

**RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE**  
**MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE**  
**SCIENTIFIQUE**  
**UNIVERSITÉ BATNA 2**  
**FACULTÉ DE TECHNOLOGIE**  
**DÉPARTEMENT GÉNIE INDUSTRIEL**



**THÈSE**

*Préparée au :* **Laboratoire d'Automatique et Productique**

*pour l'obtention du titre de*

**DOCTORAT 3<sup>ème</sup> CYCLE**

*Spécialité :* **Génie Industriel**

*Option :* **Informatique Industrielle et Productique**

*Présentée et soutenue publiquement le 19/01/2017 par :*

**Nafissa REZKI**

*Master en Informatique, option Intelligence Artificielle*

**Titre**

**UNE APPROCHE INTELLIGENTE POUR UNE MAINTENANCE  
INDUSTRIELLE DE QUALITÉ**

*Directeurs de thèse :*

**Pr. Okba KAZAR et Pr. Leila-Hayet MOUSS**

**JURY :**

<b>Président</b>	Dr. Med Djamel MOUSS	Pr	Univ. Batna 2
<b>Rapporteur</b>	Dr. Okba KAZAR	Pr	Univ. Biskra
<b>Co-Rapporteur</b>	Dr. Leila Hayet MOUSS	Pr	Univ. Batna 2
<b>Examineur</b>	Dr. Abdelkamel TARI	Pr	Univ. Bejaia
<b>Examineur</b>	Dr. Khalid HACHEMI	MCA	Univ. STOran
<b>Invité</b>	Dr. Laid KAHLOUL	MCA	Univ. Biskra

*“Sber a mmi ma telluzed,  
Yebbwas le $\gamma$ ik at-tawded,  
Ccfu kan d acu ik-yu $\gamma$ en.  
At-terwed ma at-im $\gamma$ ured,  
Telha lmehna ma at-te $\gamma$ red,  
Yelha lsas bwin yetmehnen”.*

*“Mon enfant, supporte la faim,  
Un jour tes vœux seront exhaussés,  
Souviens-toi seulement de ce que tu as enduré.  
Quand tu seras grand tu seras rassasié,  
L'épreuve est bonne quand elle t'enseigne,  
Les fondations de celui qui a peiné sont solides”.*

Lounis AIT MENGUELLET, poète et chanteur berbère.

# Remerciements

Je tiens premièrement à remercier **ALLAH** le tout puissant de m'avoir donné le courage et la volonté pour terminer ce travail.

Ce travail a été réalisé au LAP (Laboratoire d'Automatique et de Productique), Université de Batna 2. Je remercie la directrice Pr. Leila Hayet MOUSS, Professeur à l'Université de Batna 2, Département de Génie Industriel de m'avoir accueilli dans ce laboratoire.

Je remercie infiniment mes directeurs de thèse M. Okba KAZAR, Professeur à l'Université de Biskra, Département d'Informatique et M<sup>me</sup>. Leila Hayet MOUSS, Professeur à l'Université de Batna 2, Département de Génie Industriel pour leurs conseils et leurs disponibilités pendant toute la durée de la réalisation de la thèse. Leurs expériences scientifiques et leurs esprits d'analyse m'ont permis de mener à terme ce travail de recherche.

Je remercie Pr. Mohammed Djamel MOUSS, Chef de département de Génie Industriel, pour sa disponibilité, et ses explications qui m'ont aidé dans la réalisation de ce travail, et qui m'a fait l'honneur de présider le jury réuni pour la soutenance de ma thèse de doctorat.

Je remercie M. Abdelkamel TARI Professeur à l'université de Bejaia, d'avoir accepté de rapporter mon travail et de prendre part au jury.

Je remercie aussi M. Khalid HACHEMI Docteur à l'université d'Oran d'avoir accepté de porter un jugement sur mon travail de recherche et de faire partie du jury de soutenance de ma thèse.

J'adresse également mes vifs remerciements à M. Laid KAHLOUL, Docteur à l'Université de Biskra, Département d'informatique, aussi à M. Djamil REZKI de s'être intéressés à mon travail. Leurs patiences et leurs yeux critiques m'ont été très précieux pour guider et structurer ces années de travail.

Mes remerciements vont à tout le personnel du LAP à commencer par : Pr. Kinza Nadia MOUSS, M<sup>me</sup> Khadija Abid, M<sup>lle</sup>. Hanane ZERMANE, M. Khaled LATRECHE, et les autres.

J'exprime aussi mes sincères remerciements à une personne que je ne connais pas, le professeur N. Lawrence Ricker de l'université de Washington, pour les explications sur tout ce qui concerne le procédé TEP.

Je tiens à remercier énormément **mes parents**, mes sœurs, mes frères, ma chère tante Sabah, mes adorables nièces et neveux. Merci aussi à toute ma famille et tous mes proches pour leur encouragement et leur soutien moral durant les longues années d'études.

Mes sincères remerciements s'adressent à mes amies Maha, Hadjer, Samah, Souade, Messaouda, Houda pour leur amour et leur sympathie.

Un grand merci à toutes celles et à tous ceux qui, par leur soutien sous une forme ou une autre, m'ont aidé dans la réalisation de ce travail.

Je remercie infiniment Dr.Wail REZGUI, de m'apporter la force, le courage et de me redonner confiance en moi.

**Merci...**

## ملخص

هذه الأطروحة تهتم بدراسة الصيانة ومراقبة جودة الأنظمة الصناعية باستعمال تقنيات الذكاء الاصطناعي. هاته الوظيفتين الأساسيتين في جميع الأنظمة الصناعية تم جمعها في مصطلح براعة التمكن من نظام صناعي. هذه الأخيرة تم تقسيمها إلى أربع مهمات بسيطة تتمثل في (الكشف، التشخيص، التحديد، المعالجة). من خلال هذه الأطروحة قررنا جمع هاته المهمات في نظام متعدد الأعوان باستعمال تقنيات ذكاء اصطناعي مختلفة. النظام متعدد الأعوان المقترح يتكون من أربعة أعوان أساسيين : عون الكشف المكلف بتنفيذ بطاقات المراقبة متعددة المتغيرات، عون التشخيص المكلف بتعيين نوع العطب، عون التحديد المكلف بتحديد المتغيرات المسؤولة عن هذا العطب باستعمال شبكة بايز و عون المعالجة المكلف باقتراح مخطط الأعمال من أجل إعادة النظام إلى حالته الطبيعية باستخدام تقنية الأنظمة الخبيرة. الفصل الأول من هذه الأطروحة قدم بعض المفاهيم المتعلقة بالصيانة والجودة الصناعية. الفصل الثاني كان هدفه تقديم دراسة أكثر تعمقا عن مراقبة الأنظمة. المساهمات المقدمة قسمت إلى أربعة أجزاء: الكشف، التشخيص، التحديد والمعالجة. اعتمادا على هذه المساهمات، تم تقديم بنية كاملة لنظام متعدد الأعوان لمراقبة الأنظمة الصناعية. الفصل الأخير يقدم تطبيقا للطريقة المقترحة على مثال شهير و المتمثل في Tennessee Eastman. فعالية النظام المقترح فيما يخص الكشف والتشخيص تم تقييمها. في النهاية تم تمحيص النتائج والرؤى المستقبلية المقترحة.

**الكلمات المفتاحية:** الصيانة الصناعية، مراقبة الجودة، مراقبة الأنظمة، النظام متعدد الأعوان، الذكاء الاصطناعي.

# Résumé

Cette thèse porte sur la maintenance des équipements et le contrôle de la qualité dans un procédé industriel en utilisant les techniques de l'intelligence artificielle. Ces deux fonctions importantes pour tout système de production ont été réunies sous le terme de la maîtrise d'un procédé industriel. Une maîtrise d'un procédé industriel est composé de quatre tâches principales qui sont (la détection, le diagnostic, l'identification, et la réparation). Nous avons unifié ces tâches dans un système multi-agent avec plusieurs intelligences. Le système multi-agent proposé est composé de quatre agents principaux : un agent de détection qui exécute et analyse les cartes de contrôle multivariées, un agent de diagnostic qui identifie la faute qui est apparue dans le procédé, un agent d'identification qui utilise un réseau bayésien pour déterminer les variables qui sont déclarées hors contrôle et un agent de réparation qui propose un plan d'actions pour la réparation du procédé. Le premier chapitre expose un état de l'art sur les méthodes de maintenance et de contrôle de qualité. Le second chapitre est l'objet d'une présentation plus approfondie de la maîtrise des procédés. Une structure complète d'un système multi-agent dédiée à la maîtrise d'un procédé complexe a été proposée. Une application de la méthode proposée sur un exemple classique : le procédé Tennessee Eastman est présentée. Les performances de l'approche proposée en terme de détection et de diagnostic sont évaluées. Finalement, les conclusions et perspectives de l'approche proposée sont émises.

**Mots-clés :** Maintenance industrielle, contrôle de qualité, surveillance des procédés complexes, système multi-agent, intelligence artificielle.

## **Abstract**

This thesis focuses on the maintenance and quality control of complex processes by using artificial intelligence techniques. These two main functions in any production system were brought together under the term of monitoring of a complex industrial process. A Monitoring of a complex industrial process (multivariate) is broken down into four main tasks that are (detection, diagnosis, identification, and repair). We have unified these tasks in a multi-agent system with multiple intelligences. The proposed multi-agent system is composed of four main agents : a detection agent that runs and analyse the multivariate control charts, a diagnostic agent that identifies the fault that appeared in the process using neural network, an identification agent that uses a Bayesian network to determine the variables that are declared out of control and the repair agent that is linked to an expert system that offers a plan of actions for process reparation. The first chapter outlines a state of the art about methods of maintenance and quality control. The second chapter is the subject of a more thorough presentation of the process monitoring. A complete structure of a multi-agent system dedicated to the monitoring of a complex process has been proposed. The last chapter presents an application of the proposed method on a classic example : the Tennessee Eastman process. The performance of the proposed approach in terms of detection and diagnosis are evaluated. Finally, the conclusions and the perspectives of the proposed approach are issued.

**Key words** : Industrial maintenance, quality control, complex process monitoring, multi-agent system, artificial intelligence.

## Notations

Intelligence Artificielle	:IA
Intelligence Artificielle Distribue	:IAD
Intelligence Artificielle Collective	:IAC
Systèmes Multi-Agents	:SMA
Techniques d'Information et de Communication	:TIC
Réseau de Neurones Artificiel	:RNA
Exponentially Weighted Moving Average	:EWMA
Agent Unified Modeling Language	:AUML
Tennessee Eastman Process	:TEP
Analyse de Modes de Défaillance et de leurs Effets	:AMDE
Analyse de Modes de Défaillance de leurs Effets et de leurs Criticité	:AMDEC
Arbres de Défaillances	:AdD
Système Expert	:SE
CUmulated SUM	:CUSUM
Multivariate EWMA	:MEWMA
Multivariate CUSUM	:MCUSUM
Limite de Contrôle	:LC
Analyse en Composantes Principales	:ACP
Support Vector Machines	:SVM
K Plus Proches Voisins	:KPPV
Réseau Bayésien	:RB
Tree Augmented Naïve Bayes	:TAN
Perceptron Multi Couches	:PMC
Système intelligent pour une Maintenance Industrielle de Qualité	:SIMIQ
Multivariate Control Chart Executor Agent	:MCCEA
Diagnosis Artificial Neural Network Agent	:DANNA
Identification Bayesian Network Agent	:IBNA
Waikato Environment for Knowledge Analysis	:WEKA
Java Expert System Shell	:JESS
Sous Contrôle	SC
Hors Contrôle	HC



# Table des matières

<b>Table des figures</b>	<b>xi</b>
<b>Liste des tableaux</b>	<b>xiii</b>
<b>1 Introduction et cadre d'étude</b>	<b>1</b>
1.1 Cadre d'étude . . . . .	1
1.2 Positionnement du problème . . . . .	2
1.3 Concepts de base . . . . .	4
1.3.1 Maintenance . . . . .	4
1.3.2 Qualité . . . . .	4
1.3.3 Intelligence artificielle . . . . .	5
1.4 État de l'art . . . . .	6
1.4.1 Maintenance industrielle intelligente . . . . .	6
1.4.2 Contrôle de qualité intelligent . . . . .	9
1.4.3 Contrôle de qualité et maintenance industrielle intelligents . . . . .	11
1.5 Objectifs . . . . .	12
<b>2 Maîtrise des procédés industriels</b>	<b>16</b>
2.1 Introduction . . . . .	16
2.2 La maîtrise des procédés . . . . .	16
2.2.1 Modélisation d'un procédé . . . . .	16
2.2.2 Les causes de la variabilité d'un procédé . . . . .	17
2.2.3 La variabilité des procédés et la qualité de production . . . . .	18
2.2.4 Les étapes de la maîtrise des procédés . . . . .	19
2.3 Les méthodes de la maîtrise des procédés . . . . .	21
2.3.1 Les méthodes à base de modèles analytiques . . . . .	22
2.3.2 Les méthodes à base de connaissances . . . . .	22

2.3.3	Les méthodes basées sur les données . . . . .	26
2.4	Méthodes de détection à base des données . . . . .	27
2.4.1	Cartes de contrôle multivariées . . . . .	27
2.4.2	Analyse des Composantes Principales . . . . .	31
2.5	Méthodes de diagnostic à base de données . . . . .	32
2.5.1	SVM . . . . .	32
2.5.2	KPPV . . . . .	32
2.5.3	Les arbres de décision . . . . .	34
2.5.4	RNA . . . . .	35
2.5.5	RB . . . . .	35
2.5.6	Types de classifieurs bayésiens . . . . .	37
2.6	Comparaison entre les outils de diagnostic . . . . .	38
2.7	Conclusion . . . . .	41
<b>3</b>	<b>Conception de SIMIQ</b>	<b>44</b>
3.1	Introduction . . . . .	44
3.2	Hypothèses . . . . .	44
3.2.1	Détection . . . . .	45
3.2.2	Diagnostic . . . . .	45
3.2.3	Identification . . . . .	46
3.3	Modélisation du SIMIQ . . . . .	50
3.3.1	Agent interface . . . . .	51
3.3.2	Agent de détection (MCCEA) . . . . .	52
3.3.3	Agent diagnostic (DANNA) . . . . .	53
3.3.4	Agent identification (IBNA) . . . . .	53
3.3.5	Agent Réparation (RA) . . . . .	53
3.4	Modélisation de l'approche proposée . . . . .	54
3.4.1	Diagramme de classe . . . . .	54
3.4.2	Diagramme de séquence . . . . .	55
3.5	Conclusion . . . . .	57
<b>4</b>	<b>Développement de SIMIQ</b>	<b>59</b>
4.1	Description des outils utilisés . . . . .	59
4.1.1	WEKA . . . . .	59

4.1.2	OpenMarkov	60
4.1.3	JESS TAB	60
4.1.4	NetBeans IDE	61
4.1.5	JADE	61
4.2	Présentation du TEP	62
4.3	Synthèse des travaux réalisés pour le diagnostic des fautes du TEP	69
4.4	Évaluation de SIMIQ sur le TEP	70
4.4.1	Agent interface	71
4.4.2	Détection	71
4.4.3	Diagnostic	73
4.4.4	Identification	79
4.4.5	Réparation	79
4.5	Conclusion	84
	<b>Conclusions et perspectives</b>	<b>85</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>88</b>
	<b>A Variables du TEP en fonctionnement normal</b>	<b>99</b>
	<b>B Variables du TEP pour la faute F6</b>	<b>109</b>

# Table des figures

1.1	Domaine de la supervision [1]	5
1.2	Les branches de l'IAD [2]	6
1.3	La maîtrise des procédés, la qualité et la maintenance	13
2.1	Modélisation d'un procédé	17
2.2	Sortie d'un procédé maîtrisé	18
2.3	Les causes communes et les causes spéciales [3]	19
2.4	Les étapes de la maîtrise des procédés	20
2.5	Les méthodes de la maîtrise des procédés	21
2.6	Composition d'un système expert [2]	23
2.7	Distribution bivariée [4]	28
2.8	Limite de contrôle dans la carte de $T^2$ de Hotelling	29
2.9	Composantes principales	31
2.10	Séparation des données par un hyperplan	33
2.11	Attribution avec 3 plus proches voisins	33
2.12	Exemple d'arbre de décision	34
2.13	Fonctionnement de PMC	35
2.14	Les types de nœuds dans un réseau bayésien	36
2.15	Réseau bayésien naïf	37
2.16	Réseau bayésien naïf augmenté	38
2.17	Réseau bayésien semi-naïf	38
2.18	Un outil de diagnostic en utilisant les RNAs et les RB	41
2.19	Les outils de classification sous Matlab	42
3.1	Exemple de la méthode MYT par réseau bayésien [4]	49
3.2	Réseau bayésien similaire à la carte $T_{i^{\bullet}(X_i)}^2$ [4]	50
3.3	Diagramme d'agents	51

3.4	L'activité interne de l'agent MCCEA . . . . .	52
3.5	L'activité interne de l'agent DANNA . . . . .	53
3.6	L'activité interne de l'agent IBNA . . . . .	54
3.7	L'activité interne de l'agent RA . . . . .	55
3.8	Diagramme de classe des agents de SIMIQ . . . . .	56
3.9	diagramme de séquence des agents de SIMIQ . . . . .	56
4.1	Une fenêtre Weka . . . . .	60
4.2	Un RB composé de trois nœuds sous OpenMarkov . . . . .	61
4.3	NetBeans . . . . .	62
4.4	Schéma du Tennessee Eastman Process . . . . .	63
4.5	TEP asservi par Lyman et Georgakis . . . . .	68
4.6	Variables 9 (XMES9) et 51 (XC10) pour le fonctionnement normal et F4	69
4.7	L'agent interface . . . . .	72
4.8	RNA obtenu dans la cas générale 52 paramètres et 21 fautes . . . . .	81
4.9	Classification des fautes de TEP par DANNA . . . . .	82
4.10	Diagnostic des F3, F9 et F15 par DANNA . . . . .	82
4.11	Réseau bayésien obtenu en utilisant l'algorithme PC . . . . .	83
4.12	L'interface JESS avec une règle de réparation . . . . .	83
A.1	Variables 1 à 6 en fonctionnement normal et pour la faute F3 . . . . .	100
A.2	Variables 7 à 12 en fonctionnement normal et pour la faute F3 . . . . .	101
A.3	Variables 13 à 18 en fonctionnement normal et pour la faute F3 . . . . .	102
A.4	Variables 19 à 24 en fonctionnement normal et pour la faute F3 . . . . .	103
A.5	Variables 25 à 30 en fonctionnement normal et pour la faute F3 . . . . .	104
A.6	Variables 31 à 36 en fonctionnement normal et pour la faute F3 . . . . .	105
A.7	Variables 37 à 42 en fonctionnement normal et pour la faute F3 . . . . .	106
A.8	Variables 43 à 48 en fonctionnement normal et pour la faute F3 . . . . .	107
A.9	Variables 49 à 52 en fonctionnement normal et pour la faute F3 . . . . .	108
B.1	Variables 1 à 12 pour la faute F6 . . . . .	110
B.2	Variables 13 à 24 pour la faute F6 . . . . .	111
B.3	Variables 25 à 36 pour la faute F6 . . . . .	112
B.4	Variables 37 à 48 pour la faute F6 . . . . .	113
B.5	Variables 49 à 52 pour la faute F6 . . . . .	114

# Liste des tableaux

2.1	Table d'une AMDEC . . . . .	26
2.2	Les limites de contrôle pour la carte $T^2$ [4]. . . . .	30
2.3	Tableau comparatif des différents outils de diagnostic développés [4] . . . . .	39
3.1	Typologies d'algorithmes . . . . .	46
3.2	Exemples de règles de détection . . . . .	52
4.1	Variables de mesure en continu . . . . .	64
4.2	Variables de mesure échantillonnées . . . . .	65
4.3	Variables de contrôle du TEP . . . . .	66
4.4	Les différentes fautes de TEP . . . . .	67
4.5	Les données de la base de données utilisée . . . . .	71
4.6	La fiabilité de détection de MCCEA . . . . .	73
4.7	La matrice d'occurrences . . . . .	75
4.8	La matrice de précision . . . . .	76
4.9	La matrice de fiabilité . . . . .	77
4.10	Comparaison de taux de classification . . . . .	78
4.11	Taux de classification . . . . .	79
4.12	Taux de classification . . . . .	79

# Chapitre 1

## Introduction et cadre d'étude

Maîtriser les coûts tout en assurant le niveau de qualité désiré constitue le défi clé de la production industrielle. Néanmoins, sans mécanismes de maintenance d'équipements et de contrôle de qualité des produits, un système de production peut entraîner de graves défauts. L'importance de ces deux fonctions (maintenance de l'équipement et contrôle de la qualité de produit) pour toutes les entreprises nous amène à poser la question suivante : Quels sont les mécanismes les mieux adaptés pour obtenir de bons résultats pour ces deux tâches ? Pour résoudre cette problématique, nous tentons d'amener des éléments de réponse aux quatre questions principales suivantes : Quels sont les enjeux réels ? Comment cette problématique est abordée dans la littérature ? Quels sont les limites des solutions existantes ? Qu'est que nous proposons ? tel est l'objectif de cette thèse.

### 1.1 Cadre d'étude

Dans un contexte international de plus en plus évolutif, la concurrence internationale impose aux industriels d'améliorer la fiabilité de ses outils de production. Les entreprises doivent aussi répondre aux demandes de clients en améliorant la qualité de ses produits. De plus, l'évolution technologique qui augmente le degré d'automatisation, améliore la fiabilité et réduit le temps d'intervention. Néanmoins, le haut niveau d'automatisation de la qualité et de la fiabilité ne suffit pas à ignorer l'apparition des défauts dans les produits et des défaillances dans les moyens de production. Afin que ces défauts et défaillances n'entraînent pas de grandes pertes, les entreprises doivent vérifier la stabilité de leurs processus et la qualité des leurs

produits d'une manière contenue, trouver les dégradations qui conduisent à des défauts et les traiter dans un temps limité.

Dans cette situation, les méthodes de maintenance et de contrôle de la qualité appliquées dans divers systèmes de production prennent de plus en plus d'importance dans le sens de la non-fiabilité des équipements et la non-acceptabilité de la qualité de produit. Le contrôle continu de la qualité d'un produit dans toutes ses étapes de production et la rapidité de la mise en service des équipements dépendent de l'efficacité de ces méthodes (maintenance et contrôle de la qualité). Ces méthodes sont d'autant plus efficaces quand elles détectent les défauts de qualité de production et trouvent les éléments défailants de la machine (maîtrise de procédé).

