes font de ce dernier un bon candidat à faire l'objet d'étude dans le contexte des hypothèses de recherche préfixées dans l'introduction générale et dont les systèmes qui en découlent peuvent être perçus comme très proches de la description dressée pour un CAS.

Plus particulièrement deux cas d'études ont été menés à terme dans ce domaine, tournant autour de la **formation en tas** via un groupe homogène de robots réactives visant à la recherche de règles sensorimotrices qui garantissent l'accomplissement de cette tâche usant, dans le premier cas d'étude, d'un attracteur permettant le **multi-marquage exclusif** du terrain d'entraînement en vue d'accélérer la tâche en question par rapport à une formation ordinaire. Dans le deuxième cas d'étude, il était question de trouver les règles sensori-motrices qui autorisent un observateur d'opérer un **contrôle externe** sur la formation de tas en désignant la direction de son choix où elle doit émerger et en permettant aux robots d'**adapter leurs règles individuellement aux états de leurs environnements locaux**, en devenant : - plus exigeants en terme de qualité de formation si ces états locaux sont dégagés, - et moins exigeants si ces états locaux sont encombrés.

Bilan du travail effectué

A la lumière de ce qu'on vient de dire, le travail accompli dans cette perspective peut être résumé comme suit :

- Afin de doter nos systèmes artificiels complexes de cette capacité d'adaptation émergente leur permettant d'être autonomes et de parvenir à résoudre leurs problèmes sans faire appel à un opérateur externe (humain/ordinateur) on a décrit les systèmes de robots étudiés en s'inspirant de la théorie des systèmes dynamiques qui nous a permis d'exprimer la structure spatio-temporelle des objets pour chaque système étudié via une fonction de fitness spécifique, représentant le paramètre d'ordre. Le nombre d'agent-robots, le nombre d'objets et la taille du terrain d'entraînement représentent, alors, les variables de contrôles (**voir Section 7.3**).
- La théorie des systèmes complexes nous a fait plonger dans les micro-niveaux pour retrouver les micro-règles qui étaient derrière ces macro-émergences en mettant l'accent sur cet aspect adaptatif, très recherché dans les systèmes artificiels actuels. Une fois les objectifs fixés aux macro-niveaux, en s'inspirant de cette approche dynamique, on a conçu et construit un système orienté agents réactifs via la simulation, pour chaque description dégagée dans la première phase, permettant ainsi de retrouver les règles sensori-motrices adéquates à chaque macrostructure recherchée (selon le cas étudié). Ceci en combinant entre les techniques de l'émergence inversée et ceux de l'apprentissage automatique évolutionniste.

- Les règles trouvées étaient simples, étant donné qu'elles ressortaient d'un modèle réactif. Mais, l'observation des comportements des agent-robots (les intégrant) au niveau macroscopique ainsi que leurs analyses et interprétations nous ont permis de découvrir des stratégies adaptatives très élaborées (**voir sections 5.7 et 6.6**).
- On a validé les règles découvertes par deux moyens :
 - **Empirique** : En les soumettant à des mises à l'échelle selon les paramètres de contrôle précités.
 - **Théorique** : En comparant les stratégies les concernant avec celles découvertes par les éthologues, s'agissant des fourmis.
- Via le multi-marquage exclusif, on a pu améliorer la formation du tas ; le multi-marquage exclusif a été ajouté comme un artifice externe au contrôle (pris en charge par les comportements de base) permettant, ainsi, d'accélérer le groupement en question. Notons que dès l'apparition des premières structures de piles cette technique devient particulièrement efficace.
- On a pu opérer, aussi, un contrôle externe sur l'émergence de la formation en tas (pris en charge, toujours, par les comportements de base s'apparentant plutôt à la partie « actionneurs ») permettant de la guider vers une direction désignée.
- Une version améliorée de la technique d'évaluation de la qualité du groupement a été proposée et implémentée, permettant de détecter, même, les formations de tas étalées sur plusieurs zones.
- On a réussi à trouver des règles sensorimotrices qui s'adaptent à l'environnement en devenant plus exigeantes en terme de qualité de formation ou moins exigeantes selon l'état du terrain qui se présente (difficile/facile). Cette adaptation n'est pas définitive ; elle peut se manifester de manière ad hoc à chaque nouvelle lecture de l'environnement local (au niveau de chaque robot). Ce qui peut entraîner (via des statistiques) une **prise de conscience** progressive de l'état du terrain incluant tout le groupe de robots.