De plus, les dernières évolutions révèlent que les nouvelles politiques de maintenance ont joué un grand rôle dans l'amélioration de la performance triangulaire "Coût, Qualité, Délai" [5]. Cela met l'accent sur la relation existante entre le fonctionnement de l'équipement et la qualité du produit dans une entreprise.

## 1.2 Positionnement du problème

Dans nos travaux de recherche, nous nous intéressons au cas d'un procédé industriel qui nécessite un contrôle continu de tous les paramètres de production et une maintenance efficace des moyens de production. La maîtrise d'un tel processus industriel est une tâche difficile qui demande une meilleure prise de décision sur l'état de processus de production et sa réparation. La question que nous posons est : comment un système de contrôle de qualité et de maintenance sera pris en compte pour satisfaire les types d'enjeux suivants ?

**Enjeu technique :** le système doit augmenter la fiabilité des machines tout en améliorant la qualité de production. Il doit garantir un retour d'expérience pour mettre le plan de maintenance et faciliter le travail d'un opérateur.

**Enjeu économique :** lors de la prise en compte d'un système de contrôle de qualité, il faut vérifier tous les paramètres du produit durant les différentes étapes



de production. Ce contrôle continu permet de maîtriser les coûts du non qualité, et minimiser ceux liés à la maintenance.

**Enjeu organisationnel :** un système de contrôle de qualité et de maintenance doit gérer le conflit qui existe entre les décisions de maintenance et de qualité. Il contrôle la qualité de production et cite les tâches de maintenance en reliant chaque défaut de qualité à la défaillance qui l'a causée. Ce qui permettra d'assurer une parfaite cohérence entre le contrôle de la qualité du produit et la maintenance d'équipement, même si ces deux activités n'ont pas toujours les mêmes règles de priorité : la qualité raisonne en terme de norme et la maintenance raisonne en terme d'efficacité.

Ainsi la prise en compte d'un seul système pour le contrôle de la qualité et la maintenance dans une entreprise doit assurer : une bonne qualité de production et une fiabilité des équipements. Ceci permettra de garantir une maîtrise de tout le système de production. Ces objectifs nécessitent la création d'un système qui combine entre les décisions de contrôle de qualité du produit et la maintenance d'équipement. Ces objectifs sont difficiles à atteindre s'il n'y a pas une collaboration **intelligente** entre le système de maintenance et le système de contrôle de qualité dans une entreprise. En effet, l'utilisation d'un tel système permet à l'entreprise de se concentrer sur d'autres activités, dans le sens où il élimine les conflits de décision entre la qualité de production et les tâches de réparation.

C'est sur ce problème que porte notre réflexion. Cette thèse comporte un ensemble de recherche s'inscrivant dans le cadre de la mise en œuvre d'un **système intelligent** pour une **maintenance industrielle** de **la qualité** dans un processus industriel. La méthodologie d'un tel système s'articule autant de l'amélioration de la fiabilité des équipements en stabilisant le processus et en obtenant une bonne qualité de produit.

## 1.3 Concepts de base

### 1.3.1 Maintenance

AFNOR<sup>1</sup> a défini la maintenance comme étant “l'ensemble des actions permettant de **maintenir** ou de **rétablir** un bien dans un **état spécifié** ou en mesure d'assurer un **service déterminé**”. Bien maintenir, c'est assurer l'ensemble de ces opérations au coût optimal. La définition de la maintenance fait donc apparaître quatre notions :

- ◇ **Maintenir** qui suppose un suivi et une surveillance,
- ◇ **Rétablir** qui sous-entend l'idée d'une correction du défaut,
- ◇ **État spécifié** et **service déterminé** qui précise le niveau de compétences et les objectifs attendus de la maintenance,
- ◇ **Coût optimal** qui conditionne l'ensemble des opérations dans un souci d'efficacité économique.

### 1.3.2 Qualité

AFNOR a défini la qualité comme “l'ensemble des caractéristiques d'une entité qui lui confèrent l'aptitude à satisfaire des besoins exprimés et implicites”. Cette définition est générique. Il faut alors préciser la qualité “de quoi” (produit, processus, service...) et aussi les besoins “de qui”(un utilisateur, consommateur, un chef de service... ).

Dans le même sens, le dictionnaire APICS<sup>2</sup> a proposé une définition plus complète de la qualité selon différents points de vue de la qualité “conformité au besoin ou aptitude à l'emploi” :

- ◇ une qualité transcendée est un idéal, une condition de l'excellence,
- ◇ l'approche “produit” de la qualité est fondée sur les attributs du produit,
- ◇ l'approche “utilisateur” de la qualité est l'aptitude à l'emploi,
- ◇ l'approche “production” de la qualité est la conformité au besoin,

---

1. Association Française de Normalisation

2. American Production and Inventory Control Society

- ◇ l'approche "valeur" de la qualité est le degré d'excellence pour un prix acceptable.

La qualité a été définie mathématiquement (en statistique), de façon plus globale comme l'inverse proportionnelle de la variabilité. L'obtention de la qualité s'éteint donc par la réduction de la variabilité. Le but des méthodologies et méthodes qualité est ainsi de réduire la variabilité sur des caractéristiques clés essentielles à la satisfaction du client [6]. Alors une surveillance continue d'un système de production diminue sa variabilité et par conséquent augment la qualité de production. La figure 1.1 présente le domaine de la supervision des systèmes de production : la surveillance, la maintenance, la commande...etc.

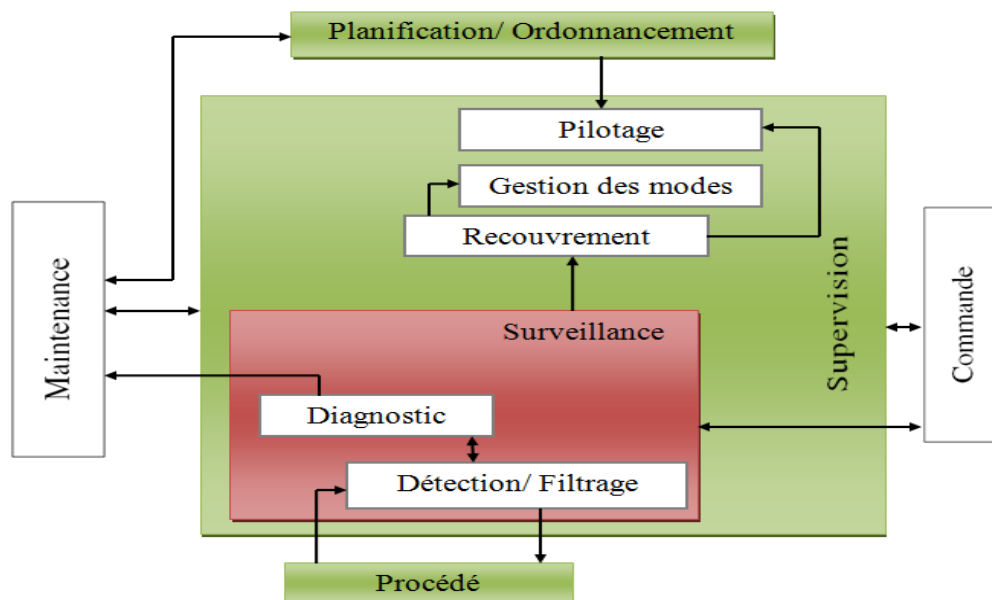


FIGURE 1.1 – Domaine de la supervision [1]

### 1.3.3 Intelligence artificielle

L'IA est un ensemble de réalisations et de recherches qui essaient d'imiter artificiellement les performances humaines. Depuis ses débuts, elle s'est focalisée sur les théories et les techniques permettant la réalisation d'intelligence individuelle. Mais dans la nature, il existe d'autres formes d'intelligences-collectives (les sociétés humaines, les colonies d'insectes sociaux). Ces sources d'inspiration montrent qu'une forme d'intelligence supérieure peut résulter de l'activité corrélée d'entités plus simples. Dans les systèmes artificiels, ce champ porte le nom d'IAD

ou d'IAC, ou de SMA. Les trois branches de l'IAD sont illustrées sur la figure 1.2.

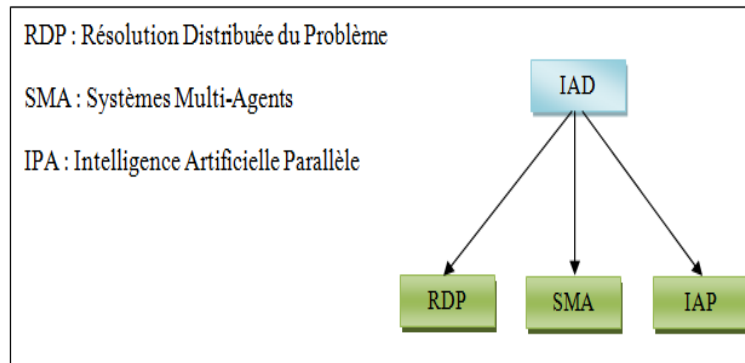


FIGURE 1.2 – Les branches de l'IAD [2]

Un SMA est bâti par un ensemble d'agents. Ces agents sont dotés de capacités d'interaction et de communication avec les autres agents. Ils sont réactifs s'ils réagissent aux évènements perçus. Néanmoins, ils sont proactifs s'ils ont la capacité de se définir des objectifs, de prendre des initiatives...etc. À l'évidence, tout agent qui nécessite une "intelligence" peut bénéficier de l'apport d'autres techniques d'IA qui seront présentées dans cette thèse.

## 1.4 État de l'art

Le but de cette partie est d'étudier les différentes approches proposées dans la littérature, utilisant l'intelligence artificielle dans le cadre du contrôle de qualité et de maintenance des systèmes industriels. Nous avons classé ces approches en trois principales catégories à savoir : maintenance industrielle intelligente, contrôle de qualité intelligent, maintenance et contrôle de qualité intelligents.

### 1.4.1 Maintenance industrielle intelligente

Dans la littérature, nous trouvons des travaux de références concernant les stratégies de maintenance ([7], [8], [9]), et la gestion de la maintenance dans les systèmes industriels ([10], [11], [12]). D'autres travaux de recherche portent sur l'évaluation de l'impact des politiques de maintenance sur les moyens de production ([13], [14], [15], [16]), sur l'optimisation des coûts de la maintenance [17] et sur la gestion du stock de pièces de rechange [18]. Pour plus d'information le lecteur

peut se reporter aux travaux de synthèse concernant l'état de l'art sur la gestion et les différents modèles d'optimisation de la maintenance ([19], [20]).

Dans le but d'accroître la performance d'un système de production, Sassine et al. (1998) [21], se sont intéressés à l'intégration de la fonction de la maintenance dans les systèmes de production. L'approche proposée découpe le système étudié en plusieurs cellules, en utilisant les réseaux de Petri Stochastique et les processus de Markov. Ces travaux se sont concrétisés par un logiciel de simulation et de décision baptisé ALOSURF (Atelier Logiciel de Sécurité de Fonctionnement) qui permet d'évaluer l'impact de la maintenance et de décider sur les politiques à intégrer. Cette approche modulaire nous semble être très importante lors de la décomposition d'un système de maintenance et de contrôle de qualité en plusieurs modules en coopération. Notons que l'impact de l'état de la machine sur la qualité de production n'a pas été abordé.

Les travaux de Ly (1999) [22] sont orientés vers la surveillance prédictive pour l'optimisation de la maintenance dans les systèmes de production flexible manufacturière. Le principe consiste à détecter des dérives de flux de production, d'identifier son origine et ensuite analyser sa cause. L'objectif est de planifier des actions de maintenance à mener pour améliorer les performances du système néanmoins l'effet de cette dérive sur la qualité de production n'est pas pris en considération. Aussi ces travaux peuvent servir de base à notre projet de recherche où cette dérive sera prise en compte et déterminer l'origine des défauts de production.

Mangina et al. (2001) [23], ont développé un SMA pour suivre les séquences de démarrage dans une turbine à gaz industriel. Les agents développés dans ce travail utilisent une approche à base de connaissance pour reconnaître les différentes phases des opérations réalisées au niveau de la turbine. Le problème de la maintenance d'une turbine est résolu avec les méthodes à base de connaissance. L'utilisation de cette approche est limitée par la difficulté de regrouper toutes les connaissances sur le fonctionnement d'un procédé complexe. L'importance de ce travail pour notre projet de recherche réside dans la conception d'un SMA pour la réalisation d'une tâche complexe comme le contrôle de la qualité et la maintenance dans un système de production.

L'apparition des TIC a encouragé les chercheurs à les appliquer pour développer un service de maintenance à distance. Un service e-maintenance à base d'agent a été proposé par Ren et al.(2003) [24]. Un protocole et un support de négociation-raisonnement à partir de cas entre les agents ont été discutés dans ce travail. L'inconvénient majeur de cette application réside dans l'utilisation de technique de raisonnement à partir de cas qui peut engendrer une explosion combinatoire de la base de cas.

En utilisant les TIC, en 2004 les auteurs dans [25], ont proposé une plateforme collaborative de télémaintenance entre plusieurs experts. L'intérêt de ce travail pour notre recherche réside dans l'efficacité d'un expert et de sa compétence sur une meilleure conduite du processus de maintenance. Néanmoins, l'expert humain n'est pas toujours disponible. La proposition d'utiliser un système expert constitue un point fort dans notre travail de recherche. Pour plus d'information et de précision le lecteur peut se reporter aux travaux de l'état de l'art sur l'e-maintenance dans [26].

Dans l'étude réalisée par Maturana et al. (2004) [27], une architecture à base d'agents est utilisée afin d'intégrer les systèmes d'automatisation pour le contrôle d'un système de refroidissement d'eau. Les composants de ce diagnostic sont une suite d'acquisition d'une série de données, de traitement de signal, des algorithmes de diagnostic et de pronostic. Sous un événement d'instabilité, un agent peut interroger le composant de diagnostic d'un autre agent pour valider les fausses hypothèses. Ce travail est d'un apport incontestable pour la mise en œuvre d'un SMA pour une surveillance complète d'un procédé industriel. En se basant sur ce travail, nous proposons de regrouper dans un SMA le contrôle de la qualité et la maintenance de la machine.

Le travail réalisé par Dragomir en 2008 [28] est dédié au problème de pronostic des défaillances basé sur l'utilisation d'un système de prédiction neuro-flou. Plus particulièrement, le travail vise la proposition d'une architecture de prédiction basée sur l'utilisation du système ANFIS (Système d'Inférence Floue paramétré par Apprentissage Neuronal), et pour lesquels différents axes d'améliorations des prédictions ont été proposés. La stabilité des erreurs de prédiction en fonction de

l'horizon de prédiction a été étudiée expérimentalement. Ce travail est d'un apport très important pour la mise en œuvre d'un système de pronostic flou. Dans le cadre de notre projet de recherche nous nous sommes inspirés de ces travaux tout en tenant en compte de l'impact de la dégradation du fonctionnement de la machine sur la qualité de la production qui a été ignoré. Ceci pouvait être résolu par la mise en application d'un RNA pour la classification des défauts de production.

En 2008 les travaux de Muller [29] étaient destinés à la maintenance proactive. Dans ce travail, les chercheurs ont développé et mit en place un processus de pronostic dans une architecture e-maintenance, avec l'utilisation d'une approche probabiliste pour modéliser la dégradation. L'approche modulaire proposée semble être très intéressante lors de la modélisation d'une tâche complexe par une approche probabiliste. Notons que seule la maintenance de la machine est considérée, sans tenir en compte le contrôle de la qualité. Pour ce qui nous concerne cette approche probabiliste est importante lors de la recherche des origines d'un défauts de production.

Ces travaux de recherche dont les activités de maintenance sont liées aux moyens de production sans tenir en compte le contrôle de la qualité de production. Un nombre intéressant de travaux ont utilisé les SMA pour la maintenance des moyens de production sans étudier l'effet de l'état de la machine sur la qualité de production. Dans notre cas, nous nous intéressons plutôt à des activités de maintenance réalisés afin d'assurer une bonne qualité de production.

### **1.4.2 Contrôle de qualité intelligent**

Dans les systèmes de production, les travaux dédiés au contrôle de qualité se sont intéressés soit : au produit fini d'un processus [30], aux actions de management de la qualité ([31], [32]). D'autres recherches sont liés au contrôle de production ([33], [34], [35]). Beaucoup de systèmes ont été proposés pour le contrôle d'un processus et la détection des défauts. Néanmoins, un logiciel développé pour le contrôle de la qualité dans un procédé industriel varie selon le type de processus à contrôler.

Dans les travaux de Christine (2005) [36], un système pour le contrôle des données d'entrées a été proposé. Ce système détecte les anomalies dans les données et propose quelques actions à l'opérateur. Ce travail reste insuffisant parce que la détection des anomalies dans les données d'entrées n'assure pas la maîtrise du procédé au cours de production. En se basant sur ce travail, nous pensons qu'un test de normalité des données d'entrées peut diminuer les variétés dans un système de production.

Les travaux de recherche de Wu et al. (2011) [37] s'intéressent à l'utilisation des réseaux de neurones probabilistes. Les auteurs proposent une méthode de reconnaissance de formes des cartes de contrôle de qualité dans l'industrie cellulaire. Le principe consiste à détecter des dérives dans la production par l'exécution de plusieurs cartes de contrôle univariées. Nous proposons d'utiliser une seule carte de contrôle multivariée pour la surveillance de plusieurs paramètres dans un procédé industriel complexe (multivarié).

L'approche proposée par Mahdavi et al. (2011)[38] aboutit à un système à base d'agents pour le contrôle de la qualité de production du ciment. Ce travail permet de gérer une base de données d'une manière sécurisée, d'exécuter les cartes de contrôle, d'analyser ces cartes pour évaluer l'état de processus. Ce système facilite aussi la communication entre les différents départements dans le cycle de production de ciment. Le système a été testé dans un cas réel et permet d'évaluer l'impact d'utilisation d'un SMA pour le contrôle de la qualité de production du ciment. Seulement, la proposition d'un système de maintenance des équipements de production n'a pas été abordé. Pour palier ce problème nous proposons d'implémenter un SMA pour le contrôle de la qualité et la maintenance de la machine dans un système de production.

Dans la littérature, beaucoup de travaux de recherche s'intéressent à l'utilisation des cartes de contrôle pour la surveillance d'un procédé industriel, par exemple : Prajapati et al. (2015) [39] ont utilisé une carte de contrôle X-bar ( $\bar{X}$ ) pour la surveillance d'un procédé industriel. Ils ont évalué la performance de cette carte de contrôle en terme de durée de fonctionnement moyenne ARL (Average Run Length) qui est défini par le nombre moyen d'échantillonnage avant la détection d'une si-



tuation hors contrôle. En plus, ils ont comparé le ARL de la carte de contrôle  $\bar{X}$  avec le ARL obtenu en utilisant les RNA, ils ont conclu que la carte de contrôle  $\bar{X}$  offre plus de robustesse. Les performances de la carte de contrôle EWMA sont évaluées par Yu-Chang et al. (2015) [40]. Une nouvelle carte de contrôle statistique d'un procédé industriel multivarié (MxEWMA) est proposée par Chandan et al. (2015) [41]. Ces nouveaux travaux ont démontré l'efficacité d'utiliser les cartes de contrôle dans la surveillance d'un procédé industriel. Cette efficacité nous a permis de justifier notre choix d'utiliser les cartes de contrôle multivariées pour la surveillance d'un procédé industriel complexe.

### 1.4.3 Contrôle de qualité et maintenance industrielle intelligents

Le contrôle de la qualité et la maintenance de l'équipement sont deux tâches très importantes dans tous les procédés industriels. Dans la littérature beaucoup de travaux ont traité le contrôle de la qualité et la maintenance de la machine) (section 1.4.1 et section 1.4.2) mais généralement d'une manière séparée.

Toutes fois peu d'études ont été menées sur la combinaison entre la maintenance préventive et le contrôle de la qualité (Iung et al. (2007) [42], Kaihara et al. (2010) [43]). Le travail de recherche proposé par Yu et al.(2008) [44], aboutit à une approche d'extraction de règle basée sur les algorithmes génétiques pour déterminer la relation entre les paramètres de production et la qualité de produit. L'auteur a intégré un RNA à base de connaissance avec l'extraction de règles à base d'algorithmes génétiques pour améliorer la qualité de production. Il est connu que les RNA sont bien adaptés au classification des fautes qu'à l'identification de leurs causes. Cette raison nous encourage à utiliser un réseau bayésien pour identifier les éléments défailants qui sont la cause de la faute.

Les travaux de Colledani et al. (2011, 2012) ([33], [34]) constituent de bonnes démarches des notions (qualité, maintenance, production). Les auteurs s'intéressent à la relation entre eux. Ils ont démontré par l'utilisation des chaines de Markov que la performance d'un système de production est assuré par le contrôle de la disponibilité de la machine, la qualité de produit et la productivité du système.

Ces travaux sont focalisées uniquement sur d'ordonnement de ces tâches dans un processus, ce qui limite leurs contributions au cadre académique. Notre thématique de recherche est une continuité de ces travaux où la démarche de proposition d'une approche intelligente à base d'agents pour une maintenance de la machine et un contrôle de la qualité est abordée.

## 1.5 Objectifs

La performance d'un processus industriel est assurée par le contrôle de trois éléments principaux : la fiabilité de la machine, la qualité du produit et la productivité du système. Ces aspects ont été traité précédemment mais généralement d'une manière séparé. L'étude bibliographique montre qu'aucune démarche à notre connaissance n'a abordé la mise en œuvre d'un système intelligent pour une maintenance de qualité dans un procédé industriel. Les principaux objectifs de cette thèse et auxquels nous tentons d'amener des éléments de réponse sont les suivants :

- ◇ Quelles sont les meilleurs outils adaptés à **la détection des défauts dans un système de production** ?
- ◇ Comment **déterminer** les défauts (fautes) qui sont apparus dans le procédé de production ?
- ◇ Comment **identifier** les causes **d'une dérive** ?
- ◇ Quelles sont les **techniques données** pour avoir un **système intelligent** pour une **maintenance industrielle de qualité** ?

Ces objectifs sont réalisés par la mise œuvre d'un **système intelligent pour une maintenance industrielle de qualité** où sont regroupés toutes les étapes destinés à la maîtrise des procédés pour garantir un suivi continu des systèmes de production et de leurs défaillances et par la suite une meilleure maîtrise des durées d'intervention ainsi que des coûts engendrés (voir figure 1.3).

Cette thèse s'articule autour de trois autres chapitres :

Dans **le second chapitre**, nous allons exposer le domaine de la maîtrise des procédés. Nous commençons par la variabilité des procédés, puis nous présentons

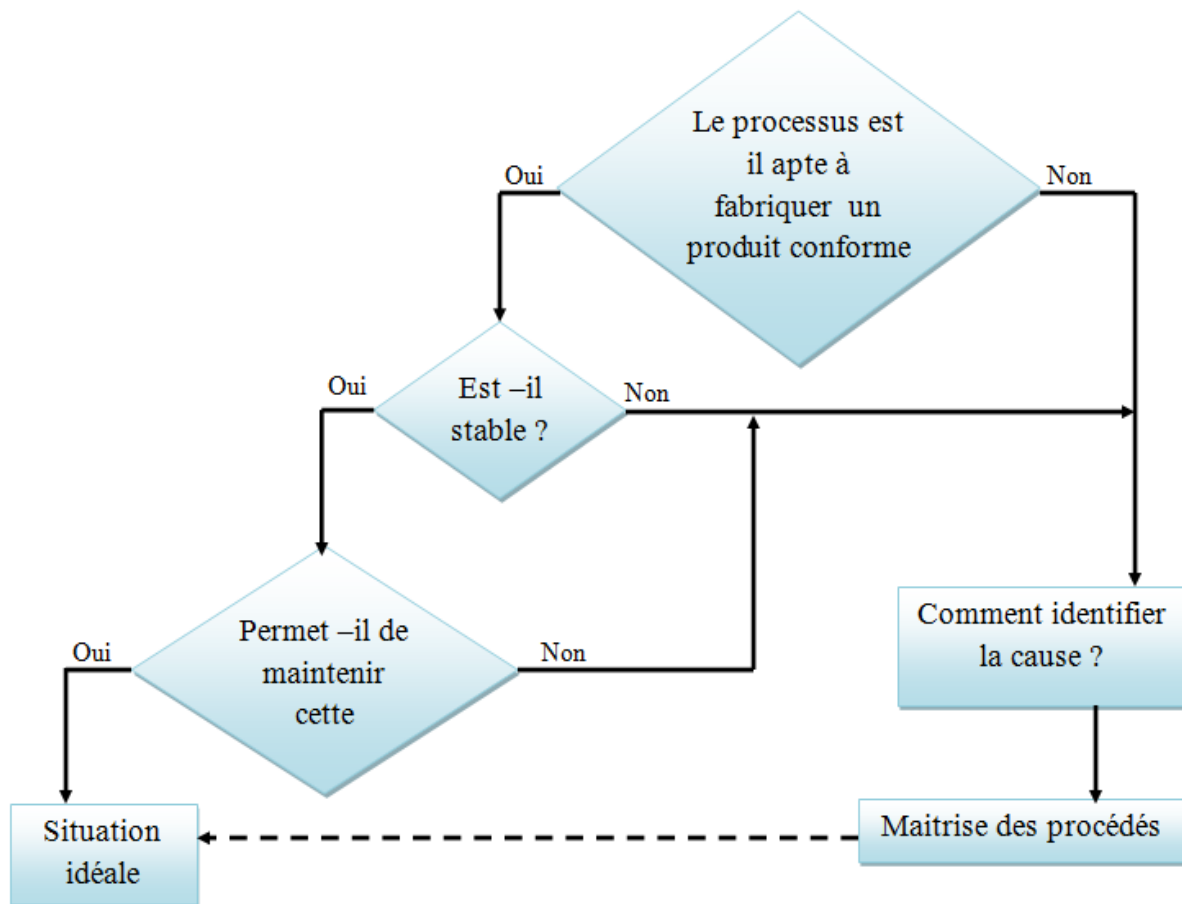


FIGURE 1.3 – La maîtrise des procédés, la qualité et la maintenance

les causes de la variabilité des procédés et ce que celles-ci impliquent sur la qualité de la production. Nous présentons ensuite les étapes de la maîtrise des procédés et ses diverses approches. Nous choisissons les méthodes de surveillance du procédé basées sur l'exploitation des données du procédé. Ainsi, nous présenterons les méthodes supervisées et non-supervisées de détection et de diagnostic. Nous terminerons ce chapitre par le choix d'utiliser les cartes de contrôle multivariées pour la détection, un réseau de neurones pour la classification (diagnostic), un réseau bayésien pour l'identification et un système expert pour la reconfiguration (réparation).

**Le troisième chapitre** est consacré aux contributions apportées au domaine de la maîtrise des procédés complexes par la mise en œuvre d'un SMA composé de quatre agents principaux : agent de détection, agent de diagnostic, agent d'identification, et agent de reconfiguration. La première partie porte sur la réalisation de la détection en utilisant les cartes de contrôle multivariées. Nous exposons ensuite comment effectuer une étape de diagnostic par réseaux de neurones. Ensuite,

nous proposerons le réseau bayésien dédié à l'étape d'identification en utilisant une méthode déjà existante. Enfin, dans une dernière partie, nous modélisons la structure complète du SMA proposé par AUML.

**Le quatrième** et le dernier chapitre est une application de la l'approche proposée sur un exemple classique : le TEP. Ce procédé comporte 53 variables, et peut être soumis à 21 types de fautes. Nous étudierons les performances en détection et diagnostic (supervisé) du SMA avec plusieurs intelligences face à ce procédé complexe.

Nous terminons cette thèse par une conclusion et des perspectives de continuation de ce travail.

***“Le doute est le commencement de la sagesse.”***

Aristote.

# Chapitre 2

## Maîtrise des procédés industriels

### 2.1 Introduction

Dans ce deuxième chapitre, nous allons présenter le domaine de la maîtrise des procédés industriels. Nous allons tout d'abord déterminer les causes de la variabilité d'un procédé, et ce que la variabilité entraîne sur la qualité des produits. Nous verrons ensuite les différentes étapes de la maîtrise des procédés. Nous exposerons les approches permettant la surveillance des procédés. Après, nous citerons les principaux outils basés sur les données pour la détection de fautes dans un procédé. Puis, nous allons expliquer les cartes de contrôle multivariées comme étant outils de détection. Les outils dédiés au diagnostic seront étudiés en détail dans ce chapitre.

### 2.2 La maîtrise des procédés

Dans cette partie nous allons définir la notion du procédé. Ainsi, nous allons expliquer les causes de la variabilité et sa relation avec la qualité de production. Puis, nous présenterons les différents étapes de la maîtrise des procédés.

#### 2.2.1 Modélisation d'un procédé

Selon Montgomery [45], un procédé industriel se modélise comme schématisé sur la figure 2.1 où :

- ◇  $x_0$  : représente l'entrée du procédé (matière première, composants),

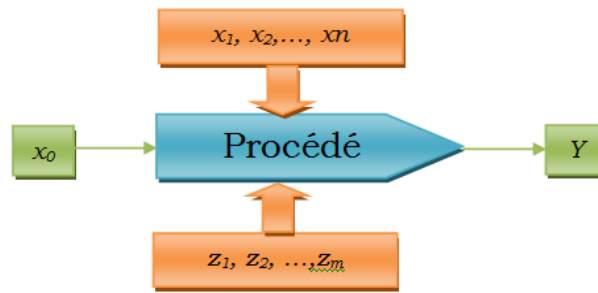


FIGURE 2.1 – Modélisation d'un procédé

- ◇  $x_i$  : représentent les facteurs contrôlables (réglages machine, matière, opérateur),
- ◇  $z_i$  : représentent les facteurs non-contrôlables (température, humidité),
- ◇  $Y$  : est la sortie qui représente le produit fini.

Elle est définie par un ensemble de paramètres (caractéristiques mesurables ou non-mesurables de qualité) :  $\mathbf{Y} = f(y_1, y_2, \dots, y_n)$ .

### 2.2.2 Les causes de la variabilité d'un procédé

Dans un procédé industriel, les caractéristiques de la qualité d'un produit sont influencées par un ensemble de paramètres. Ces paramètres sont assimilés à des variables aléatoires. Le Théorème Central Limite (TCL) en statistique est appliqué [46], pour définir les conditions opérationnelles nominales du procédé :

**Théorème (Théorème Central Limite) :** Soit  $X_1, X_2, \dots, X_n$  une suite de variables aléatoires indépendantes. Supposons que  $E(X_k) = \mu$  et  $Var(X_k) = \sigma^2$  existent. Si  $S_n = X_1 + X_2 + \dots + X_n$ , alors la loi de probabilité de la somme réduite

$$S_n^* = (S_n - n\mu) / \sigma\sqrt{n} \tag{2.1}$$

converge vers une loi normale centrée réduite, c'est à dire que pour tout  $a, b$  ( $a < b$ ) et lorsque  $n \rightarrow \infty$ , on a :

$$P(a \leq S_n^* \leq b) \rightarrow \phi(b) - \phi(a) \tag{2.2}$$

Où

- ◇  $P$  : désigne la probabilité de déviation,
- ◇  $\phi$  : désigne la fonction de répartition de la loi normale centrée réduite.

Donc, si une variable aléatoire  $S_n$  est composée d'une somme de plusieurs variables aléatoires indépendantes ( $X_1 + X_2 + \dots + X_n$ ), on peut dire que  $S_n$  suit une distribution s'approchant d'autant plus de la loi normale que le nombre  $n$  de facteurs composant la somme est grand, et ceci est valable quelle que soit la distribution des facteurs composant cette somme.

Alors, en pratique la sortie  $\mathbf{Y}$  suit une loi normale  $N(\mu_0, \sigma_0^2)$ . En réalité, il n'existe pas un procédé parfait, même si toutes les variables d'entrées sont maintenues fixes (procédé maîtrisé), les variables des entrées non contrôlables  $z_i$  induisent une dispersion de la distribution suivant une loi normale. Donc la distribution de la figure 2.2 pour  $Y$ , est obtenue.

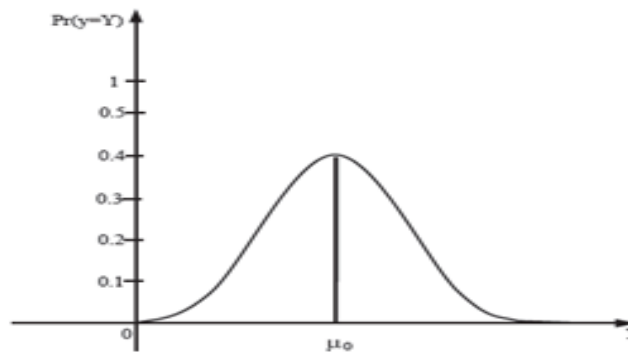


FIGURE 2.2 – Sortie d'un procédé maîtrisé

### 2.2.3 La variabilité des procédés et la qualité de production

Nous avons dit précédemment que la sortie d'un procédé suit une loi normale de moyenne  $\mu_0$  et un écart type  $\sigma_0$ . La maîtrise statistique des procédés (MSP) vise l'amélioration de la qualité d'un produit ou d'un processus en s'appuyant sur une analyse statistique. Les dispersions dans un procédé sont dues à deux types de causes :

- ◇ **Les causes communes** : sont les nombreuses sources de variations dues au hasard. Les statistiques permettent de les modéliser et elles sont représentées par une courbe de Gauss.



- ◇ **Les causes spéciales** : sont les causes de dispersion irrégulières, instables et difficiles à prévoir.

L'apparition d'une cause spéciale nécessite une intervention sur le processus. Elles sont peu nombreuses et la MSP prévient leur apparition. La dispersion sera visualisée en temps réel sur une carte de contrôle, ce qui permettra une intervention rapide de l'opérateur dès qu'une dérive provoquée par une cause spéciale sera mise en évidence (voir figure 2.3).

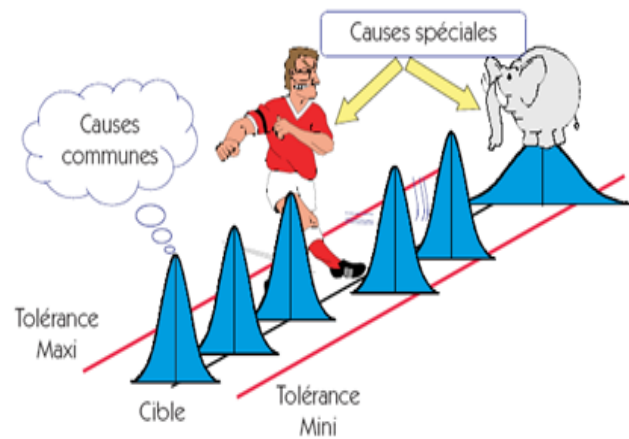


FIGURE 2.3 – Les causes communes et les causes spéciales [3]

## 2.2.4 Les étapes de la maîtrise des procédés

Le rôle de la maîtrise des procédés est de détecter la présence de causes spéciales afin de pouvoir les éliminer et retrouver ainsi le régime nominal. Dans cette partie nous allons présenter les différentes étapes de maîtrise des procédés. La maîtrise des procédés peut être décomposée en trois principales étapes [47] : la détection, le diagnostic et la reconfiguration (réparation), comme il est indiqué sur la figure 2.4.

### Détection

Le but de cette étape est de détecter si le procédé est soumis à l'effet d'une cause spéciale. Si une faute n'est pas détectée, la production engendrée peut ne plus devenir conforme aux spécifications exigées. En plus, la performance de la détection se résume dans la vitesse de détection et l'aptitude de détecter plusieurs

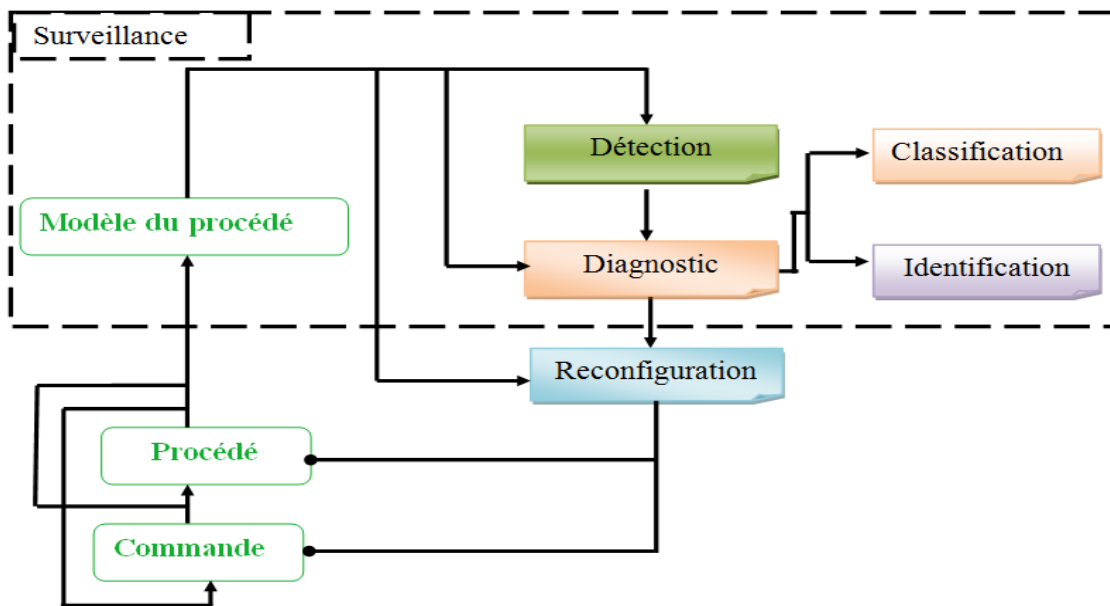


FIGURE 2.4 – Les étapes de la maîtrise des procédés

types fautes. Le fait de savoir la présence ou non d'une faute dans un procédé est une tâche très intéressante. Mais pour identifier la nature de cette faute, nous avons besoin d'une autre tâche qui est le diagnostic.

### Diagnostic

Le but de la phase de détection est de signaler si le processus est hors contrôle. Mais l'étape de diagnostic nous permet d'indiquer la faute qui est apparue, c'est à dire déterminer la cause de la détection d'une situation hors-contrôle. Il est possible de diviser cette étape en deux phases [47] : l'identification et la classification.

Un système de diagnostic statue sur l'origine (la cause) de l'apparition d'une faute dans le procédé. Mais, avoir identifié la cause d'un problème sur un procédé ne signifie pas que le problème est résolu : ceci est le but de l'étape de reconfiguration.

### Reconfiguration (Réparation)

La réparation est l'étape dans laquelle l'entité (opérateur, ingénieur, automate,...etc) chargée de la bonne marche du système doit remédier à la faute apparue [48]. On peut voir cette étape comme un retour aux conditions nominales de fonctionnement du procédé. Ce retour aux conditions nominales est différent suivant les types de problèmes rencontrés. Il peut s'agir d'actions correctives sur des composants phy-

siques du procédé et/ou d'adaptation de réglages sur la commande du procédé.

Comme l'établissement du diagnostic, plusieurs plans de reprise peuvent être compatibles avec une faute donnée et plusieurs fautes peuvent être recouvertes (réparable) par une même intervention. Dans un contexte de fautes multiples, la phase de réparation doit donc établir un ordre de préférence entre les plans de reprise en tenant compte - sous réserve de disposer de ces informations - des coûts de réparation (en temps, en personnel, en argent), de la probabilité de succès à priori des plans et du coût de leurs conséquences en cas d'échec.

## 2.3 Les méthodes de la maîtrise des procédés

En fonction des données disponibles du procédé, ces méthodes se basent sur une modélisation du système. Notre objectif ici est de présenter les grandes classes de ces méthodes et d'en illustrer pour chacune d'elle les grands principes. Ces méthodes sont structurées dans la littérature autour de trois axes qui sont les méthodes à base de modèle analytique[49], celles à base de connaissance [50] et celles à base de données [51] (voir figure 2.5).

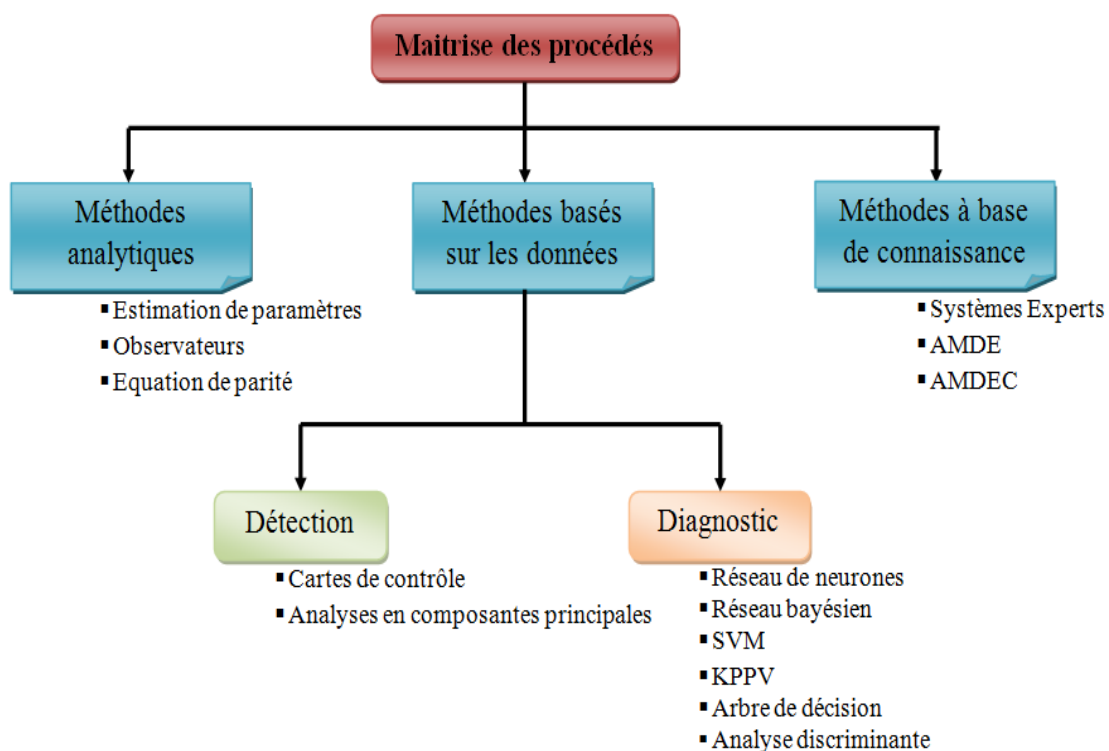


FIGURE 2.5 – Les méthodes de la maîtrise des procédés

### 2.3.1 Les méthodes à base de modèles analytiques

Ces méthodes utilisent des formules mathématiques pour représenter les différentes relations physiques du procédé. Il est possible de créer une modélisation du système qui, en lui appliquant les entrées  $U$  similaires au système réel (lois de commande, paramètres du procédé,...etc), fournit une réponse estimée du système  $\hat{Y}$ . On peut calculer l'écart entre la réponse réelle du système ( $Y$ ) et sa réponse estimée ( $\hat{Y}$ ). Cet écart est usuellement appelé un résidu ( $R$ ). Donc les résidus sont les écarts entre les observations du système et le modèle mathématique. Lorsqu'une faute est présente dans le procédé, les résidus sont relativement élevés. Il existe deux approches principales pour calculer ces résidus, il s'agit de :

- ◇ **Estimation de paramètres** : où les résidus sont la différence entre les paramètres nominaux du modèle et les paramètres estimés du modèle [52].
- ◇ **Observateurs** : les méthodes à base d'observateurs reconstruisent une estimation de la sortie à partir de toutes ou une partie des sorties réelles du système. Les résidus sont la différence entre les sorties mesurées et les sorties estimés [53].
- ◇ **Equations de parité** : Cette méthode consiste à vérifier l'exactitude des équations mathématiques du modèle en se basant sur les sorties du procédé [54].

Les méthodes à base de modèles analytiques sont très performantes lorsque le modèle mathématique est disponible. Mais la construction de ces modèles pour les systèmes complexes devient presque impossible.