Contributions

Guidé par les hypothèses de recherche posées dans l'introduction générale, on peut dire que notre contribution se résume à ce qui suit :

- A travers les deux cas d'études présentés dans ce travail on a pu mettre à l'évidence encore plus et renforcer ce que d'autres auteurs ont déjà expérimenté avec succès (**voir, plus loin, les travaux similaires**): il est tout à fait possible de considérer l'émergence inversée comme un cas particulier du problème inverse et de l'appliquer, en tant que tel, en vue de retrouver les règles précitées permettant de contrôler la dynamique d'un système complexe adaptatif constitué d'agents réactifs au niveau microscopique et l'émergence d'une tâche désignée au niveau macroscopique. Il est à noter que toute nouvelle confirmation d'une telle hypothèse serait la-bien-venue en attendant de pouvoir démontrer ceci formellement.
- On a pu mettre à l'évidence aussi qu'il est possible de combiner entre la théorie des systèmes dynamiques et celle des systèmes complexes pour proposer, sommairement, une méthode permettant de concevoir et de réaliser les systèmes complexes adaptatifs. Il est clair que ceci ne représente qu'une ébauche qui doit être raffinée et expérimentée sur une multitude de cas diversifiés en vue de lui donner un aspect plus complet et plus rigoureux.
- L'apprentissage évolutionniste nous a permis d'optimiser la convergence vers des résultats intéressants et de réussir la réalisation de tâches ciblées avec une bonne précision. Ceci confirme, encore une autre fois, la fiabilité et la consistance de l'apprentissage évolutionniste qu'on a pu accélérer encore plus via l'amélioration de la fonction de fitness utilisée.

- Il a été possible de faire un contrôle externe sur l'émergence via sa formation selon la direction désirée. Il reste à réaliser cela à l'intérieur du processus de décision conduisant à de telles émergences.
- On a réussi une organisation émergente des robots en files indiennes (selon l'état des robots : files des porteurs d'objets et files des robots à main-libres) via le multi-marquage exclusive. Ceci à permet d'améliorer le temps de la formation en tas.
- On a pu montrer, aussi, qu'il est possible de trouver des règles adaptatives permettant d'ajuster la prise de décision d'un robot à l'état de difficulté de son environnement local. Il reste à réaliser ceci de façon coopérative via une prise de conscience collective de l'état du terrain en question. Les réseaux de communication radio peuvent contribuer à l'accélération de la propagation de cette prise de conscience collective considérablement.

Travaux similaires

La recherche dans le domaine de l'émergence inversée appliquée à des CASs (pour retrouver des règles sensorimotrices permettant de contrôler les comportements réactifs d'agents au bas niveau en vue de produire par émergence en haut niveau des fonctionnalités désirées) est relativement récente. Plusieurs auteurs se sont intéressés à ce problème. On retrouve en première ligne ceux qui suivent :