### 2.3.2 Les méthodes à base de connaissances

L'utilisation de la connaissance humaine sur le procédé est devenue une solution dans le cas où le modèle analytique du procédé est difficile à obtenir. Il existe alors des méthodes exploitant les connaissances qualitatives que détiennent des experts sur le procédé étudié . Quelques techniques telles que les systèmes experts [47], l'AMDE [55], l'AMDEC [55] et les AdD [7] sont utilisées. Aussi, l'une des techniques les plus utilisées est le système expert(SE). Ce dernier est un logiciel construit à partir de connaissances que détiennent des experts dans un domaine précis. Un tel logiciel comprend :

- ◇ une **base de connaissance**, *spécifique* de l'application, représentent l'expertise, codée dans un *langage de représentations de connaissances*.
- ◇ un **exécutif**, composant *générique* qui
  - lit cette base de connaissance, dont il comprend le langage de représentation de connaissances
  - dialogue et raisonne en conséquence.

Un système expert peut remplacer physiquement l'expert humain qui est présent par le biais d'une base de connaissances (voir figure 2.6). Mais, l'élaboration de cette dernière pour un système de grande taille représente une tâche très difficile.

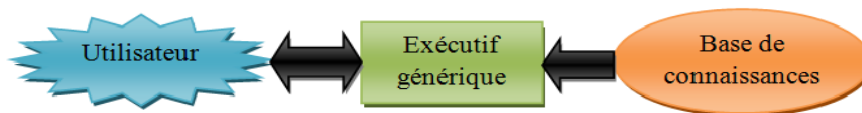


FIGURE 2.6 – Composition d'un système expert [2]

L'architecture d'un système expert contient une base de connaissance. Cette dernière s'articule autour trois parties [2] :

BASE DE FAITS  
+  
BASE DE RÈGLES  
+  
BASE DE MÉTA-RÈGLES

Pour une expertise relative à un système donné, la base combine *savoir* et *savoir-faire*.

### Savoir

- ◇ La **base de faits** contient des bases de faits caractérisent l'*état du système*.

### Savoir-faire

- ◇ La **base de règles** contient des règles liant directement ou indirectement *formulations du problème et concepts du système*

- ◇ La **base de méta-règles** contient des *règles stratégiques* régissant le plan générale de résolution, les règles *qui font progresser la résolution pour altération du fonctionnement de l'exécutif*

Un moteur d'inférence peut exécuter les règles de différentes par :

- ◇ **Chaînage avant** : un moteur d'inférence fonctionne dans ce mode lorsque les faits de la base de faits représentent des informations dont la vérité a été prouvée. C'est-à-dire que ce mode de fonctionnement va des faits vers les buts [56].
- ◇ **Chaînage arrière** : un moteur d'inférence fonctionne dans ce mode lorsqu'il part d'un fait que l'on souhaite établir, qu'il recherche toutes les règles qui concluent sur ce fait, qu'il établit la liste des faits qu'il suffit de prouver pour qu'elles puissent se déclencher puis applique récursivement le même mécanisme aux autres faits contenus dans cette liste [56].

### Construction d'un SE

Toute entreprise lorsqu'elle possède un expert compétant dans son domaine, cherche à transférer cette expérience avant que cet expert quitte le travail. La construction d'un système d'acquisition de connaissances (système expert) présente une bonne solution pour que ces connaissances ne disparaissent pas. La construction d'un tel système passe par quatre étapes principales [56] :

- ◇ **Le choix d'un moteur d'inférence** : le choix d'un moteur d'inférence se fait selon l'ordre du moteur d'inférence. Elle est d'ordre zéro si les faits sont des propositions et d'ordre un si on calcule les prédicats. Un moteur d'ordre zéro peut suffire, mais si les problèmes mis en jeu sont plus complexes, un moteur d'ordre un est nécessaire.
- ◇ **Le travail de l'expert** : l'expert doit arriver à extraire de ses méninges ses connaissances et les traduire sous une forme accessible par le moteur.
- ◇ **Extention du domaine** : il s'agit d'étendre la version prototype au domaine initialement choisi. Là, l'expert doit continuer le travail de mise à plat de sa connaissance et également tester le travail du système expert.
- ◇ **Vers un produit fini** : un système expert peut être utilisé par des non-experts ou des non-informaticiens. Par conséquent, il est indispensable de lui associer

un ensemble de logiciels d'interface du type dialogue en langage naturel en respectant l'ergonomie et l'interface homme-machine, et par l'explication de raisonnement,...etc.

A coté des systèmes experts, il existe aussi l'AMDE (Analyse de Modes de Défaillances de leurs Effets). Elle donne une analyse complète, composant par composant de tous les modes de défaillance et précise leurs effets sur le système globale [55].

L'utilisation de l'AMDE permet d'établir l'ensemble des différentes défaillances de chaque composant du système sous forme de tableau, et d'en analyser les conséquences (effets) directes sur le système et son environnement. Il est possible de renforcer l'AMDE par une étude de la critique, obtenant ainsi l'AMDEC [55]. La criticité détermine les modes de défaillances les plus critiques en prenant en compte les notions de gravité des différents modes couplées à la fréquence d'apparition.

La table 2.1 présente une AMDEC d'une pompe à huile, où  $F$  représente la fréquence d'apparition de l'incident,  $G$  sa gravité,  $D$  sa détection, et  $C$  (la criticité) est la multiplication des trois premiers critères.

L'AMDEC est utilisé pour diagnostiquer les situations hors contrôle du procédé. Grâce au tableau réalisé, on remonte rapidement vers la cause principale. Cette méthode est très puissante parce qu'elle permet facilement de remonter vers la cause de l'instabilité. Par contre la réalisation d'un tableau AMDEC pour un système complexe demande un investissement trop lourd pour déterminer toutes les défaillances et les relations causes effets de celle-ci.

Les Add représentent un autre outil, il se présente sous forme d'un diagramme logique où un événement indésirable est placé au sommet. Les connecteurs logiques "ET" et "OU" sont utilisés pour représenter les causes immédiates d'une faute.

TABLE 2.1 – Table d’une AMDEC

	Fonction	Mode de défaillance	Cause de défaillance	Effet	F	G	D	C
Pompe	Assurer le débit d’huile	Baise du débit	Usure abrasive des engrenages	Diminution de la durée de vie du système	2	2	4	16
		Irrégularité du débit	Cavitation	Détérioration des parties frottantes	1	2	4	8
		Arrêt du débit	Détérioration du joints a lèvres	Grippage des du coussinets	3	4	1	2
			Rupture de la clavette	Grippage des engrenages	1	4	1	4

### 2.3.3 Les méthodes basées sur les données

Ces méthodes sont utilisées généralement pour les procédés industriels complexes car une grande masse de données est récupéré. Beaucoup de techniques ont été appliquées, certaines d’entre eux permettent la détection alors que d’autres sont dédiées au diagnostic. Dans la section suivante, nous présentons deux outils de détection les plus connus qui sont : les cartes de contrôle multivariées [57] et l’ACP, alors que pour la phase de diagnostic, nous présentons les outils de classification les plus utilisés dans la littérature tels que les arbres de décisions [58], les machines à vecteurs supports [59], les réseaux de neurones [60] ainsi que les réseaux bayésiens [61].

La carte de contrôle  $\bar{X}$  proposée par Shewhart [62] est la plus ancienne et la plus utilisée pour contrôler une seule variable dans procédé industriel. D’autres cartes de contrôle pour le suivi d’une seule variable ont été proposées : les cartes  $R$  et  $S$  pour surveiller la dispersion de la variable [63]. Les cartes EWMA [64] et CUSUM [65] sont utilisées pour la détection de faibles sauts dans la moyenne. L’inconvénient majeur de ces cartes de contrôle est qu’elles ne peuvent pas suivre plusieurs variables à la fois. C’est pour cette raison, les cartes de contrôle multivariées ( $T^2$  de Hotelling [66], MEWMA [67] et MCUSUM [68]), ont été proposées. Ces cartes prennent en compte chaque variable ainsi que le corrélation entre ces variables.



## 2.4 Méthodes de détection à base des données

### 2.4.1 Cartes de contrôle multivariées

Dans notre étude on s'intéresse à l'étude d'un procédé industriel complexe en prenant en compte qu'un procédé industriel univarié est un cas particulier d'un procédé multivarié. Plusieurs cartes de contrôle ont été proposées pour la détection de l'instabilité d'un procédé industriel complexe. Dans cette partie, nous parlerons de ces cartes : la carte  $T^2$  de Hotelling, MEWMA, MCUSUM. Avant de présenter le principe de ces cartes de contrôle, un petit rappel statistique est nécessaire.

#### Bases de la statistique multivariée

- ◇ **Le vecteur d'observation** : lorsqu'on travaille dans un espace à  $p$  dimensions, cela implique que nous ne traitons plus seule variable aléatoire univariée mais un groupement de variables aléatoires  $X_1, X_2, \dots, X_p$ , équivalent à une variable aléatoire multivariée que nous notons  $X$ . Les observations  $x_1, x_2, \dots, x_p$  des variables aléatoires  $X_1, X_2, \dots, X_p$  sont alors représentées sous la forme d'un vecteur  $x$  [4] :

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ x_n \end{pmatrix} \quad (2.3)$$

Le vecteur d'observation  $x$  représentant un individu particulier de la distribution de la variable  $X$ . Ce vecteur représente directement les valeurs des variables d'un procédé où il représente les moyennes de ces variables pour un échantillon de taille  $n$ .

- ◇ **Le vecteur cible** : nous utilisons dans le domaine de la statistique multivariée, le vecteur cible  $\mu$ , où chaque ligne représente la cible (valeur moyenne)  $\mu_i$ , de la variable aléatoire  $X_i$ . Ce vecteur s'écrit comme suit :

$$\mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \mu_n \end{pmatrix} \quad (2.4)$$

- ◇ **La matrice de variance-covariance** : dans le cas univarié, on ne s'intéresse qu'à la variance de la variable aléatoire, mais dans le cas multivarié, nous nous intéressons à chaque variance ( $\sigma_i^2$ ) et à chaque covariance ( $\sigma_{ij}$ ) [4]. Cette matrice, notée  $\Sigma$ , s'écrit :

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1p} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 & \dots & \sigma_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{p1} & \sigma_{2p} & \dots & \sigma_p^2 \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

- ◇ **loi normale multivariée** : la loi de distribution la plus courante lorsque l'on traite des données multivariées est la loi normale multivariée ( $X \sim N(\mu, \Sigma)$ ). La distribution normale multivariée possède une fonction de densité de probabilité donnée comme suit, où le symbole  $T$  signifie le transposé. La figure 2.7 montre la représentation graphique de la fonction  $\phi(x)$  avec deux variables (distribution bivariée).

$$\phi(x) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(\infty-\mu)^T \Sigma^{-1} (\infty-\mu)} \quad (2.6)$$

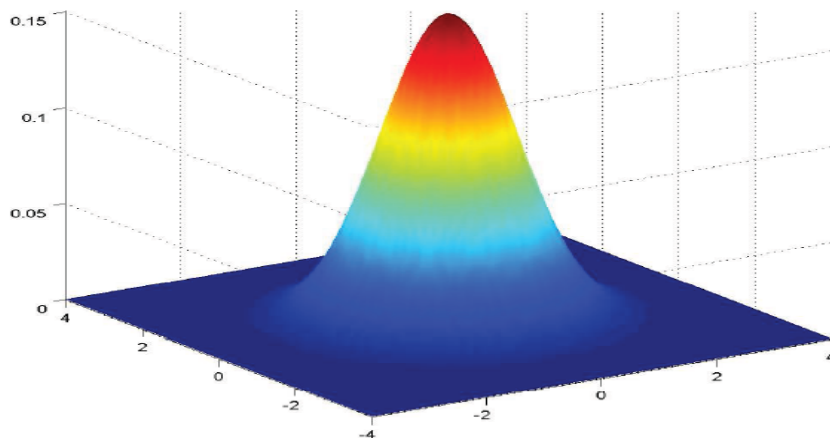


FIGURE 2.7 – Distribution bivariée [4]

Dans ce qui suit, on fait l'hypothèse que le procédé suit une loi normale multivariée ( $X \sim N(\mu, \Sigma)$ ) avec  $\mu$  la cible du procédé et  $\Sigma$  sa matrice de variance-covariance.

### La carte $T^2$ de Hotelling

La carte de contrôle  $T^2$  de Hotelling a vu le jour 1947 [66]. Le premier point d'un concept de surveillance de procédé multivarié a été réalisé par Hotelling. Cette carte nous permet de détecter un dérèglement de la moyenne du procédé. Pour un procédé à  $p$  variables, le  $T^2$  s'écrit sous la forme de la distance statistique suivante [4] :

$$T^2 = n(x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu) \quad (2.7)$$

Où :

- ◇  $n$  : taille de l'échantillon prélevé,
- ◇  $x$  : vecteur d'observation à un instant donné,
- ◇  $\mu$  : vecteur cible du procédé,
- ◇  $\Sigma$  : matrice de variance-covariance du procédé.

Le calcul  $T^2$  est un scalaire. Cela nous permet de le représenter dans le temps sous forme d'une carte de contrôle. À chaque instant la mesure  $T^2$  est comparée à une limite de contrôle supérieure (LC) (la limite de contrôle inférieure est fixée à 0). En respectant un taux  $\alpha$  de fausses alarmes, il existe plusieurs cas pour calculer cette limite comme il est présenté sur la figure 2.8.

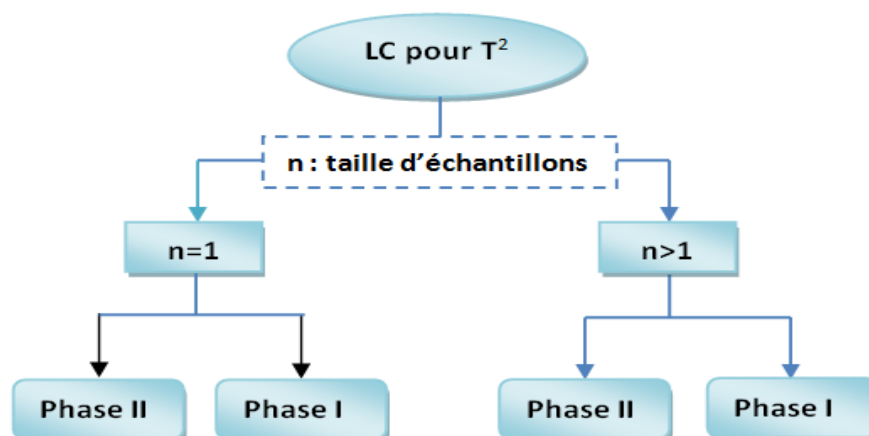


FIGURE 2.8 – Limite de contrôle dans la carte de  $T^2$  de Hotelling

**Premièrement**, on peut être en phase d'observation du procédé, **phase I** (estimation des paramètres avec les données de la carte), ou en phase de surveillance, **phase II** (les paramètres ont été estimés).

- ◇ En **phase I**, l'estimation est basée sur  $m$  échantillons de données que l'on vient de prélever sur le procédé mais sans savoir si celui-ci était sous contrôle lors du prélèvement.
- ◇ Dans **la phase II**, l'estimation a été faite sur  $m$  échantillons alors que le procédé était sous contrôle. Ainsi, les estimateurs trouvés lors de la phase II sont supposés valides pour représenter le fonctionnement normal du procédé.

**Deuxièmement**, il nous faut distinguer les limites de contrôle en fonction de la taille des échantillons prélevés. On distinguera donc 2 cas : soit  $n > 1$  ou alors  $n = 1$ .

Le tableau 2.2, répertorie les limites de contrôle dans chaque cas, où  $B$  et  $F$  représentent respectivement des quantiles des distributions Beta et Fisher. On peut également préciser que si  $m$  est très grand ( $m > 250$ ) alors on peut prendre  $LC = X_{\alpha,p}^2$ , où  $X^2$  représente un quantile de la distribution du chi-deux.

TABLE 2.2 – Les limites de contrôle pour la carte  $T^2$  [4].

	$n = 1$	$n > 1$
<b>Phase I</b>	$LC = \frac{(m-1)^2}{m} B_{\alpha,p/2,(m-p-1)/2}$	$LC = \frac{p(m-1)(n-1)}{nm-m-p+1} F_{\alpha,p,nm-m-p+1}$
<b>Phase II</b>	$LC = \frac{p(m+1)(m-1)}{m^2-mp} F_{\alpha,p,m-p}$	$LC = \frac{p(m+1)(n-1)}{nm-m-p+1} F_{\alpha,p,nm-m-p+1}$

Le vecteur d'observations  $x$  est obtenu à chaque instant d'échantillonnage du procédé. Ce vecteur d'observations contient les moyennes de chaque variable pour l'échantillon de taille  $n$  prélevé. On calcule alors la valeur du  $T^2$  et on la compare à la limite de contrôle. Si la valeur du  $T^2$  est inférieure à  $LC$ , alors le procédé est déclaré sous contrôle, sinon il est déclaré hors contrôle.

### Les autres cartes multivariées

Il existe d'autres cartes de contrôle des procédés industriels complexes. Comme la carte MEWMA et la carte MCUSUM.

- ◇ **La carte MEWMA** : est l'extension multivariée de la carte univariée EWMA proposée par Roberts en 1959 [64]. Elle est développée par Lowry [67]. Cette carte est très adaptée pour le suivi de valeurs individuelles (taille d'échantillon  $n = 1$ ), mais elle est surtout utile pour la détection d'écart de faibles amplitudes par rapport à la cible [4].
- ◇ **La carte MCUSUM** : cette carte est développée par Page [65] en 1954. Il s'agit de l'extension multivariée de la carte univariée CUSUM. Elle utilise la somme cumulée. Elle peut détecter les sauts de faibles amplitudes plus rapidement qu'une carte  $T^2$  [4].

### 2.4.2 Analyse des Composantes Principales

L'ACP [69], est une technique de recherche d'axes principaux de l'ellipsoïde d'une distribution normale multivariée (exemple bivarié, voir figure 2.9). Cet outil cherche les axes géométriques orthogonaux où la dispersion des données est maximale. Son intérêt est qu'un nombre assez réduit de composantes principales permet généralement d'expliquer la quasi-totalité de la variabilité des données. L'ACP est donc une technique linéaire de réduction de dimension se voulant optimal en terme d'explication (ou capture) de la variabilité d'un jeu de données. Les axes recherchés que l'on nomme axes principaux ou composantes principales, sont ordonnés de l'axe capturant la plus grande variabilité à l'axe capturant le moins de variabilité.

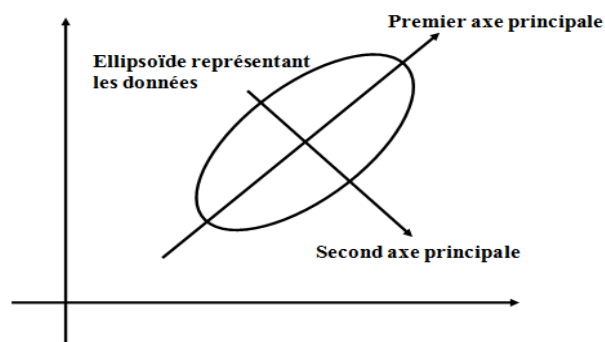


FIGURE 2.9 – Composantes principales

## 2.5 Méthodes de diagnostic à base de données

Beaucoup de classifieurs ont été développés. Parmi les classifieurs les plus connues, nous citons : Les SVM, les KPPV, les arbres de décision, les RNAs, et les RBs. Cependant, il n'existe pas de classifieurs meilleurs que d'autres sur toutes les applications [70]. Il est donc utile de présenter les différents classifieurs utilisables, ainsi que leurs avantages et leurs inconvénients.

### 2.5.1 SVM

Les SVM sont de nouveaux outils de classification et de régression de données. Les classifieurs SVM ne peuvent différencier que deux classes [59]. De plus les variables qui représentent le problème doivent être des variables continues.

Pour un jeu de données avec deux classes, le but d'un SVM est de trouver le classifieur séparant les deux classes et maximisant la distance entre ces deux classes. Donc un SVM est un classifieur linéaire qui s'appelle un hyperplan<sup>1</sup>. Les points les plus proches sont appelés vecteur du support. Il est clair qu'il existe un nombre infini d'hyperplan mais la propriété d'un séparateur à vaste marche est que l'hyperplan doit être l'optimal. Un hyperplan séparateur optimal est appelé un séparateur à vaste marge parce qu'il maximise la marge [71]. La figure 2.10 présente un hyperplan séparant deux classes.

### 2.5.2 KPPV

La méthode des KPPV (K Nearest Neighborhood), est une méthode de discrimination non paramétrique [72], aucune estimation des paramètres n'est nécessaire à son exécution. Elle a été créée en 1950, s'emploie sur les données continues. L'idée principale est d'observer les K les plus proches d'une nouvelle observation afin de décider de l'appartenance de cette observation [73]. Pour classer une observation, un calcul de la distance entre la nouvelle observation et chaque observation existe

---

1. Dans un espace à une dimension, le séparateur linéaire sera un point. Dans un espace à deux dimensions, le séparateur sera une droite. Dans un espace à trois dimensions, le séparateur sera un plan. Dans un espace de dimension supérieur à 3, le séparateur sera nommé hyperplan. Mais pour plus de simplicité, peu importe la dimension de l'espace, nous appellerons le séparateur hyperplan.

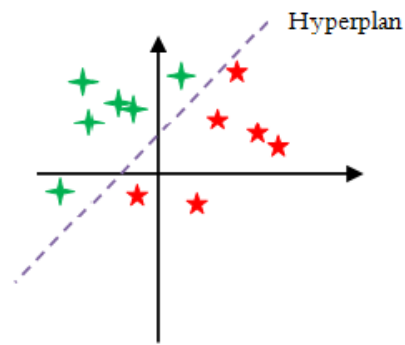


FIGURE 2.10 – Séparation des données par un hyperplan

dans la base d'apprentissage, est faite. Après, on sélectionne les  $K$  voisins ayant la distance la plus faible avec la nouvelle observation. Au vu des classes d'appartenance des  $K$  plus proches voisins, on décide sur la classe d'appartenance de cette nouvelle observation.