- *Barfoot* et *D'Eleuterio*, dans leurs articles (**voir chapitre 6, [Bar 99] [Bar 03]**), se sont intéressés à la formation de tas dans un environnement de robots et on pu dégager des règles sensorimotrices en combinant entre un processus d'émergence inversée et un apprentissage évolutionniste dans le premier travail, et en étendant ce dernier à un apprentissage par renforcement dans le second travail. L'apprentissage évolutionniste était essentiellement ralenti par l'incapacité de la fonction d'évaluation utilisée à détecter toutes bonnes formations du tas. L'apprentissage par renforcement, était utilisé par-dessus tout dans le but d'essayer de contourner cette nécessité de la vue globale dans l'approche évolutionniste (aussi bien à la phase d'évaluation de la fonction de fitness qu'à la phase élitiste permettant la sélection des bons chromosomes pour les réinjecter dans la nouvelle génération). Ceci n'a pas tout à fait réussi, sachant pertinemment que contraindre l'approche adoptée à user directement des informations globales rend la solution distribuée aberrante. Par ailleurs, les auteurs ont dégagé des stratégies intéressantes qu'ils ont pu comparer avec des comportements issus des insectes sociaux comme les fourmis.
- *Ewert*, *Jepson*, *Marks II* et *Thomps* dans leurs articles (**voir chapitre 2, [Ewe 12]**) ont réussi à retrouver des règles simples concernant un essaim d'agents ; étant donné un comportement émergent souhaité, ces auteurs ont retrouvé les règles en vertu desquelles l'essaim des agents devrait fonctionner pour résoudre un bon nombre de problèmes traités dans ce travail. Le contrôle des agents s'est effectué en utilisant des commandes disjonctives basées sur la logique floue. Ceci a permis une restriction dans la taille de l'espace de recherche des règles et s'est avéré en outre plus robuste d'un point de vue tolérance aux pannes. Un autre point fort dans ce travail c'est que les essaims sont intrinsèquement disjonctifs ; au lieu que les agents formant un essaim travaillent en coordination les uns avec les autres, chaque agent contribue individuellement au résultat global. Le processus de l'émergence inversée a été illustré via de nombreux exemples de simulation, y compris un jeu de prédateur-proie, la guerre des gangs et des agents qui fuient. Notons que l'essaim sait quoi faire, mais il ne sait pas comment le faire. Les contraintes imposées au niveau des aspects physiques des agents (vitesse, direction, accélération) et les évolutions de génération en génération ont permis d'améliorer les performances des agents en les conduisant à des comportements individuels émergents. **Exemples** : le sacrifice et la protection des plus faibles. Ceci représente l'originalité de ce travail ; tout en voulant ressortir cet instinct de survie chez des êtres vivants (des proies) d'autres stratégies conduisant à la réalisation de cet instinct ont fait leur apparition. En fin de compte les auteurs ont pu dégager, comme dans notre travail, des règles simples conduisant à de telles stratégies en adoptant une approche

similaire basée sur l'émergence inversée combinée avec l'apprentissage par PSO (Particul Swarm Optimisation).

Mis à part le domaine de la robotique et les techniques d'apprentissage par algorithme génétique et PSO présentés ci-avant, d'autres auteurs comme *Batouche et Mashoule*, se sont intéressés à l'émergence inversée qu'ils ont appliquée dans le domaine du traitement des images (**voir Chapitre 2, [Bat 09]**). Aussi, *Zanlungo* dans sa thèse (**voir Chapitre 2, [Zan 07]**) s'est intéressé au problème de l'émergence inversée et de la recherche de règles simples permettant l'émergence de constructions sophistiquées, de manière générale, au niveau macroscopique.

Notons, en dernier lieu, que différentes appellations, à cet égard, sont utilisées par différents auteurs pour exprimer le problème, précité, traité dans ce travail et dans celui des travaux de ces-mêmes différents auteurs. Ces appellations peuvent prêter à confusion, malgré qu'elles tournent autour d'un même axe : « **retrouver les causes qui conduisant à des émergences désignées** ». Parmi ces appellations on retrouve : la conception inversée, la modélisation inversée, le problème inversée, le processus inversé, la construction inversée, et l'analyse inversée.

Critiques

Afin de pouvoir progresser et aller au-devant, on ne doit en aucun cas hésiter à s'autocritiquer. Ceci en vue de dévoiler les carences et les parties cachées du travail ainsi accompli. Dans notre cas, bien que semblant achevé, notre travail réclame un apport plus riche de nouvelles connaissances pour arriver à le parfaire. L'ambition étant ainsi hardie, ce dessein devient alors une nécessité capitale. Dans cet état d'esprit, parmi les insuffisances qu'on trouve intéressantes de dévoiler, on peut citer ce qui suit :

- Une adaptation Ad hoc spontanée reste problématique ; du moment qu'elle est réactive (sans raisonnement sur les conséquences qu'elle peut impliquer dans le futur ni sur celles qu'elle va impliquer immédiatement). Quelquefois, temporiser permet d'éviter de déployer des efforts et du temps en vain et permet même d'éviter d'effectuer une action dont les conséquences seront néfastes, puisque le système en question peut reprendre le court de son fonctionnement normal, sans intervention aucune, après un certain temps (retrouvant ainsi un état passé cohérent). Aussi, quelquefois le système est tellement lent à réagir par rapport à son environnement ou que l'environnement est nettement plus rapide que le système, que plusieurs changements se produisent avant que le système n'ait fini de traiter l'événement initial dans la série d'événements qui se sont enchaînés. Dans ce cas, sa réaction n'a plus raison d'être. **Exemple :** ce qui se passe au niveau du routage d'un réseau de communication sans fil mobile (genre MANET pour Mobile Ad hoc Network) est l'exemple type de ce phénomène. Dans cette perspective, songer à un mécanisme d'adaptation usant d'une technique de prévision sera d'une grande utilité. Ceci représente un point faible dans les solutions proposées, qu'on peut justifier par le fait qu'un système robotique exhibe une dynamique relativement lente. Mais, ceci n'est pas toujours le cas, spécialement quand on pense à une robotique embarquée. Notons qu'il n'est pas toujours question de changements très rapides, il peut aussi s'agir de changements très fréquents/denses. Une solution possible est que le mécanisme d'adaptation doit établir, dans un tel cas, une priorité des traitements pour larguer des événements moins importants au profit d'évènements dont le traitement est indispensable.
- Il faudra penser, aussi, à intégrer encore plus les concepts se rapportant à la théorie des systèmes dynamiques (à la phase de conception), ainsi que ceux se rapportant à la théorie des systèmes complexes (à la phase de construction) et spécialement ceux se rapportant à l'émergence, l'auto-organisation et l'adaptation. Ceci représente un manque au niveau des systèmes qu'on a pu concevoir et réaliser dans ce travail.
- Le déterminisme au niveau de l'interprétation des fonctions de base conduit à l'émergence du phénomène de boucles infinies (certains robots rentrent dans un enchaînement d'actions

périodique qui peut durer le temps de la simulation). Ceci représente un inconvénient qui peut avoir des répercussions fatals sur la recherche des bonnes règles. Seul, le choix aléatoire au sein de ces fonctions permet d'atténuer ce phénomène.

Perspectives

Les perspectives représentent l'ouverture d'une fenêtre sur le futur pour voir ce qu'on pourra accomplir, compléter et parfaire sous la lumière de ce qu'on a déjà acquis comme expériences et des critiques constructives et objectives établies (en ayant suffisamment de temps et de ressources humaines et matérielles pour le faire). Les perspectives qu'on propose dans ce cas sont :