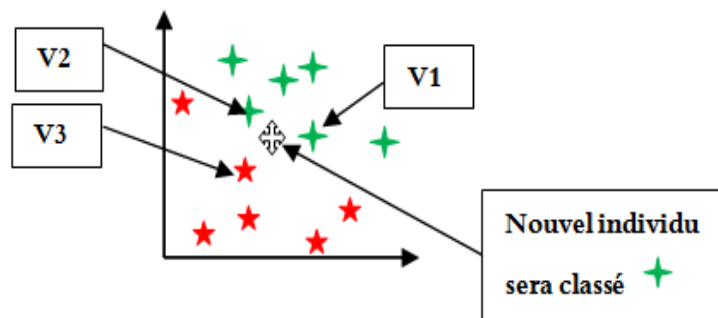


FIGURE 2.11 – Attribution avec 3 plus proches voisins

Beaucoup de méthodes ont été utilisés pour calculer cette distance par exemple : la distance euclidienne, la distance tangente, la distance de Manhattan [74]. Néanmoins, la distance euclidienne est la plus utilisée. Le seul paramètre qu'on doit déterminer est le paramètre  $K$  (le nombre de voisins plus proches). Les chercheurs qui ont utilisé cette méthode ont travaillé sur l'heuristique où  $K$  est égale à la dimension de l'espace plus 1. Un inconvénient majeur de cette méthode réside dans le calcul de la distance d'une nouvelle observation à chaque  $K$  voisin dans la base d'apprentissage.

### 2.5.3 Les arbres de décision

L'arbre de décision est un outil connu de discrimination entre plusieurs classes [58]. L'avantage principal de son utilisation réside dans le fait qu'on peut le transformer facilement sous forme de règles compréhensibles. Un arbre de décision se représente graphiquement sous les traits d'une arborescence. Sa lecture se fait de haut vers le bas. Une décision est à prendre dès qu'on croise un nœud. La décision est représentée par un test sur l'un des attributs du système. Plusieurs décisions sont possibles pour chaque test. Si l'attribut possède  $K$  modalités, nous avons  $K$  décisions, et si l'attribut est binaire nous avons deux modalités. Alors l'arbre se construit en fonction du nombre de paramètres du système et en fonction du nombre de modalités de ces paramètres. Chaque nœud terminal représente une feuille de l'arbre. Une feuille représente la décision finale, c'est à dire la classe d'appartenance pour l'individu dont les observations ont servi aux différents tests de l'arbre.

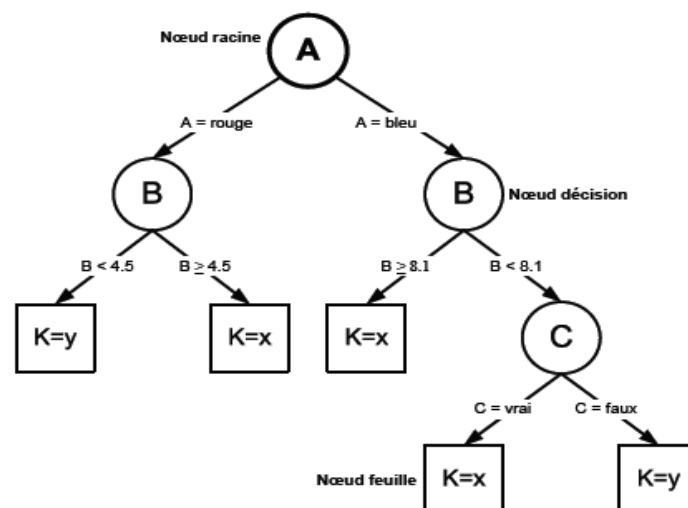


FIGURE 2.12 – Exemple d'arbre de décision

L'obtention de la solution n'implique pas l'exécution de tous les tests de l'arbre mais un chemin parmi les branches de celui-ci jusqu'à une feuille. La rapidité d'exécution est donc une qualité des arbres de décision. Au contraire de sa rapidité d'exécution, les arbres de décision sont très coûteux en temps au cours de sa construction. Et c'est pour ce raison que beaucoup d'algorithmes existent dans la littérature, concernant la construction d'un arbre de décision, les principaux algorithmes sont CART (Classification And Regression Tree), ID3 et C4.5 [74].



### 2.5.4 RNA

Le premier réseau créé est le Perceptron [75] qui est un discriminateur linéaire. Après et parce que l'utilité d'un Perceptron simple n'a pas abordé beaucoup d'efficacité pour les problèmes non linéairement séparables un PMC [76] a été créé, qui est un réseau subdivisé en couche de neurones : la sortie d'un neurone d'une couche n'est liée qu'aux neurones de la couche suivante. Alors, il n'y a aucune liaison entre les neurones de la même couche. La première couche est nommée «la couche d'entrées», la dernière couche est nommée «couche de sortie». Les couches qui se situent entre la couche d'entrées et la couche de sortie sont nommées «les couches cachées», comme il est indiqué sur la figure 2.13 :

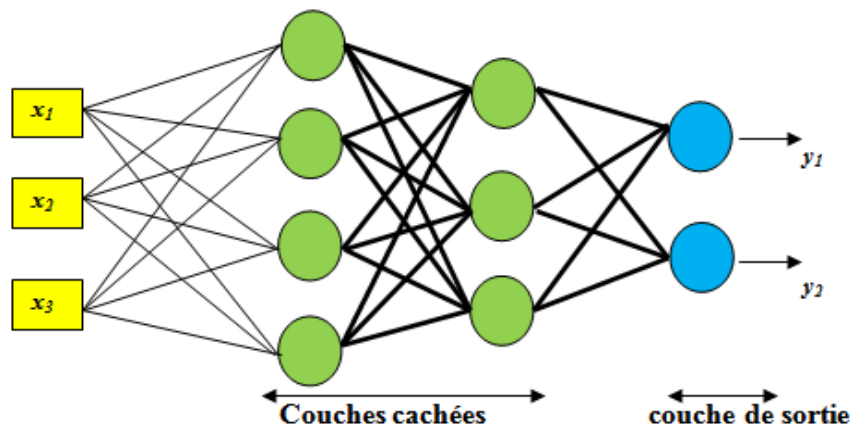


FIGURE 2.13 – Fonctionnement de PMC

### 2.5.5 RB

Les RBs initiés par Judea Pearl dans les années 1980 sont des modèles graphiques probabilistes de représentation de connaissances incertaines et de raisonnement à partir d'informations incomplètes [77]. Un RB est un modèle graphique dont les connaissances sont représentées sous forme de variables. Chaque nœud dans le réseau est une variable qui prend ses valeurs dans un ensemble discret ou continu. Le graphe est toujours dirigé et acyclique. Les arcs dirigés représentent un lien de dépendance directe (causalité). Ainsi un arc allant de la variable  $X$  à la variable  $Y$  exprimera le fait que  $X$  dépend directement de  $Y$ . L'absence d'arc

ne renseigne sur la non-existence d'une dépendance directe [4]. Les paramètres expriment les poids donnés à ces relations et sont-les probabilités conditionnelles des variables sachant leurs parents (exemple :  $P(Y|X)$ ) ou les probabilités a priori si la variable n'a pas de parents [78]. Un RB est défini formellement comme un triplet  $G, E, D$  où :

**G** : est un graphe acyclique orienté  $G = (V, A)$ , où  $V$  est l'ensemble des nœuds de  $G$ , et  $A$  est l'ensemble des arcs de  $G$ ,

**E** : est un espace probabilisé fini  $= (\Omega, Z, P)$ , avec  $\Omega$  un espace non vide,  $Z$  un ensemble de sous-espaces de  $\Omega$ , et  $P$  une mesure de probabilité sur  $Z$  avec  $P(\Omega) = 1$ ,

**D** : est un ensemble de variables aléatoires associées aux nœuds de  $G$  et défini sur  $E$ , tel que :

$$P(V_1, V_2, \dots, V_n) = \prod_{i=1}^n P(V_i | C(V_i)) \quad (2.8)$$

Où  $C(V_i)$  est l'ensemble des parents (ou causes) de  $V_i$  dans le graphe  $G$ . Les calculs dans un RB se nomment inférence.

### Types de nœuds

Plusieurs types de nœuds peuvent être modélisés par un RB. Dans le cadre des procédés deux types de nœuds existent : un nœud représentant une variable discrète (nœud discret), et un nœud représentant une variable continue (nœud continu) (voir figure 2.14).



FIGURE 2.14 – Les types de nœuds dans un réseau bayésien

### 2.5.6 Types de classifieurs bayésiens

Les types les plus connus des réseaux bayésiens sont le réseau bayésien naïf, le bayésien naïf augmenté par un arbre et le bayésien semi-naïf.

#### RB naïf

Il est appelé un classifieur de Bayes. Il possède la structure la plus simple, et est appelé un réseau bayésien naïf car il a une capacité forte de classifier chaque variable à une classe indépendante des autres. Il est très utilisé dans le cas où tous les variables sont discrètes. L'équation 2.9 indique le calcul de la probabilité a posteriori de chaque classe :

$$P(C_i|x) = P(C_i) \prod_{j=1}^p P(x_j|C_i) \quad (2.9)$$

La figure 2.15 représente la structure d'un réseau bayésien naïf :

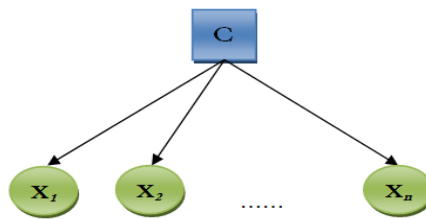


FIGURE 2.15 – Réseau bayésien naïf

#### RB naïf augmenté

Dans le but d'améliorer les performances de ce réseau, Friedman et al. ont proposé la création des arcs entre les variables descriptives du système [79]. Pour cela, ils ont décidé de créer un arbre pour obtenir le TAN. L'algorithme passe du réseau bayésien naïf et crée les arcs qui partagent la plus importante mutuelle. Cet algorithme interdit de créer plus de deux parents pour un variable. La structure de ce réseau est indiquée sur la figure 2.16.

#### RB semi-naïf

Pour prendre en considération les corrélations entre les descripteurs. Un réseau condensé a été proposé. Ce réseau est nommé condensé car il introduit une nou-

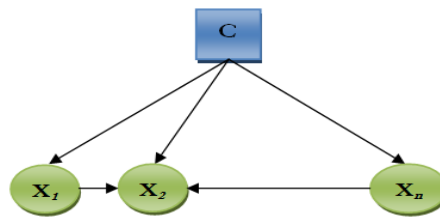


FIGURE 2.16 – Réseau bayésien naïf augmenté

velle sorte de variable : les variables jointes. Les variables jointes regroupent un ensemble de variables descriptives. Si deux variables se trouvent dans une seule variable jointe cela implique que ces deux variables sont corrélées. Une représentation de ce réseau est donné sur le figure 2.17.



FIGURE 2.17 – Réseau bayésien semi-naïf

Il existe trois possibilités pour la variable jointe : elle est composée soit de variables discrètes ([80], [81]), soit de variables continues [82], soit de variables discrètes et continues. Le cas où une variable jointe est formée par le regroupement de plusieurs variables continues est plus simple à utiliser. Une hypothèse est faite qu'un regroupement de  $p$  variables continues suit une loi normale multivariée et est donc représentée par un seul nœud continu de  $p$  dimension [4].

## 2.6 Comparaison entre les outils de diagnostic

Nous avons vu les outils dédiés aux phases de détection (cartes de contrôle multivariées, ACP) et diagnostic (SVM, RNA, KPPV, RB, arbres de décision). Chaque outil a ses avantages et ses inconvénients. Dans ce travail, nous profitons de points forts de chaque outil afin d'obtenir un système complet dédié à la maîtrise des procédés industriels. Plusieurs critères ont été mis en place pour évaluer la fiabilité d'un outil de diagnostic. Dans le tableau 2.3, une comparaison entre les outils

présentés dans la section précédente est donnée. Cette comparaison nous a permis de choisir l'outil idéal pour étape de diagnostic (diagnostic, identification).

TABLE 2.3 – Tableau comparatif des différents outils de diagnostic développés [4]

	<b>SVM</b>	<b>KPPV</b>	<b>Arbre de décision</b>	<b>RNA</b>	<b>RB</b>
<b>Gérer des variables discrètes</b>	+	+	++	-	++
<b>Gérer des variables continues</b>	++	++	+	++	+
<b>Un grand nombre de classes</b>	-	+	-	++	+
<b>Grand nombre de variables</b>	+	+	-	+	+
<b>Données manquantes</b>	+	+	+	+	+
<b>Temps d'apprentissage</b>	-	++	+	+	+
<b>Corrélation entre les variables</b>	++	++	++	+	++
<b>Temps de calcul admissible</b>	+	-	++	++	+

Dans le tableau :

- ◇ ++ : le classifieur permet de prendre en compte ce critère.
- ◇ + : le classifieur permet de prendre en compte ce critère sous certaines conditions.
- ◇ - : le classifieur ne permet pas de prendre en compte ce critère.

Nous voyons qu'il existe des outils pouvant traiter les variables discrètes ainsi que les variables continues (RB, arbre de décision, KPPV) ce que les RNAs et l'SVM ne font pas. Pour que les classifieurs à variables continus peuvent traiter les variables discrètes beaucoup de méthodes sont proposées pour la discrétisation de variables [83].

En ce qui concerne le nombre de classes, les différents classifieurs peuvent en supporter une grande quantité exception faite du SVM. Comme nous l'avons vu, ces classifieur ne peut prendre en compte que deux classes. En plus, tous ces classifieurs ont besoin d'un jeu de données qui appelé base d'apprentissage. Le KPPV

est le seul classifieur qui peut classer une nouvelle observation avec un ensemble d'apprentissage faible. Un point intéressant concernant les RNA, ainsi que les RB, est la gestion des données manquantes. Ces derniers permettent de traiter des problèmes de classification non-linéairement séparables, et sont capables de gérer un nombre important de variables. En effet, ils permettent de prendre en compte la corrélation entre les variables descriptives du problème.

Un autre point important à prendre en compte lors du choix d'un classifieur est sa vitesse. Il convient de distinguer deux éléments principaux : la vitesse d'apprentissage et la vitesse d'inférence. La vitesse d'apprentissage est le temps mis par le classifieur pour fixer et ajuster ses paramètres internes en fonction du jeu de données d'apprentissage qu'on lui a fourni. La vitesse d'inférence est le temps mis par le classifieur ayant déjà appris pour fournir la classe d'attribution d'une nouvelle observation du système.

Un bon classifieur a la vitesse d'inférence la plus grande possible pour diagnostiquer au plus vite une situation hors-contrôle du procédé. La phase d'apprentissage du classifieur, pouvant s'avérer longue (dans plusieurs cas très longue), est alors faisable hors-ligne. La méthode des KPPV n'est pas un classifieur comme les autres puisqu'il n'apprend pas des paramètres. Son temps d'apprentissage peut donc être considéré comme nul. Par contre, il prend une décision sur une nouvelle observation en prenant en compte à chaque fois tout l'ensemble d'apprentissage à sa disposition. Son temps d'inférence est alors beaucoup plus long que pour d'autres classifieurs. Il faut également préciser que plus le jeu de données d'apprentissage est conséquent, plus l'exactitude de ce classifieur augmente, mais le temps d'inférence croît. Nous pensons que la méthode des KPPV n'est pas un classifieur idéal pour la classification en ligne de fautes dans un procédé.

De plus, au vu de la progression des moyens informatiques, certains classifieurs comme les RNAs autrefois jugés un peu lent sont désormais très compétitifs grâce à des algorithmes d'inférence très rapides. Les RBs n'ont pas un long temps d'apprentissage néanmoins ils n'ont pas un bon taux de classification. Un avantage principale des RBs par rapport aux autres classifieurs est la notion de causalité que nous utilisons dans la phase d'identification des origines des défauts. Pour

profiter de ces avantages un bon classifieur (RNA) et un bon outil d'identification des origines des défauts, nous proposons d'utiliser un RNA et RB dans l'étape du diagnostic comme il est illustré sur la figure 2.18.

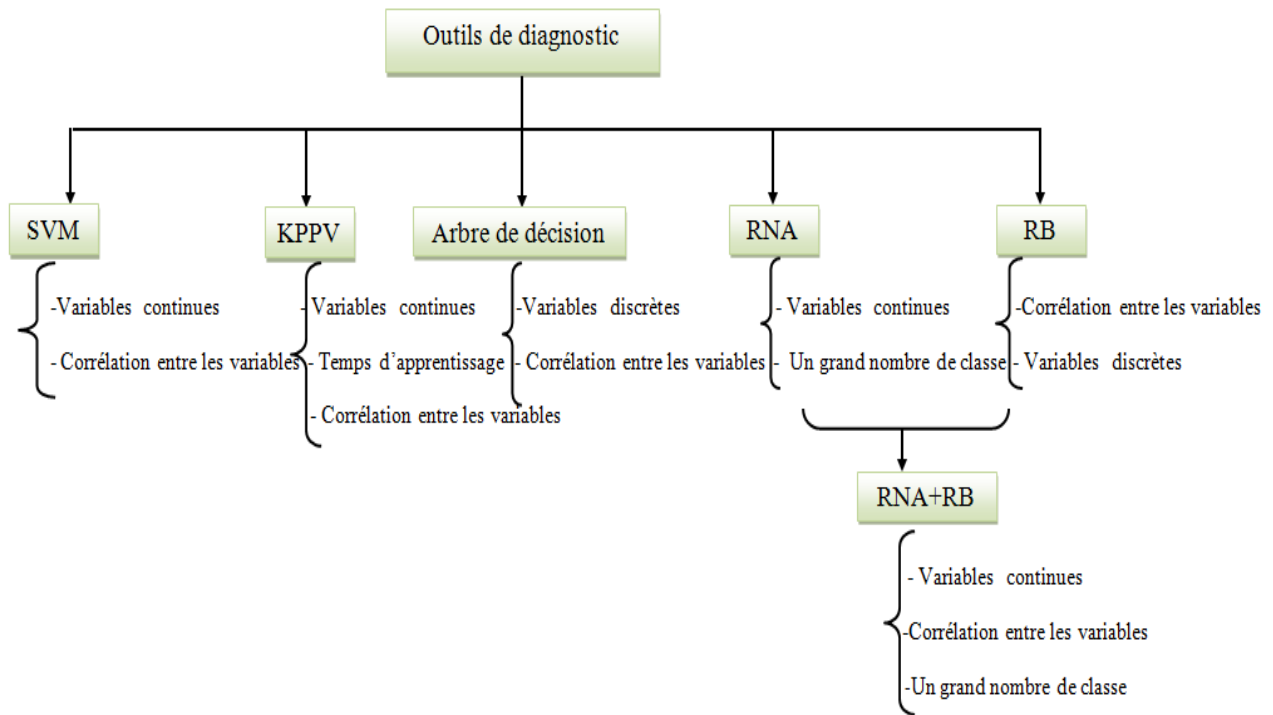


FIGURE 2.18 – Un outil de diagnostic en utilisant les RNAs et les RB

Sur la figure 2.19 les RNA et les RB sont les plus efficaces pour traiter les variables discrètes, les variables continues et un grand nombre de variables. En plus, ils sont les plus adaptés pour résoudre un grand problème de classification en utilisant des données manquantes avec un temps d'apprentissage acceptable.

## 2.7 Conclusion

Dans ce de chapitre, nous avons présenté le contexte de la maîtrise des procédés en présentant la modélisation d'un procédé industriel et en expliquant les différentes sources de variabilité (causes communes et causes spéciales) et leurs effets sur la qualité d'une production. Suite à cela, une présentation des différentes approches de maîtrise des procédés a été proposée. Dans le contexte de la maîtrise basée sur les données, nous avons étudié deux outils qui sont : (i) les cartes de contrôle multivariées et l'ACP pour l'étape de détection, (ii) les SVMs, les KPPVs, les arbres de

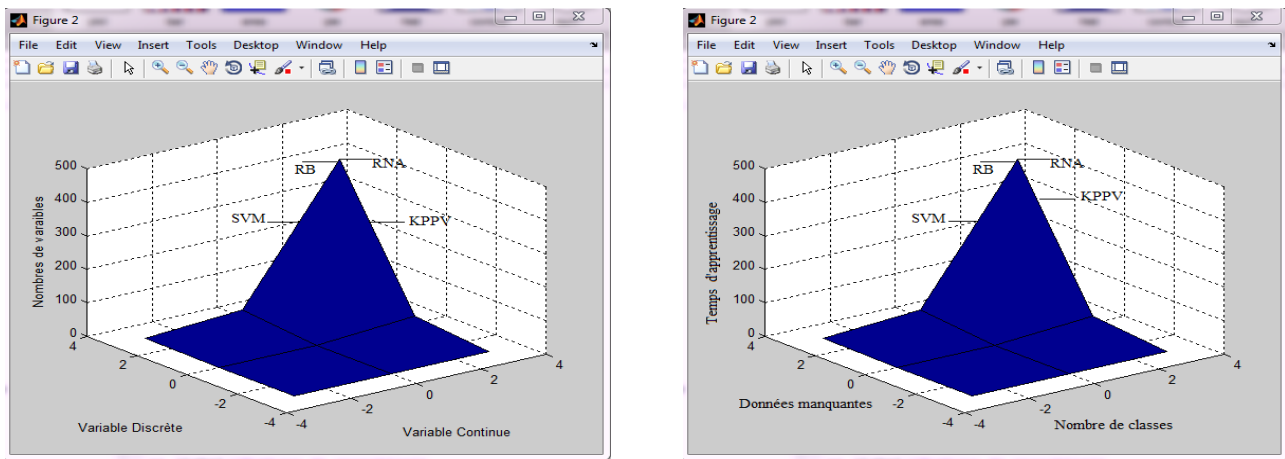


FIGURE 2.19 – Les outils de classification sous Matlab

décision, les RNAs, et les RBs pour l'étape de diagnostic. Les cartes de contrôle et l'ACP sont utilisés dans la détection d'une situation hors contrôle. Néanmoins, ils ne donnent aucune information sur la faute qui se présente dans le procédé. Pour moins de complexité, il suffit d'utiliser les cartes de contrôle multivariées ( $T^2$ , MEWMA, MCUSUM) pour la détection d'une situation hors contrôle, si une faute se présente nous utilisons un outil de diagnostic pour déterminer la faute et identifier l'origine de cette faute.

Après, une comparaison légère de différents classifieurs, nous avons proposé de rassembler les RNAs et les RBs pour avoir un bon outil de diagnostic. Une fois la cause identifiée, l'étape de reconfiguration cherche à trouver les actions correctives pour réparer le procédé. Le développement d'un système expert pour cette étape devient indispensable. Dans le chapitre suivant, nous allons présenter notre approche dédiée à la maîtrise des procédés industriels.

Afin de garantir une réponse du système de maîtrise des procédés, nous nous sommes intéressés dans cette thèse au développement d'un système de maîtrise intégrant à la fois des capacités de la détection, le diagnostic et la réparation. La notion de complexité inhérente à l'obtention d'un système de maîtrise des procédés nous a conduit à faire reposer le système de maîtrise proposé sur une architecture multi-agent. Le chapitre suivant présente nos propositions de réponse à ces problèmes.