- L'étude de l'adaptation dans un contexte de prédiction peut se faire en proposant des mécanismes permettant de deviner les futurs changements les plus probables dans un espace de possibilités délimitées par des contraintes imposées sur le système ciblé. Les concepts fournis par la théorie des systèmes dynamiques peuvent être d'une grande utilité dans ce sens (les attracteurs et le phénomène de bifurcation peuvent se trouver en première ligne).
- Il faudra penser à dépasser cette phase d'utilisation de l'émergence pour passer à son contrôle. Ceci nous conduit à introduire la qualité de service au sein du processus émergent (comme on la déjà mentionné). Dans ce même contexte de contrôle de l'émergence, le problème de vérification des résultats obtenus est aussi important que les résultats eux-mêmes, il serait intéressant, aussi, de développer de nouvelles méthodes conduisant à la validation des processus usant de l'émergence inversée.
- Il est intéressant aussi de penser à trouver la manière d'intégrer : les concepts de la théorie de systèmes dynamiques en vue de concevoir un CAS, les concepts de la théorie des systèmes complexes en vue de sa construction, ainsi que les processus de l'émergence inversée et de l'apprentissage dans un Langage de Modélisation Unifié comme *UML*.
- Il est clair que les règles obtenues restent valides dans un environnement simulé. Pour en être complètement sûre, il faudra reprendre les tests effectués dans un environnement réel (avec de vrais robots de la catégorie des *x-Bots* par exemple).
- Dans le cas d'expériences réels, il sera intéressant de proposer un langage de description de mission pour les robots, qui doit être suffisamment expressif pour permettre à un opérateur humain de spécifier l'objectif à vouloir atteindre tout en restant simple et concis (*SQL* pour langage de requêtes structuré semble être le candidat idéal pour s'inspirer).
- Dans nos expérience, nous avons utilisé une communication indirecte (via l'environnement), il serait intéressant aussi de s'intéresser à une communication directe, de type radio (via un réseau de robots); deux possibilités sont alors à considérer : - utiliser un réseau sans fil fixe que les robots vont exploiter pour communiquer les uns avec les autres, ou - utiliser un réseau sans fil constitué par les robots qui sont sur le terrain d'entraînement (genre *WifiBot*). Dans ce deuxième cas, on peut considérer que notre réseau de robots est plat (tous les nœuds de communication jouent le même rôle) ou bien on peut le voir comme un réseau structuré en clusters avec un cluster-head au niveau de chaque groupe (les cluster-heads auront pour mission d'assurer un maximum de connectivité alors que les autres robots auront pour mission la réalisation de la tâche spécifique qu'on leur a confiée. **Exemple** : l'exploration d'un terrain sinistré).
- La formation de tas représente, pour nous, un cas particulier d'une formation multi-tas. Ceci nous conduit à vouloir généraliser le clustering d'objets présenté ici à une classification multicritères dans le contexte de la nouvelle approche de résolution proposée.
- Dans le même sens d'idées de généralisation, il est intéressant d'utiliser un apprentissage évolutionniste multi-objectifs en vue de retrouver les règles sensorimotrices qui permettront, par exemple, une formation en tas de qualité tout en économisant sur l'énergie des batteries dont chaque robot est doté (les deux objectifs étant contradictoires). Ceci est tout à fait justifiable par des missions de robots qui peuvent se dérouler sur un terrain dépourvu de

toute autre source d'énergie exploitable (comme une planète lointaine ou une zone terrienne isolée).

- En vue d'optimiser le processus de recherche des règles sensori-motrices, l'idée de l'utilisation de la logique floue et des règles disjonctives semble très intéressante pour optimiser l'espace des possibilités. Si l'espace de recherche venait à prendre une envergure acceptable, il serait possible d'intégrer ce même processus de recherche au niveau de chaque robot pour opérer une recherche régulière online (ceci représente une autre forme d'adaptation) permettant un rafraichissement des règles retrouvées, à cause de plusieurs raisons dont on peut citer les changements qui peuvent surgir au sein de l'environnement du système ou au niveau du système de robots lui-même (dégradation dans les qualités de perception et d'agissement des robots).
- Penser à une prise de conscience automatique par l'ensemble des robots de l'état global du terrain (via des statistiques appliquées sur les règles de contrôles déclenchées afin de recenser celles qui sont potentiellement utilisées par localisation zonale/direction) peut aider à dresser une carte qualitative de la région investiguée.