***“Le courage est un juste milieu entre la crainte et la témérité.”***

Aristote ; Éthique à Nicomaque - IVe s. av. J.-C.

# Chapitre 3

## Conception de SIMIQ

### 3.1 Introduction

L'efficacité d'un système de maîtrise des procédés est déterminé par un nombre de critères parmi lesquels nous pouvons citer : (1) la rapidité de détection, (2) le diagnostic des pannes, (3) la réparation des pannes, (4) la capacité à traiter les fautes multiples, (5) la complexité en temps et en espace, (6) la capacité à manipuler des informations incomplètes et incertaines, (7) la robustesse à l'occurrence de fautes imprévues. Néanmoins, aucun système de maîtrise des procédés n'est aujourd'hui en mesure de se comporter efficacement selon toutes ces dimensions. Au delà des avantages et des inconvénients des différents outils présentés dans le chapitre 2 relatif à ces critères, il nous semble important de noter que les travaux ayant trait aux systèmes de maîtrise établissent une séparation nette entre les phases de détection et de diagnostic d'un côté, et la phase de réparation de l'autre. Dans ce chapitre, nous allons expliquer notre contribution dans le domaine de la maîtrise des procédés industriels, en utilisant les techniques de l'IA. Après, avoir introduit nos hypothèses de travail, nous expliquons l'architecture de l'approche proposée. Nous présentons ensuite les fonctionnalités de chaque agent. Enfin une modélisation de l'approche proposée sera donnée.

### 3.2 Hypothèses

Comme la maîtrise des procédés est composée de quatre étapes nous proposons que celle-ci soit réalisée par quatre agents situés. Chacun est responsable de

réaliser une étape dans la maîtrise des procédés (détection, diagnostic, identification et réparation). Dans cette section, nous parlons de notre conception pour la réalisation de chaque étape par un agent.

### 3.2.1 Détection

L'agent de détection est le responsable de l'exécution et l'analyse de différents cartes de contrôle multivariées ( $T^2$  de Hotelling, MCUSUM, MEWMA). Les cartes de contrôle multivariées peuvent détecter l'instabilité dans le procédé avec succès, mais ne donnent aucune information ni sur la faute qui est apparue dans le procédé ni sur les variables qui sont responsables de l'instabilité du procédé. En plus, l'utilisation d'une seule carte de contrôle n'est pas suffisant pour la détection de toutes les situations de l'instabilité dans la surveillance d'un procédé industriel. Nous proposons un agent situé qui peut exécuter plusieurs cartes de contrôle multivariées simultanément. De plus il analyse ces cartes de contrôle afin de donner une décision sur l'état du procédé.

### 3.2.2 Diagnostic

Après la détection de l'instabilité dans le procédé. Un agent de diagnostic détermine la faute qui apparaît dans le procédé. Un agent utilise un réseau de neurones classique de type PMC. Un PMC est très performant dans la réalisation d'une tâche de classification, mais il n'existe pas de règles fixes pour la création de l'architecture d'un tel réseau. De plus, la détermination du nombre de neurones dans la couche cachée est une problématique de recherche. Une pratique courante est de créer un PMC composé de trois couches comme suit :

- ◇ la couche d'entrée : le **nombre de neurones** dans cette couche est égal aux nombre de **paramètres** du procédé à surveiller,
- ◇ la couche de sortie : dans cette couche, le **nombre de neurones** représente le nombre de **classes** (fautes du procédé),
- ◇ la couche cachée : **nombre** de neurones dans la couche **d'entrée** + **le nombre** de neurones dans la couche de **sortie** divisé par 2 .

### 3.2.3 Identification

Afin d'identifier les paramètres qui impliquent l'apparition de la faute, un agent d'identification utilise une structure causale d'un RB pour déterminer ces paramètres. Beaucoup d'algorithmes d'apprentissage de structure et de paramètres sont proposés dans la littérature. En se basant sur deux critères (données complètes et données incomplètes), ces différents algorithmes d'apprentissage sont présentés dans le tableau 3.1 :

TABLE 3.1 – Typologies d'algorithmes

	Paramètres	Structure
<b>Données Complètes</b>	Maximum de Vraisemblance(MV)	Recherche de causalité (PC)
	Estimation Bayésien(EB)	Arbre de poids maximale(scores)
	Maximum à posteriori(MAP)	K2
		Recherche de gloutonne
<b>Données incomplètes</b>	Expection Maximisation	Structural-EM

Dans notre travail, nous nous intéressons aux algorithmes permettant de définir une structure causale d'un RB, en prenant en compte que les données qui présentent notre système sont complètes. Dans ce cas l'algorithme le plus utilisé dans la littérature est l'algorithme de PC (Peter et Clarck) proposé par Spirtes et al. [84]. Cet algorithme limite les tests d'indépendance aux indépendances d'ordre 0 ( $X_A \perp X_B$ ), puis aux indépendances conditionnelles d'ordre 1 ( $X_A \perp X_B | X_C$ ), et ainsi de suite, est présenté comme suit :

**Algorithme PC**

– Construction d'un graphe non orienté

Soit  $G$  le graphe reliant complètement tous les nœuds  $X$

$i \leftarrow 0$

Répéter

Recherche des indépendances conditionnelles d'ordre  $i$

$\forall \{X_A, X_B\} \in X^2$  tels que  $X_A - X_B$  et  $Card(Adj(G, X_A, X_B)) \geq i$

$\forall S \subset Adj(G, X_A, X_B)$  tel que  $Card(S) = i$

si  $X_A \perp X_B | S$  alors

suppression de l'arête  $X_A - X_B$  dans  $G$

$Sepset(X_A, X_B) \leftarrow Sepset(X_A, X_B) \cup S$

$Sepset(X_B, X_A) \leftarrow Sepset(X_B, X_A) \cup S$

$i \leftarrow i + 1$

Jusqu'à  $Card(Adj(G, X_A, X_B)) < i, \forall \{X_A, X_B\} \in X^2$

– Recherche des V-structures

$\forall \{X_A, X_B, X_C\} \in X^3$  tels que  $\overline{X_A X_B}$  et  $X_A - X_B - X_C$

si  $X_C \notin Sepset(X_A, X_B)$  alors on crée une V-structure :

$X_A \rightarrow X_C \leftarrow X_B$

– Ajout récursif de  $\rightarrow$

Répéter

$\forall \{X_A, X_B\} \in X^2,$

si  $X_A - X_B$  et  $X_A \leftrightarrow X_B$ , alors ajout d'une flèche à  $X_B X_A \rightarrow X_B$

si  $\overline{X_A X_B}, \forall X_C$  tel que  $X_A \rightarrow X_C$  et  $X_C \rightarrow X_B$  alors  $X_C \rightarrow X_B$

Tant qu'il est possible d'orienter des arrêtes

**Notations**

- ◇  $X$  : ensemble de tous les nœuds
- ◇  $Adj(G, X_A)$  : ensemble de tous les nœuds adjacents à  $X_A$  dans  $G$
- ◇  $Adj(G, X_A, X_B)$  :  $Adj(G, X_A) \setminus \{X_B\}$

- ◇  $X_A - X_B$  : il existe une arête entre  $X_A$  et  $X_B$
- ◇  $X_A \rightarrow X_B$  : il existe un arc de  $X_A$  vers  $X_B$
- ◇  $\overline{X_A X_B}$  :  $X_A$  et  $X_B$  sont adjacents  $X_A - X_B$ ,  $X_A \rightarrow X_B$  ou  $X_B \rightarrow X_A$
- ◇  $X_A \leftrightarrow X_B$  : il existe un chemin dirigé reliant  $X_A$  et  $X_B$

### Identification des variables dans le réseau

Après la construction du réseau, nous passons à l'identification des variables dans un RB. Nous avons utilisé la structure développé par Verron et al. [78], qui est une amélioration de la décomposition "MYT"(Mason, Young et Tracy [85]).

**La décomposition "MYT"** L'utilisation de la méthode "MYT" base sur le calcul de la statistique  $T^2$ . MYT décompose la statistique  $T^2$  dans un nombre limité de composantes orthogonales qui sont également des distances statistiques [4]. La décomposition est la suivante :

$$T^2 = T_1^2 + T_{2\bullet 1}^2 + T_{3\bullet 1,2}^2 + T_{4\bullet 1,2,3}^2 + \dots + T_{p\bullet 1,2,3\dots p-1}^2 \quad (3.1)$$

Où  $T_{i\bullet j,k}^2$  représente la statistique  $T^2$  de la régression des variables  $X_j$  et  $X_k$  sur la variable  $X_i$ . On voit qu'il existe un nombre important de décompositions différentes ( $p!$ ), et donc il existe un grand nombre de facteur ( $p \times 2^{(p-1)}$ ) différents. Un exemple sur un procédé de 3 variables, est présenté par Verron [4] pour obtenir les différentes décompositions suivantes :

$$\begin{aligned} T^2 &= T_1^2 + T_{2\bullet 1}^2 + T_{3\bullet 1,2}^2 \\ T^2 &= T_1^2 + T_{3\bullet 1}^2 + T_{2\bullet 1,3}^2 \\ T^2 &= T_2^2 + T_{1\bullet 2}^2 + T_{3\bullet 1,2}^2 \\ T^2 &= T_2^2 + T_{3\bullet 2}^2 + T_{1\bullet 2,3}^2 \\ T^2 &= T_3^2 + T_{1\bullet 3}^2 + T_{2\bullet 1,3}^2 \\ T^2 &= T_3^2 + T_{2\bullet 3}^2 + T_{1\bullet 2,3}^2 \end{aligned} \quad (3.2)$$

Beaucoup de détails sur le calcul de ces termes ont été bien présenté dans les travaux de Mason et al. [85]. Les termes  $T_j^2$  sont appelés facteurs non conditionnés ; alors que les termes  $T_{i\bullet,j,k}^2$  sont des facteurs conditionnés. Chaque facteur suit une distribution de Fisher (équation 3.3).

$$T_{j+1\bullet 1,\dots,j}^2 = \frac{(m+1)(m-1)}{m(m-k-1)} F_{1,m-k-1} \quad (3.3)$$

Où  $k$  représente le nombre de facteurs conditionnés. Cette équation va être simplifier pour les termes non conditionnés ( $k = 0$ ) par l'équation 3.4 :

$$T_{j+1\bullet 1,\dots,j}^2 \sim \frac{(m+1)}{m} F_{1,m-1} \quad (3.4)$$

Cette décomposition nous permet de détecter un problème sur chacun des facteurs. Par exemple, si l'on s'aperçoit que le facteur  $T_{j+2\bullet 1}^2$  est responsable d'un hors contrôle du procédé, on peut directement aller chercher la cause de l'anomalie sur un réglage physique affectant la corrélation entre ces deux variables.

Verron et al. [78] ont proposé de suivre directement les variables  $T_{i\bullet(X_i)}^2$  dans le réseau. Pour cela, ils ont rajouté une variable discrète pour chaque nœud univarié du réseau bayésien. Si nous avons un graphe représentant un système à 3 variables, nous obtenons alors un réseau avec six nœuds : 3 continus (univarié) et 3 discrets (bimodale), comme cela est indiqué sur la figure 3.1.

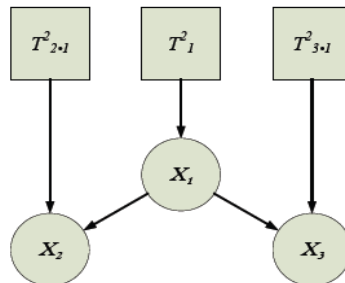


FIGURE 3.1 – Exemple de la méthode MYT par réseau bayésien [4]

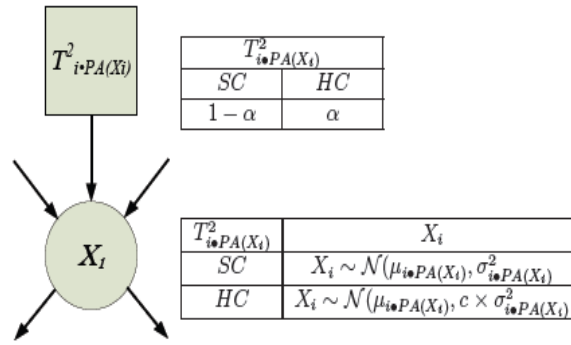


FIGURE 3.2 – Réseau bayésien similaire à la carte  $T^2_{i \bullet (X_i)}$  [4]

La figure 3.2 détaille la table de probabilités conditionnelles associée à un nœud continu du réseau, ainsi que la table de probabilités a priori de son nœud discret associé. Quand une faute est détectée dans le procédé, chaque nœud discret fournit une certaine probabilité que la variable soit sous contrôle. Les variables incriminées dans la faute du procédé sont les variables possédant une probabilité inférieure à  $1 - \alpha$ . ( $\alpha$  représente le taux des fausses alarmes) Alors, on peut déterminer facilement les variables du procédé sur lesquelles la faute a agi.

### 3.3 Modélisation du SIMIQ

Cette section a pour but de présenter la modélisation d'une approche intelligente pour la maîtrise d'un procédé industriel complexe en utilisant plusieurs techniques. La stratégie choisie est de modéliser dans un système multi-agent les différentes étapes de la maîtrise des procédés industriels (la détection, le diagnostic, l'identification et la réparation). Le modèle proposé est composé de quatre agents principaux qui sont : MCCEA, DANNA, IBNA, et RA. La figure 3.3 représente le diagramme générale de l'approche proposée.

Notre choix du système multi-agents est justifié par un ensemble de raisons parmi lesquels :

- ◊ La complexité de la tâche de maîtrise d'un procédé industriel multivarié,
- ◊ Les SMA représentent un bon outil pour assurer cette hétérogénéité d'intelligence (carte de contrôle, RNA, RB, système expert),
- ◊ En plus l'un des avantages qui nous encourage à utiliser les SMA est sa



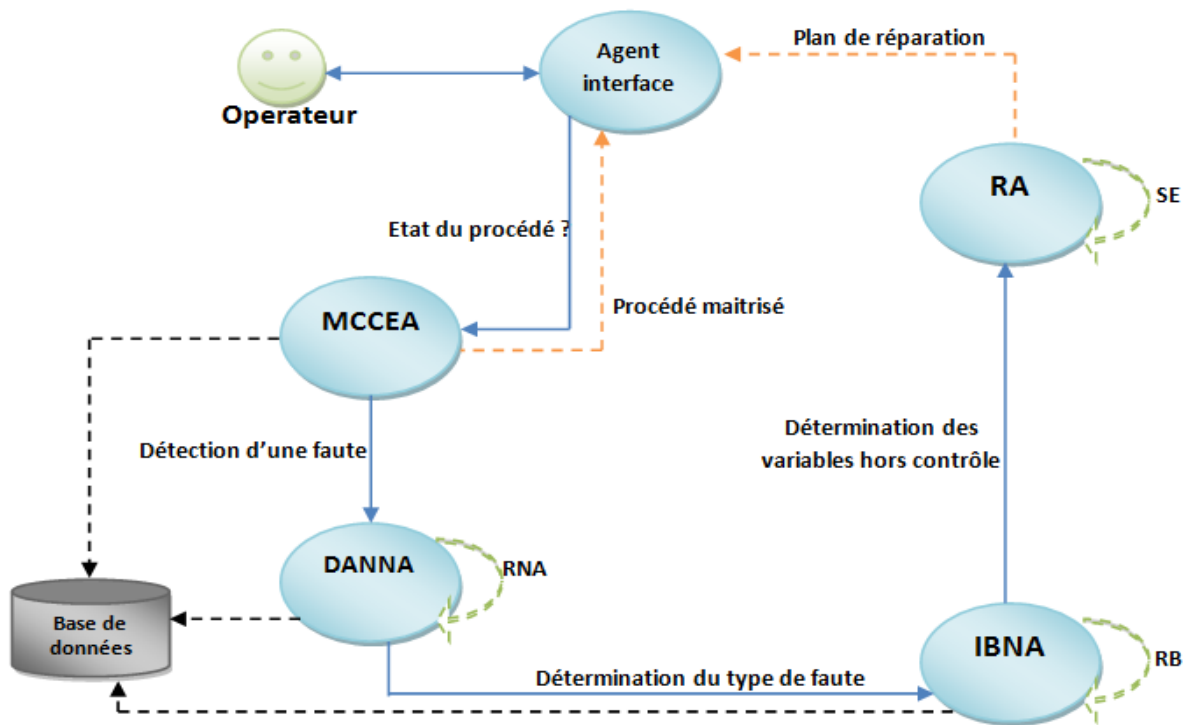


FIGURE 3.3 – Diagramme d'agents

meilleure caractéristique de la résolution du problème complexe,

- ◇ La modularité rend la programmation et l'implémentation d'un tel système simple,
- ◇ La vitesse d'exécution,
- ◇ Les agents communiquent entre eux par l'envoi de message afin d'assurer le travail du groupe.

Les fonctionnalités de chaque agent sont détaillées dans ce qui suit :

### 3.3.1 Agent interface

C'est un agent réactif qui représente une passerelle entre le système multi-agents développé et l'opérateur. Il reçoit une requête de l'opérateur (état du procédé) et il affiche les réponses des autres agents à l'utilisateur. Quand il reçoit une requête de l'opérateur pour contrôler l'état du procédé, il envoie un message à l'agent MCCEA. Si le procédé est sous contrôle, cet agent affiche la réponse du MCCEA à l'utilisateur. Dans le cas contraire, il attend la réponse de l'agent RA qui va proposer des actions correctives à l'opérateur.

TABLE 3.2 – Exemples de règles de détection

Règles#	Règles de détection
1	IF $T^2 < (LC)$ THEN procede-SC
2	IF $T^2 > (LC)$ THEN procede-HC

### 3.3.2 Agent de détection (MCCEA)

Il reçoit un message de l’agent interface et exécute les cartes de contrôles. Après, l’analyse des ces cartes de contrôle, il décide de l’état du procédé. Le tableau 3.2 indique quelques règles de décision de cet agent. Si le procédé est sous contrôle, il envoie un message à l’agent interface, sinon il envoie un message à l’agent DANNA pour déterminer la faute qui présente dans le procédé. La figure 3.4, représente l’activité interne de l’agent MCCEA.

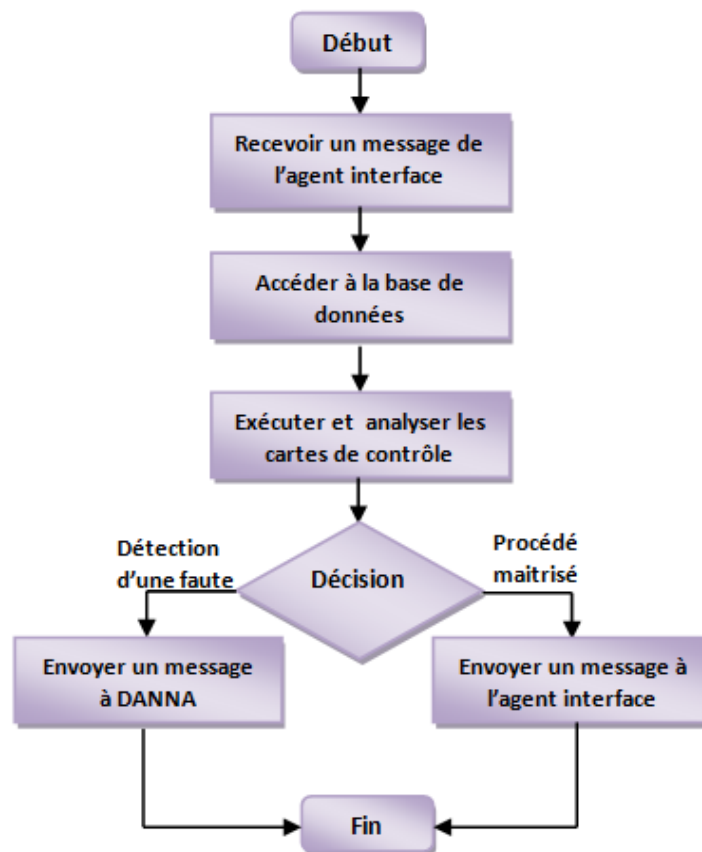


FIGURE 3.4 – L’activité interne de l’agent MCCEA

### 3.3.3 Agent diagnostic (DANNA)

Quand le procédé a été déclaré dans une situation de hors contrôle, cet agent reçoit un message de le MCCEA. Le rôle principal de DANNA est de déterminer la faute présente dans le procédé en utilisant les réseau de neurones PMC. Après il envoi un message à l'agent IBNA. L'activité interne de l'agent DANNA est indiqué sur la figure 3.5.

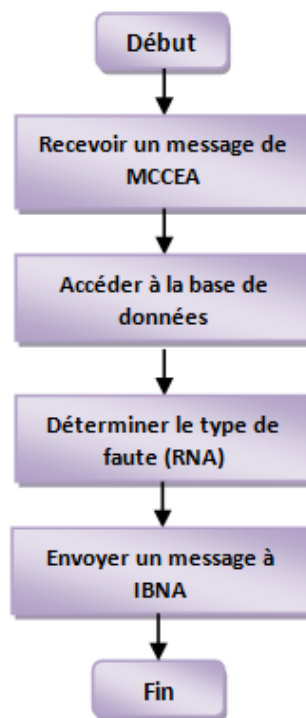


FIGURE 3.5 – L'activité interne de l'agent DANNA

### 3.3.4 Agent identification (IBNA)

Cet agent reçoit un message de l'agent DANNA, qui contient la faute (s) qui apparaît (apparaissent) dans le procédé. Un réseau bayésien est construit en utilisant l'algorithme PC. A partir de ce réseau, les variables impliquées l'instabilité du procédé sont identifiées. Après, il envoi un message à l'agent RA responsable des actions de réparation du procédé.