Production scientifique

Publications et communication

Le travail accompli dans cette thèse a pu aboutir à des résultats dont les échos de la communauté scientifique sont recensés comme suit :

Revues

- [1] Mohamed Rida Abdessemed, Azeddine Bilami, "Evolutionary research of optimal strategies for exclusive positioned clustering in simulated environment of collective robotics", **Robotics and Autonomous Systems**, 58(10): 1130-1137, 2010.
- [2] Mohamed Rida Abdessemed, Azeddine Bilami, "Adaptive oriented clustering in difficult environment of collective robotics", **International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics**, Vol. 3 Iss: 4, pp.686 -703, 2010.
- [3] Mohamed Rida Abdessemed, Kamel Khoualdi, Azeddine Bilami, "Optimization of Clustering Time by a Group of Autonomous Robots Making Use of an Exclusive Multi-Marking", **Journal of computer science**, Vol. 6 iss: 12, pp.1465-1473, 2010.
- [4] Mohamed Rida Abdessemed, M. Slimane, S. Aupetit and A. Bilami, "Oriented Grouping Approach in Homogenous Robots Environment", in **ICGST International Journal on Automation, Robotics and Autonomous Systems (ARAS)**, issue II, volume 9, p7-15, décembre 2009.

Conférence internationale

M-R. Abdessemed, M. Slimane, S. Aupetit et A. Bilami, « Une approche de groupement orienté dans un entourage de robots homogènes », **5th international conference SETIT 2009 : Sciences of Electronic, Technologies of Information and Télécommunications**, Hammamet, Tunisie, 22-26 March, 2009.

Encadrements

Le travail accompli dans cette thèse a fait l'objet de plusieurs projets d'Ingénieurs et de Master encadrés et soutenus.

Résumé - Les *systèmes artificiels* augmentent significativement de *complexité* depuis quelques années. Les méthodes classiques s'avèrent peu efficaces, aussi bien pour les concevoir et les mettre en œuvre que pour les gérer et les entretenir. Des chercheurs dans diverses disciplines se sont tournés vers la nature où ils ont découvert, à leur grande surprise, que les *systèmes naturels* plongés dans des environnements très changeants ont pu résoudre des *problèmes ardu*s, similaires à ceux dont ils commencent à y faire face actuellement, et que la nature a résolu depuis déjà des milliers d'années. L'*adaptation* basée sur l'*émergence* et l'*auto-organisation* ressortent comme des propriétés essentielles singularisant ces systèmes naturels. Parmi les méthodes récentes, très prometteuses, permettant d'intégrer ce type d'adaptation dans les systèmes artificiels complexes, on retrouve l'*apprentissage automatique*. Inspirée du comportement des systèmes naturels complexes, l'idée sur laquelle on travaille ici, s'appuie sur une méthode combinant entre l'apprentissage automatique *évolutionniste* et l'*émergence inversée* pour retrouver les *règles* qui contrôlent le comportement des entités de bas niveau constituant le système complexe étudié afin de faire émerger le macro-phénomène désiré dans un environnement de simulation orienté agents. Cette macro-émergence est considérée comme le résultat d'une adaptation du système dynamique complexe à des contraintes changeantes imposées par son environnement. Plusieurs cas ont été étudiés, dans ce contexte, issus d'un domaine de première importance présentement. Il s'agit de la *robotique du groupe*. Cette discipline représente un cadre idéal pour cette étude, étant donné que les systèmes auxquels elle s'intéresse renferment un grand nombre d'éléments mobiles en interactions intenses, leurs permettant d'évoluer dans l'espace et dans le temps. L'adaptation, de la façon dont elle a été traitée, souffre d'anomalies ; puisque rien ne garantit son efficacité et ceci peut engendrer des conséquences néfastes. Une idée semble pallier ce problème, elle est évoquée ici en tant que perspective, il s'agit de l'*adaptation prédictive* qui consiste à *évaluer les conséquences* d'une telle action avant de la lancer. L'impact économique, social et politique d'un tel travail est d'une importance stratégique ; des agents mobiles que ce soit des ordinateurs, des systèmes embarqués ou des robots autonomes dans des environnements réseau ou autres, très complexes, qui arrivent à régler leurs problèmes en s'auto-adaptant aux variations de leur environnement sans aucune intervention externe, représentent une propriété recherchée depuis déjà longtemps.