### 3.3.5 Agent Réparation (RA)

Cet agent est développé en utilisant un système expert. Il reçoit un message de l'agent IBNA, qui contient l'identification des variables hors contrôle. Il trouve le

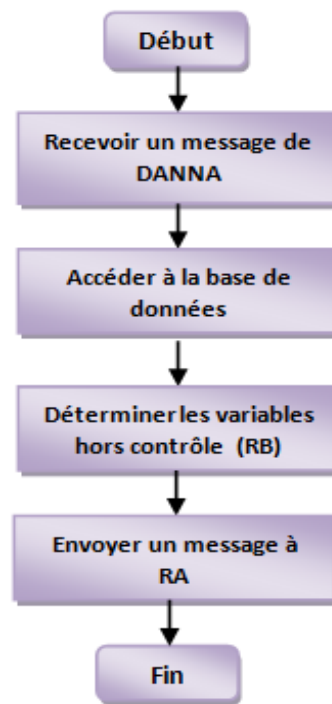


FIGURE 3.6 – L'activité interne de l'agent IBNA

plan de réparation et envoi un rapport à l'agent d'interface.

### 3.4 Modélisation de l'approche proposée

La modélisation d'un système avant sa réalisation permet de mieux comprendre son fonctionnement. C'est aussi un bon moyen de maîtriser sa complexité et d'assurer sa cohérence. De plus pour programmer une application, il ne convient pas de se lancer tête baissée dans l'écriture du code : il faut d'abord organiser ses idées, les documenter, puis organiser la réalisation en définissant les modules et les étapes de la réalisation. Pour ces différentes raisons, nous avons adopté le langage AUML (Agent Unified Modeling Language). Il nous a permis d'analyser facilement et modéliser la conception de notre système multi-agent.

#### 3.4.1 Diagramme de classe

AUML est une extension de UML, qui a été présentée pour la première fois par Bauer [86]. Il a suggéré deux nouvelles spécifications pour présenter les interactions entre les agents dans les SMA : le diagramme de séquence avec trois connec-



FIGURE 3.7 – L'activité interne de l'agent RA

teurs AND, OR, XOR, et le diagramme de classe agent. Le diagramme de classe de l'approche proposé est illustré sur la figure 3.8.

### 3.4.2 Diagramme de séquence

L'objectif du diagramme de séquence est de présenter l'envoi de messages entre les agents dans le temps en utilisant les protocoles de communication. Un diagramme de séquence AUML est composé de deux axes : un axe vertical représentant le temps et un axe horizontal représentant les agents du système. Les différentes interactions entre les agents sont présentées dans le diagramme de séquence sur la figure 3.9.

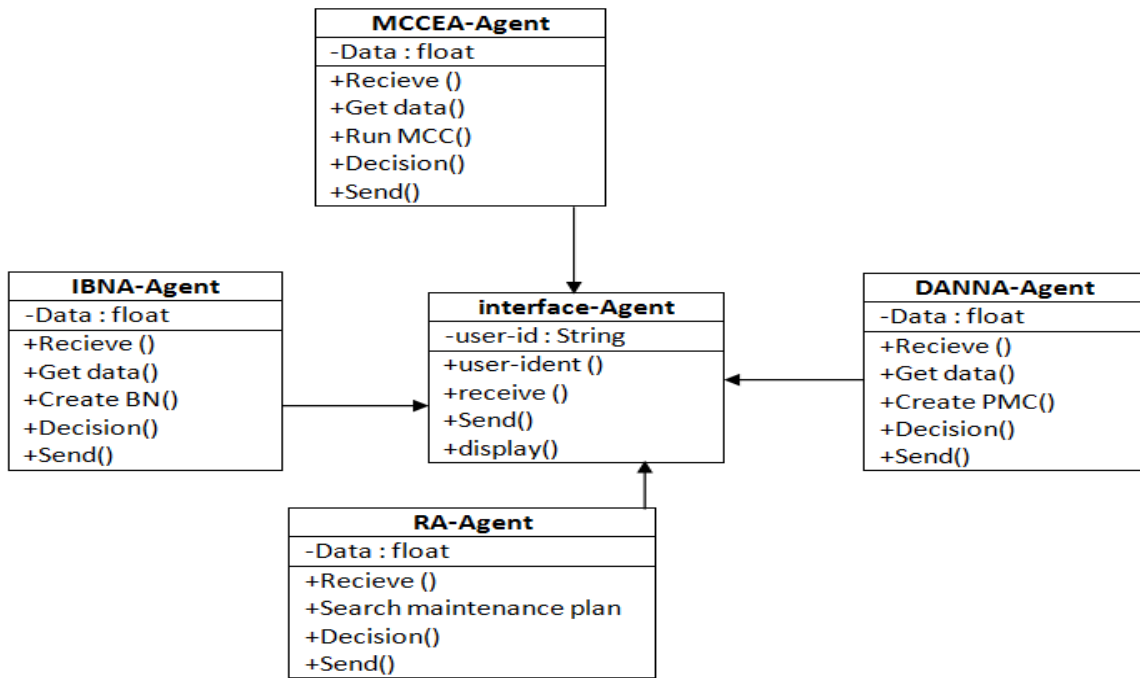


FIGURE 3.8 – Diagramme de classe des agents de SIMIQ

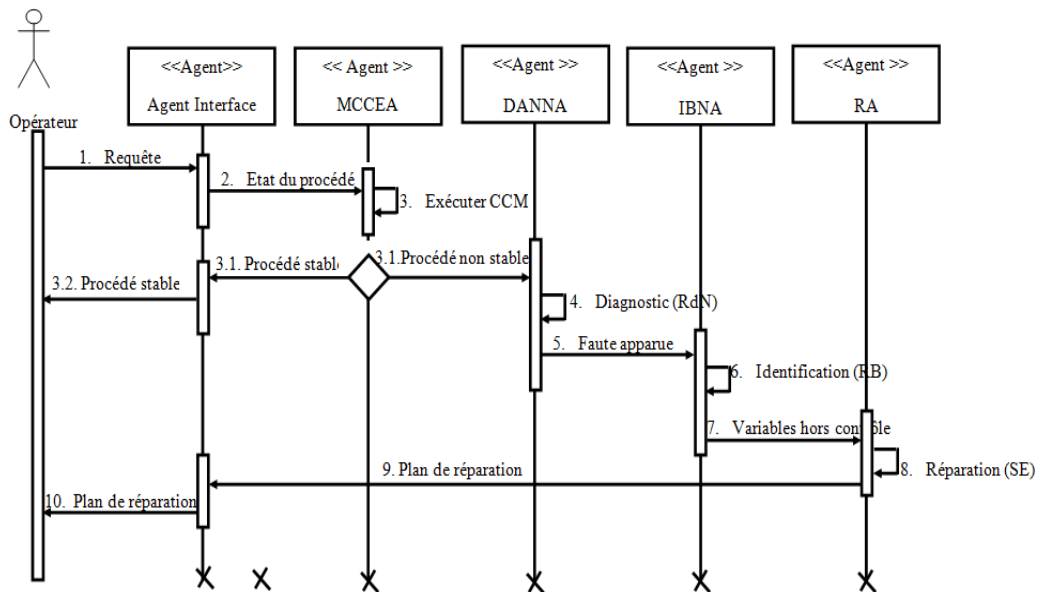


FIGURE 3.9 – diagramme de séquence des agents de SIMIQ

### **3.5 Conclusion**

Ce chapitre a permis de présenter notre contribution dans le domaine de la maîtrise des procédés. Nous avons pu établir un lien entre les cartes de contrôle, les réseaux de neurones, les réseaux bayésiens et les systèmes experts. Ensuite, nous avons expliqué l'architecture de l'approche proposée. Quatre agents principaux sont proposés : Agent de détection qui exécute et analyse les cartes de contrôle, un agent de diagnostic utilise un réseau de neurones de type PMC pour déterminer la faute présente dans le procédé. En s'appuyant sur les travaux Verron et al. [78], nous avons développé un agent d'identification par réseau bayésien.

Enfin, il est nécessaire de tester si une approche est réellement applicable sur un procédé concret. Dans ce but, le prochain chapitre présente l'application de notre approche sur un procédé chimique complexe : le Tennessee Eastman Process (TEP).

***“En toute chose, c’est la fin qui est essentiel.”***

Aristote ; La Poétique à Nicomaque - IVe s. av. J.-C.



# Chapitre 4

## Développement de SIMIQ

L'approche proposée dans la section 3.3, demande comme toute méthode de détection et de diagnostic une base de données regroupant des observations de la période du fonctionnement normale et ainsi que des observations des différentes fautes connues. Pour valider notre système sur un exemple réel, nous l'appliquons dans ce chapitre sur un procédé chimique : le TEP. La section 4.2 présente ce procédé complexe impliquant 53 variables et 21 types de fautes (15 fautes connues et 6 non-connues). Dans la section 4.4, nous étudions sur ce procédé les performances de l'approche proposée en détection, en diagnostic, en identification ainsi qu'en réparation.

### 4.1 Description des outils utilisés

#### 4.1.1 WEKA

WEKA est une suite logicielle open source d'apprentissage automatique. Écrite en java, développée à l'université Waikat, Nouvelle-Zélande. Elle est utilisée dans beaucoup de domaines, en particulier l'éducation et la recherche. La fenêtre présentée dans la figure 4.1 est obtenue avec les données de l'iris de l'université de Californie à Irvine. Les principaux points forts de WEKA sont :

- ◇ Librement disponible (gratuitement) sous la licence publique générale GNU,
- ◇ Portable (implémenté en Java) et donc fonctionne sur toutes les plateformes modernes, et sur tous les systèmes d'exploitation actuels,
- ◇ Contient une collection complète de préprocesseurs de données et de tech-

niques de modélisation,

- ◇ Facile à utiliser en raison de l'interface graphique qu'il contient et facile aussi à intégrer dans les applications JAVA.

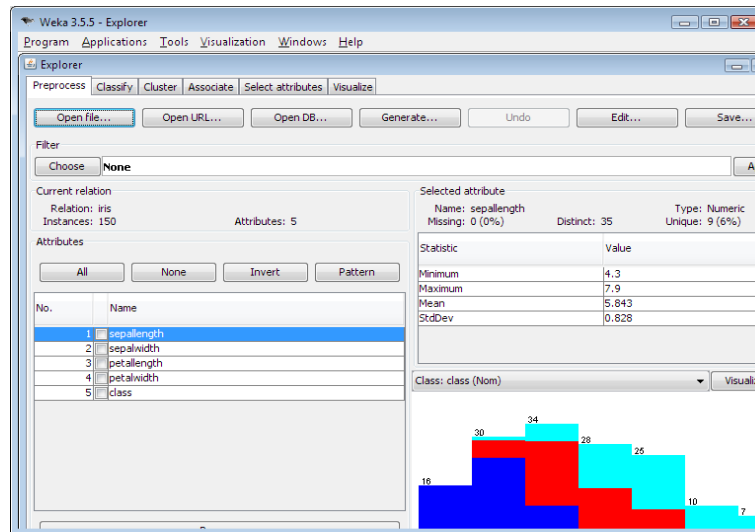


FIGURE 4.1 – Une fenêtre Weka

### 4.1.2 OpenMarkov

OpenMarkov est un outil logiciel open source développé au centre Research Center on Intelligent Decision-Support Systems (CISIAD) de l'université de Nacional de Educación a Distancia (UNED), Madrid, Espagne. La figure 4.2 présente l'interface graphique de l'utilisation de OpenMarkov. Il a été conçu pour :

- ◇ Développer les modèles graphique probabilistes comme : les réseaux bayésiens et les diagrammes d'inférences,
- ◇ Apprentissage des RBs d'une manière interactive,
- ◇ Analyser de coûts d'efficacité.

### 4.1.3 JESS TAB

JESS est un environnement crée par Dr. E-J. Friedman à Sandia National Laboratoires in livermore, Canada, à la fin de 1990. JESS est un langage à base de règles écrit en java fonctionne en chainage avant et en chainage arrière. Il est très pratique pour décrire des comportements d'agents évolués. Il existe plusieurs outils

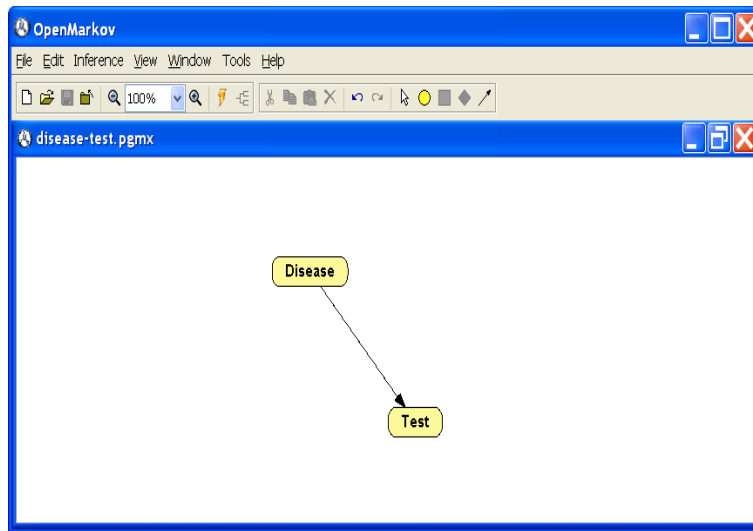


FIGURE 4.2 – Un RB composé de trois nœuds sous OpenMarkov

supplémentaires pour faciliter la programmation avec JESS : Plug-in avec Eclipse, éditeur de règle pour JESS, et Jess (Jess.Tab). Parmi ses avantages on cite :

- ◇ Le mécanisme d'inférence (par défaut le chaînage avant/ chaînage arrière) est au choix de l'utilisateur,
- ◇ Adapté à la programmation à base de règles,
- ◇ Portabilité et rapidité

#### 4.1.4 NetBeans IDE

NetBeans est un environnement de développement intégré (EDI), placé en open source par Sun en juin 2000. En plus de Java, NetBeans permet également de supporter différents autres langages, comme C, C++, JavaScript, XML ... etc. Il est conçu en Java, il est disponible sous Windows, Linux, Solaris, Mac OS X ou sous une version indépendante des systèmes d'exploitation (requérant une machine virtuelle Java). L'interface de l'utilisation de NetBeans est présentée sur la figure 4.3

#### 4.1.5 JADE

Jade est un logiciel libre distribué par TILab en open source. Il a pour but de simplifier le développement des systèmes multi agents tout en fournissant un ensemble complet de services et d'agents conformes aux spécifications FIPA (Foundation for Intelligent Physical Agent). La communication entre les agents est exécutée

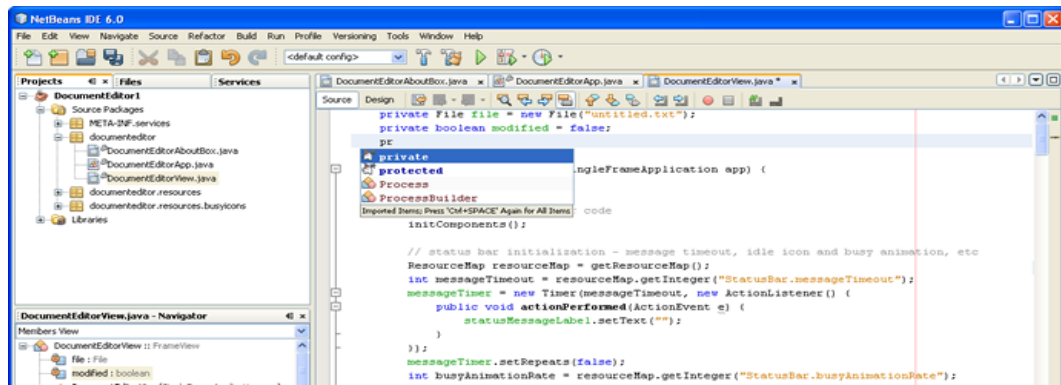


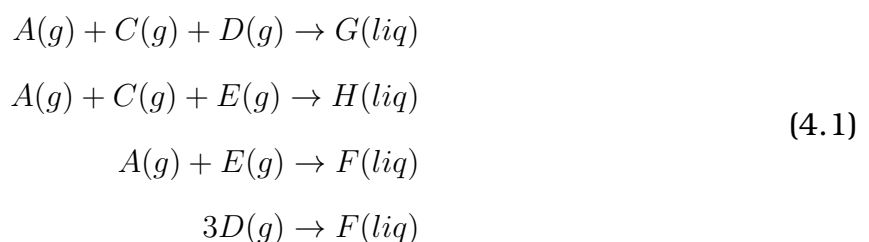
FIGURE 4.3 – NetBeans

par messages ACL (Agent Communication Language). Pour chaque agent, JADE crée et contrôle une file d'attente des messages entrants.

## 4.2 Présentation du TEP

Le TEP est un procédé développé par la société Eastman Chemical Company afin de fournir une simulation d'un procédé industriel réel pour le test de méthodes d'asservissements et/ou de surveillance de procédé [87]. Le TEP est basé sur un procédé chimique existant réellement, mais dont certains composants cinétiques et conditions opérationnelles ont été modifiés afin d'assurer la confidentialité du procédé réel. Le TEP a été très utilisé par la communauté de la surveillance des procédés afin de comparer certaines méthodes ([88], [89]) (voir figure 4.4).

Ce procédé est composé de cinq éléments principaux : un réacteur, un compresseur, un décapeur, un séparateur et condenseur. Le procédé produit deux composants liquides **G** et **H**, à partir de quatre gaz réactifs **A**, **C**, **D** et **E**. Le système implique également un gaz inerte **B** (non réactif), ainsi qu'un dérivé de production **F**. Huit composants sont donc impliqués le procédé. les réactions chimiques du procédé sont données par le système d'équations 4.1.



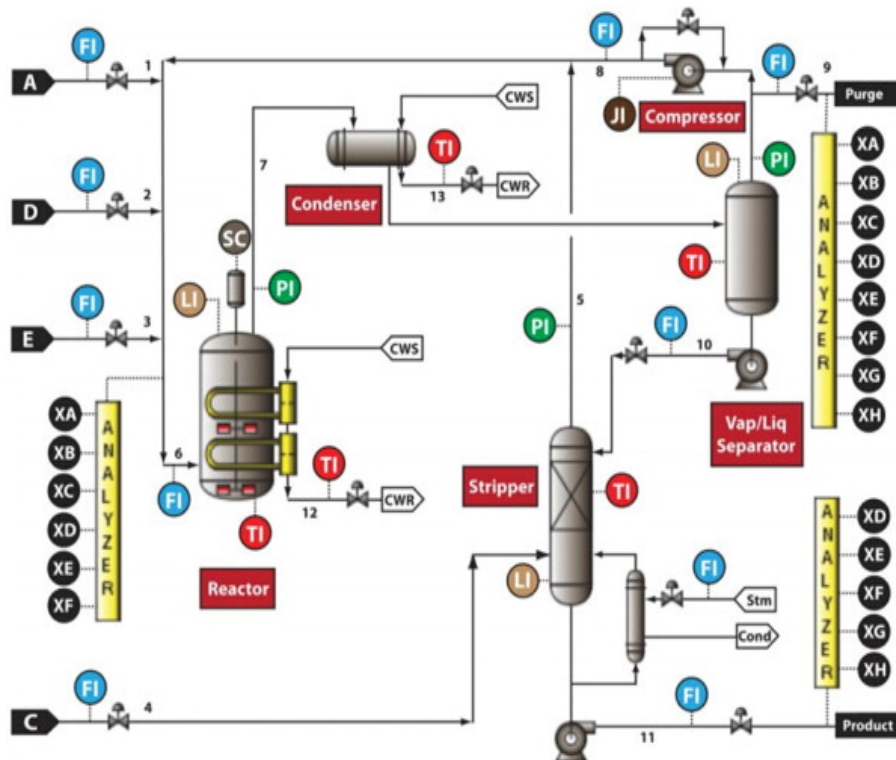


FIGURE 4.4 – Schéma du Tennessee Eastman Process

Toutes les réactions sont irréversibles exothermiques et approximativement de premier ordre en respect des concentrations des différents réactifs. Les taux de réactions suivent la loi d'Arrhenius [90] et la réaction produisant G possède une énergie d'activation élevée, résultant une forte sensibilité à la température.

Les gaz réactifs (**A**, **C**, **D** et **E**) alimentent le réacteur où ils réagissent et forment, à l'aide d'un catalyseur, les produits **G** et **H** sous forme gazeuse. Un système de refroidissement liquide (par eau) à l'intérieur du réacteur permet l'extraction d'une grande partie de la chaleur produite par celui-ci. Les produits quittent le réacteur, alors que le catalyseur reste dans celui-ci.

Le gaz produit est refroidi au moyen d'un condenseur et alimente alors le séparateur liquide vapeur. La vapeur non condensée dans le séparateur est renvoyée vers le réacteur au moyen d'un compresseur. Le gaz inerte **B** et le produit dérivé **F** sont purgés du procédé dans le séparateur. Le flux condensé dans le séparateur est envoyé au décapeur qui a pour but d'éliminer les dernières traces de réactifs. Alors, les produits **G** et **H** sont aspirés à l'extérieur du procédé par une unité non représentée sur la figure 4.4.

TABLE 4.1 – Variables de mesure en continu

<b>Variable</b>	<b>Description</b>	<b>Unité</b>
XMES(1)	Débit d'alimentation en A	<i>kscmh</i>
XMES(2)	Débit d'alimentation en D	<i>kg/hr</i>
XMES(3)	Débit d'alimentation en E	<i>kg/hr</i>
XMES(4)	Débit d'alimentation total	<i>kscmh</i>
XMES(5)	Débit de recyclage	<i>kscmh</i>
XMES(6)	Débit d'alimentation du réacteur	<i>kscmh</i>
XMES(7)	Pression du réacteur	<i>kPa</i>
XMES(8)	Niveau du réacteur	%
XMES(9)	Température du réacteur	<i>C°</i>
XMES(10)	Débit de purge	<i>kscmh</i>
XMES(11)	Température du séparateur	<i>C°</i>
XMES(12)	Niveau du séparateur	%
XMES(13)	Pression du séparateur	<i>kPa</i>
XMES(14)	Débit du séparateur	<i>m<sup>3</sup>/hr</i>
XMES(15)	Niveau du décapeur	%
XMES(16)	Pression du décapeur	<i>kPa</i>
XMES(17)	Débit du décapeur	<i>m<sup>3</sup>/hr</i>
XMES(18)	Température du séparateur	<i>C°</i>
XMES(19)	Débit de gaz au séparateur	<i>kg/hr</i>
XMES(20)	Puissance du compresseur	<i>kW</i>
XMES(21)	Température de refroidissement liquide en sortie de réacteur	<i>C°</i>
XMES(22)	Température de refroidissement liquide en sortie de séparateur	<i>C°</i>

Ce procédé comporte 53 variables : 12 variables d'asservissement et 41 variables mesurables. Parmi les 41 variables mesurables, 22 sont des variables mesurables en continu (ce sont les valeurs des capteurs du procédé), alors que les autres sont des mesures de compositions telles que des concentrations, et ne sont donc pas disponibles en continu mais échantillonnées. Les 22 variables mesurables en continu sont listées dans la table 4.1. Les autres variables mesurables sont visibles dans la table 4.2. Les 12 variables d'asservissement sont données dans la table 4.3.