Mots clés : *Apprentissage automatique, Auto-organisation, Adaptation émergente, Emergence inversée, Robotique de groupe, Simulation orientée agents, Système complexe, Système dynamique.*

Abstract – The Complexity of artificial systems has significantly increased in recent years. Conventional methods proved to be less efficient to design, implement, manage and maintain these systems. Researchers have resorted to nature, where they found out that natural systems survived in a very changing environment. These systems' Adaptation was based on the emergence and self-organization which appeared to be keyproperties clearly distinguishing them. Among the very promising recent methods that integrate adaptation into artificial complex systems, is machine learning. Inspired by the behavior of complex natural systems, our idea, here, uses a method combining machine learning and evolutionary reverse emergence to find the rules that control the behavior of low-level entities constituting the complex system studied in order to bring out the desired macro-phenomenon. This macro-emergence is seen as the result of a complex adaptive system with changing constraints, imposed by its environment. Several cases have been studied in this context, in an area of primary importance nowadays: Robotics Group. This discipline is an ideal framework to study complex adaptive systems dynamics. Since the systems on which they focus contain many mobile elements in intense interactions, allowing them to evolve in space and time. Adaptation, as it was treated, suffers from inconsistencies; there is no guarantee to its effectiveness, it can lead to disastrous consequences. The idea, which seems to solve this problem and will be taken into account in the future, consists of predictive adaptation. This adaptation has to evaluate the consequences of such action before it starts. Economic, social and political impact of such work is of strategic importance; the networked mobile nodes as computers, embedded systems or autonomous robots, which succeed to solve their problems by self-adaptation to changes in their environment without any external intervention represents an achievement which has long been looked for.

Keywords: *Complex system, Dynamic system, Emerging Adaption, Machine Learning, Reverse emergence, Robotics Group, Self-organization, Simulation oriented agents.*

ملخص – تعقيد النظم الإصطناعية تفاقم في السنوات الأخيرة، حتى أصبحت الطرق التقليدية عاجزة على تصميمها، إعدادها، إدارتها و المحافظة عليها. تحول الباحثون في مختلف التخصصات للطبيعة حيث اكتشفوا أن النظم الطبيعية تمكنت من حل مشاكل صعبة للغاية، مشابهة لتلك التي نواجهها الآن، و ذلك منذ آلاف السنين. يظهر التكيف والتنظيم الذاتي كخصائص لهذه النظم الطبيعية. من بين الأساليب الحديثة، الواعدة لإدماج التكيف في النظم المعقدة الإصطناعية، نجد التعلم الآلي. الفكرة التي نعمل بشأنها مستوحاة من سلوك الأنظمة الطبيعية المعقدة، و هي تجمع بين أسلوب التعلم الآلي التطوري والظهور الغير المتوقع المعكوس للعثور على القواعد التي تحكم سلوك الكيانات ذات المستوى الجهري والتي تشكل النظام المعقد المدروس لإخراج الظاهرة المرجوة، المرئية بالعين المجردة باستخدام المحاكاة. وقد تم دراسة حالات عدة في هذا السياق، في مجال من الأهمية بمكان : مجموعات الروبوتات، المثالي في هذه الحالة، بما أنه يهتم بدراسة الأنظمة التي تحتوي على عدد كبير من عناصر متحركة في تفاعلات مكثفة. فذلك ما يسمح لهم بالتطور في المكان والزمان. المشكلة أنه لا يوجد ضمان لفعاليتها، مما يمكن أن يؤدي إلى عواقب وخيمة. التكيف التنبؤي لتقييم العواقب قبل الشروع في أي إجراء يبدو حلاً منطوقاً لهذه المشكلة في المستقبل. الأثر الاقتصادي والاجتماعي والسياسي لهذا العمل ذو أهمية استراتيجية ; أنظمة من التعقيد يمكن، تنجح في حل مشاكلها من خلال التكيف الذاتي من جراء تغيرات تحدث في بيئتها دون أي تدخل خارجي تمثل إنجازاً طاماً سعي له.

كلمات البحث : *التكيف، التعلم الآلي، التنظيم الذاتي، الظهور الغير متوقع المعكوس، المحاكاة الموجهة عملاً، النظام المعقد، النظام الديناميكي، مجموعات الروبوتات.*