L'intérêt du TEP pour la communauté de l'asservissement est que ce procédé est fortement instable en boucle ouverte. Lyman et Georgakis [91] ont fourni plusieurs structures d'asservissement du TEP et ont mis en évidence qu'une seule était

TABLE 4.2 – Variables de mesure échantillonnées

<b>Variable</b>	<b>composant</b>	<b>Période d'échantillonnage(min)</b>	<b>Unité</b>
XMES(23)	A	6	mol %
XMES(24)	B	6	mol %
XMES(25)	C	6	mol %
XMES(26)	D	6	mol %
XMES(27)	E	6	mol %
XMES(28)	F	6	mol %
XMES(29)	A	9	mol %
XMES(30)	B	9	mol %
XMES(31)	C	9	mol %
XMES(32)	D	9	mol %
XMES(33)	E	9	mol %
XMES(34)	F	9	mol %
XMES(35)	G	9	mol %
XMES(36)	H	9	mol%
XMES(37)	D	11	mol %
XMES(38)	E	11	mol %
XMES(39)	F	11	mol %
XMES(40)	G	11	mol %
XMES(41)	H	11	mol %

TABLE 4.3 – Variables de contrôle du TEP

<b>Variable</b>	<b>Description</b>	<b>Unité</b>
XC(1)	Débit d'alimentation en D	$kg/hr$
XC(2)	Débit d'alimentation en E	$kg/hr$
XC(3)	Débit d'alimentation en A	$kscmh$
XC(4)	Débit d'alimentation en A et C	$kscmh$
XC(5)	Valve de recyclage du compresseur	%
XC(6)	Valve de purge	%
XC(7)	Débit d'alimentation du séparateur	$m^3/hr$
XC(8)	Débit d'alimentation du séparateur	$m^3/hr$
XC(9)	Valve du décapeur	%
XC(10)	Débit du refroidissement liquide au réacteur	$m^3/hr$
XC(11)	Débit du refroidissement liquide au condenseur	$m^3/hr$
XC(12)	Vitesse de l'agitateur	

réellement performante. Dans notre travail, nous avons travaillé avec la structure recommandée par ces auteurs. La figure 4.5 représente le schéma du TEP et son asservissement. Dans ce schéma, seules les variables et les boucles d'asservissement sont représentées (les boucles d'asservissement sont représentées en pointillé). Comme tout procédé industriel, le TEP est soumis à 21 fautes différentes. Ces fautes sont de diverses natures : saut en échelon de certaines variables internes, augmentation de la variabilité d'autres, ou bien faute d'actionneurs tel qu'une vanne bloquée. La description de ces 21 fautes est faite dans le tableau 4.4. On peut observer que les fautes F16 à F21 sont inconnues.

Afin de visualiser le comportement des 52 variables du procédé, nous fournissons, en annexe A, le tracé de celles-ci dans le cas du fonctionnement normal et pour la faute F3.

Pour mieux comprendre ce que représente une faute, nous prenons le cas de la faute F4. Cette faute est une augmentation de la température du liquide de refroidissement à l'entrée du réacteur. Comme pour les autres fautes, on remarque qu'elle agit sur une variable que n'est pas pris en compte dans le procédé : aucune variable surveillée ne donne la température du liquide de refroidissement à l'entrée du réacteur. Cependant, cette faute engendre des répercussions sur deux



TABLE 4.4 – Les différentes fautes de TEP

<b>Faute</b>	<b>Description</b>	<b>Type</b>
<b>F1</b>	Ratio d'alimentation A/C	Saut
<b>F2</b>	Composition en B	Saut
<b>F3</b>	Température d'alimentation en D	Saut
<b>F4</b>	Température d'entrée du refroidissement du liquide au réacteur	Saut
<b>F5</b>	Température d'entrée du refroidissement du liquide au condenseur	Saut
<b>F6</b>	Baisse d'alimentation en A	Saut
<b>F7</b>	Perte de pression d'alimentation en C	Saut
<b>F8</b>	Composition d'alimentation en A, B et C	Variation aléatoire
<b>F9</b>	Température d'alimentation en D	Variation aléatoire
<b>F10</b>	Température d'alimentation en C	Variation aléatoire
<b>F11</b>	Température d'entrée du refroidissement du liquide au réacteur	Variation aléatoire
<b>F12</b>	Température d'entrée du refroidissement du liquide au condenseur	Variation aléatoire
<b>F13</b>	Cinétiques de réactions	Dérive lente
<b>F14</b>	Valve du refroidissement du liquide au réacteur	Bloquée
<b>F15</b>	Valve du refroidissement du liquide au condenseur	Bloquée
<b>F16</b>	Inconnue	Inconnue
<b>F17</b>	Inconnue	Inconnue
<b>F18</b>	Inconnue	Inconnue
<b>F19</b>	Inconnue	Inconnue
<b>F20</b>	Inconnue	Inconnue
<b>F21</b>	Inconnue	Inconnue

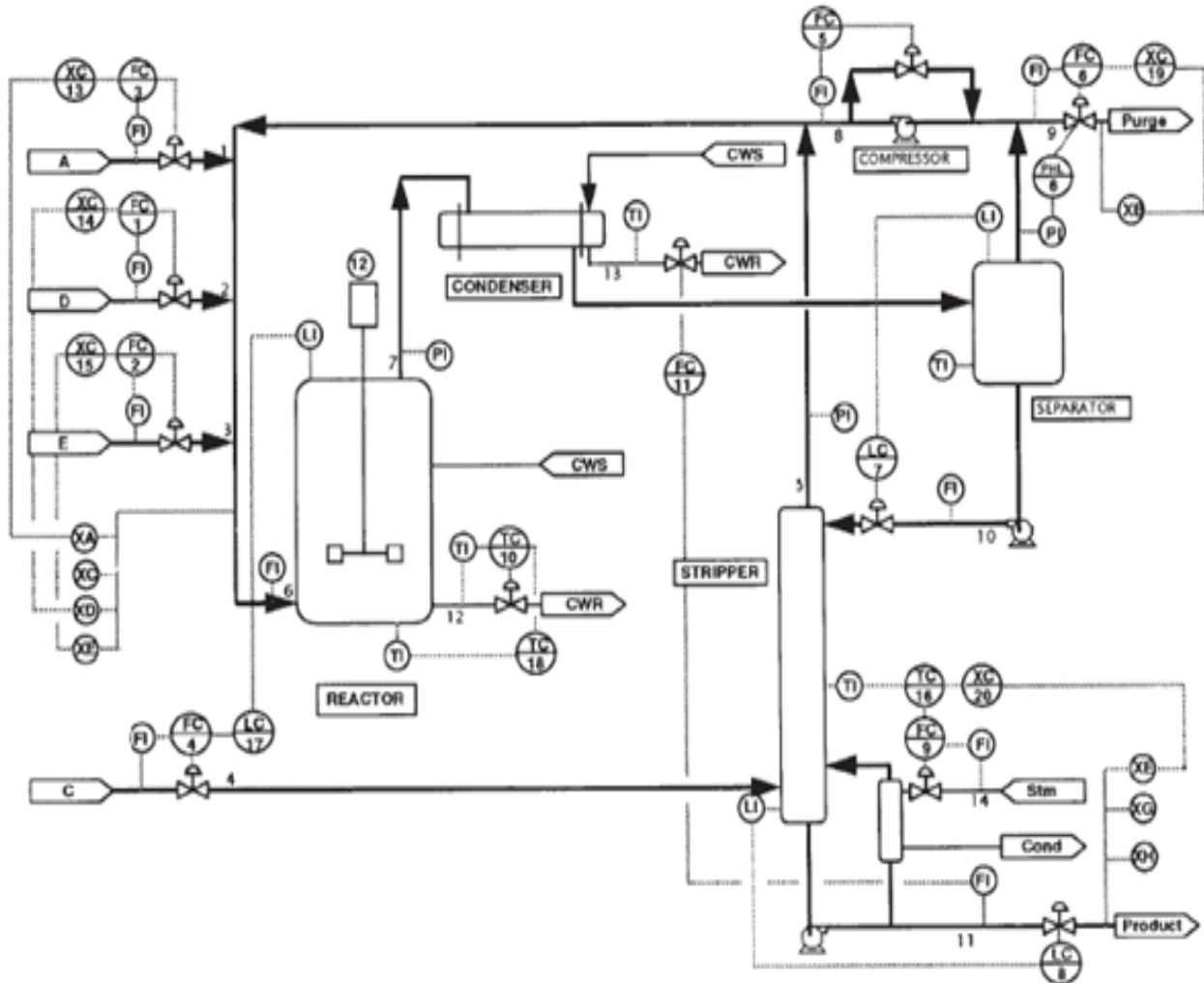


FIGURE 4.5 – TEP asservi par Lyman et Georgakis

variables incluses dans la surveillance : les variables 9 (XMES9) et 51 (XC10), qui représentent respectivement la température du réacteur et le débit de son refroidissement liquide. La figure 4.6 donne la comparaison des variables 9 et 51 pour le cas du fonctionnement normal et pour le cas de la faute F4. Sur les graphiques (a) et (b), la faute F4 est introduite à la 161 observation.

faute devrait donc être facilement détecté. Cependant, certaines fautes n'entraînent pas de changements si brutaux sur les variables du procédé, rendant la détection moins évidente (exemple de la faute F3 en annexe A).

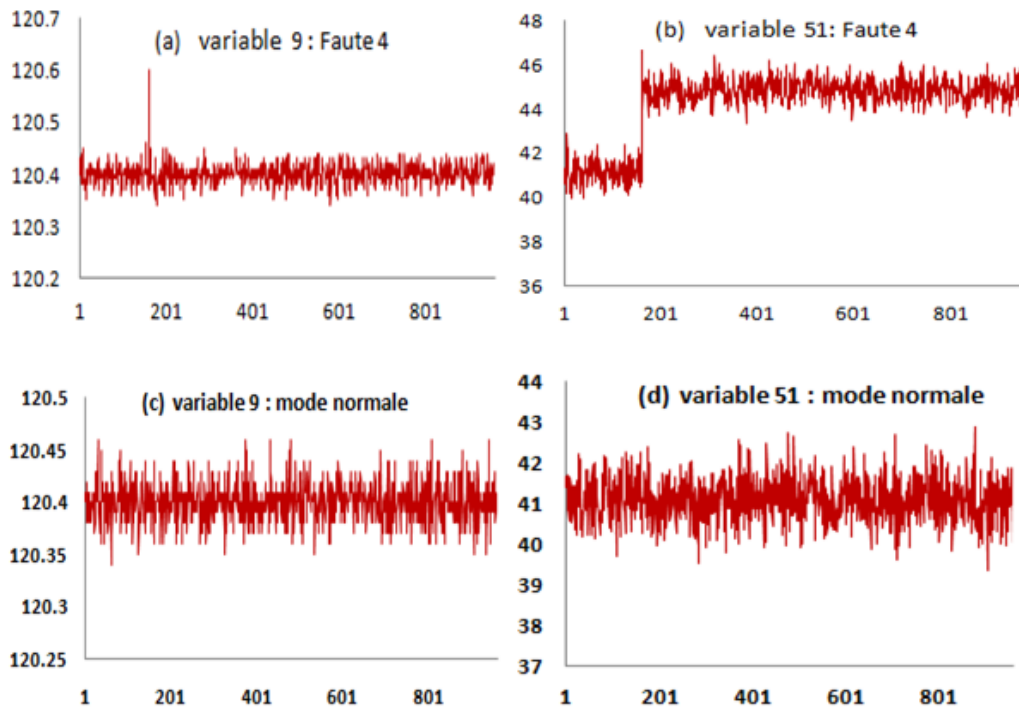


FIGURE 4.6 – Variables 9 (XMES9) et 51 (XC10) pour le fonctionnement normal et F4

### 4.3 Synthèse des travaux réalisés pour le diagnostic des fautes du TEP

Le TEP est trop complexe avec une grande quantité de données. Comme nous l'avons présenté, le TEP comporte 21 fautes. Pour faire le diagnostic de ces fautes (classifier), beaucoup d'approches ont été dédiées à la surveillance du TEP. Par exemple, Raich et al. [92], [93], [94] ont utilisé les techniques statistiques multivariées pour le diagnostic des fautes de TEP.

En plus, Russel et al. [95] ont donné une étude complète de la surveillance d'un procédé multivariées en utilisant plusieurs techniques : analyse discriminante de Fisher «Fisher Discriminant Analysis (FDA)», moindres carré partiels « Partial Least Squares (PLS)», analyse des composantes principale « Principal Component Analyse (PCA)» et analyse factorielle « canonical variate analysis (CVA)».

D'autres méthodes statistiques multivariées développées pour le diagnostic des fautes de TEP par exemple : dynamique PCA/FDA dynamique par Ku et al. [96],

moving PCA (MPCA) par Kano et al. [97], et analyse en composantes indépendantes modifiée « modified Independent Component Analysis (modified ICA) » par Lee et al. [98].

Chen et al. [99], Nashalji et al. [100], Chiang et al. [101], and Kulkarni et al. [102], ont utilisé les réseaux de neurones et les SVM pour le diagnostic des fautes du TEP. Eslamloueyan [103] (2011) a proposé un réseau de neurones hiérarchique pour le diagnostic des fautes de TEP.

Les RBs sont exploités aussi par Verron [78], les graphes orientés signés « signed directed graphs (SDG) » par Maurya et al. [104] dans le diagnostic des fautes des TEP. Li et al. [105] ont développé un algorithme qui baptisé PC1DARMF (Supervised pattern classification method using one-dimensional adaptive rank-order morphological filter). Cet algorithme a donné de bons résultats pour la détection et le diagnostic des fautes de TEP. El-Ferchichi [106] dans sa thèse de doctorat a proposé une approche de sélection des variables pour la surveillance d'un procédé industriel multivarié, elle a évalué son approche sur le diagnostic des fautes du TEP.

La plupart des travaux réalisés au TEP se sont intéressés qu'au diagnostic des fautes. Dans ce travail de recherche nous avons développé un SMA qui combine plusieurs techniques pour une maîtrise complète du TEP (détection, diagnostic, identification et reconfiguration). L'approche développée donne : une bonne détection de fautes, un taux élevé de diagnostic des fautes, une bonne identification des causes d'instabilité, un plan des tâches de réparation du procédé. Le modèle proposé est facile à implémenter et à utiliser. En plus la complexité est plus moindre vis à vis des autres approches qui ont été proposées au diagnostic des fautes du TEP.

## 4.4 Évaluation de SIMIQ sur le TEP

Dans cette section, nous évaluons les performances de la méthode proposée sur un exemple concret, celui du Tennessee Eastman Process. Nous avons repris les données utilisées dans le livre de Chiang et al. [47]. Elles proviennent du TEP couplé à la structure d'asservissement de Lyman et Georgakis [91]. L'intérêt

de ces données est qu'elles sont disponibles en ligne à l'adresse suivante <http://web.mit.edu/braatzgroup/>. Ces données se présentent (voir table 4.5) : 480 observations d'apprentissage pour chaque type de faute ainsi que pour la période normale et 960 observations de test pour chaque type de faute ainsi que pour la période normale. Les données d'apprentissage ont été obtenues par simulation de chacune des fautes sur une période de 24 heures, alors que les données de test ont été obtenues sur une durée de 48 heures. La période d'échantillonnage de toutes les variables a été fixée à 3 minutes. Il faut également préciser que les 53 variables n'ont pas été prises en compte puisque la variable XC(12), la vitesse de l'agitateur, reste constante dans n'importe quelle situation (ceci étant dû au système d'asservissement). Ainsi, seul 52 variables sont présentes dans les données utilisées.

TABLE 4.5 – Les données de la base de données utilisée

Classe	Données d'apprentissage	Données de test
Normale	480	960
F1	480	960
F2	480	960
...	...	...
F21	480	960

#### 4.4.1 Agent interface

L'ouverture de l'application par l'opérateur active l'agent interface. Dans cette interface, nous avons cinq boutons : "échantillonnage", "détection", "diagnostic", "identification", et "réparation" (voir figure 4.7). Le bouton "échantillonnage" active cet agent pour envoyer un message à l'agent MCCEA.

#### 4.4.2 Détection

Le MCCEA reçoit un message de l'agent interface et il prend la dernière observation de la base de données. Il calcule la valeur  $T^2$  de cette observation pour la comparer avec LC. S'il détecte la présence d'une faute dans le procédé, il envoie un message à l'agent DANNA. Pour évaluer la performance de détection de cet agent, nous prenons un taux de fausses alarmes égal à 1%, tout comme les auteurs qui ont travaillé par le TEP. La performance d'un système de détection est évaluée en

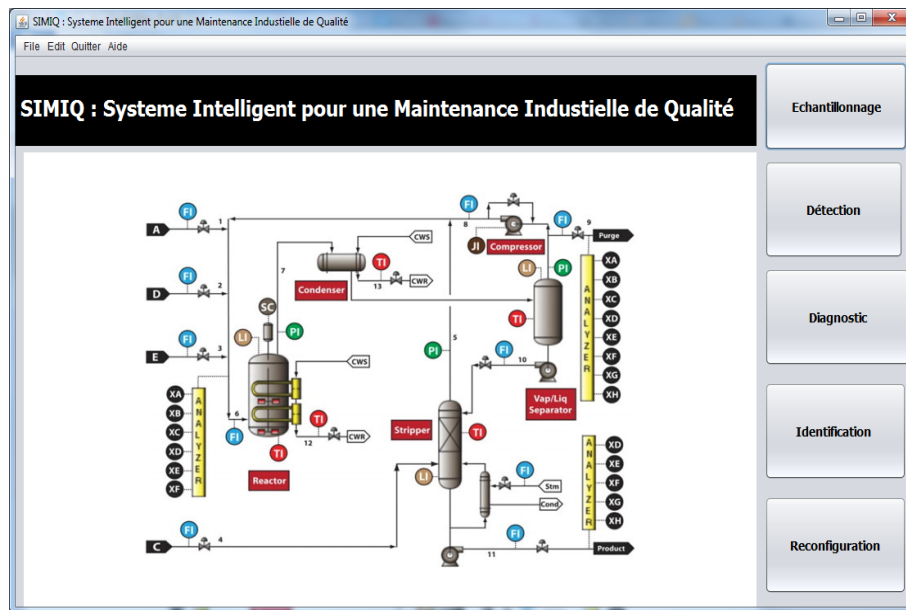


FIGURE 4.7 – L'agent interface

se basant sur plusieurs critères. L'un de ces critères est la fiabilité de détection, elle a été définie comme : le nombre d'alertes obtenues sur la période de test divisé sur le nombre total d'échantillons de la période de test. Le tableau 4.6 présente les résultats obtenus pour la détection de toutes les fautes connues de TEP.

Nous constatons que :

- ◇ quelques fautes sont faciles à détecter par exemple : F2, F4, F8, F10, F11, F14, F16, F17, F19, F20, F21 (Fiabilité de détection plus que 70%)
- ◇ autres fautes sont difficiles à détecter : F6, F18 (Fiabilité de détection inférieur 40%).
- ◇ par exemple les fautes : F1, F3, F5, F7, F9, F12, F13, et F15 sont généralement détectables (Fiabilité de détection entre 50% et 70%)

Afin de visualiser graphiquement les résultats de pour chacune des fautes ainsi que pour la période de fonctionnement normal, les figures ??, ?? représentent la carte de contrôle  $T^2$  obtenue pour le fonctionnement normale ainsi pour les fautes F1 à F21.

TABLE 4.6 – La fiabilité de détection de MCCEA

<b>Classe</b>	<b>Fiabilité de détection en %</b>
FN	1.25
F1	68.85
F2	77.39
F3	57.18
F4	77.29
F5	68.43
F6	34.89
F7	64.68
F8	74.89
F9	58.54
F10	76.45
F11	76.14
F12	69.27
F13	69.68
F14	77.91
F15	58.43
F16	77.08
F17	75.93
F18	48.22
F19	77.81
F20	72.81
F21	73.95

### 4.4.3 Diagnostic

Dans ce travail, nous nous intéressons qu'au diagnostic supervisé. Cette tâche est réalisé par l'agent DANNA. Il reçoit un message de MCCEA signalant que la présence d'une faute dans le procédé. Nous avons décidé d'utiliser un RNA de type Perceptron Multi-couches, avec l'algorithme de "Rétropropagation du gradient". Les données d'entrées de ce réseau représentent les paramètres de contrôle du procédé (52 variables), et les données de sortie (les classes) représentent les fautes du procédé (21 fautes). Après, la détermination la faute qui est apparu dans le procédé, cet agent envoie un message à l'agent IBNA.

### Classification de toutes les fautes de TEP

Un perceptron multi-couches (figure 4.8) est créé :

- ◇ la couche d'entrée : contient 52 neurones qui représentent les 52 paramètres du procédé,
- ◇ la couche de sortie : contient 21 neurones qui représentent les 21 fautes du TEP,
- ◇ la couche cachée : contient 36 neurones :  $((52 + 21)/2 = 36)$ .

Les bases de données d'apprentissage et de test sont celles présentées dans la table 4.5. Ainsi, nous avons 960 observations de chaque faute à classer, soit 20160 observations. Nous présentons les résultats de cette classification sous forme de trois matrices :

**La matrice d'occurrences** donne pour chaque colonne testée (représentant 960 observations de la faute  $F_i$ ) les différents classements du classifieur. Ainsi, la trace de cette matrice représente le nombre de bonnes classifications. (voir table 4.7)

**La matrice de précision** est construite en divisant chaque cellule de la matrice d'occurrences par la somme de la ligne (ici 960 observations pour chaque ligne). Elle est exprimée en pourcentage. (voir table 4.8).

**La matrice de fiabilité** construite de la même manière que la matrice de précision, mais en prenant la somme de la colonne, et non plus celle de la ligne. (voir table 4.9).

### Diagnostic des fautes connues de TEP

Pour classer les fautes connues ( $F_1, \dots, F_{15}$ ) de procédé TEP, nous avons développé un Perceptron Multi-couches, avec trois couches :

- ◇ la couche d'entrée : contient 52 neurones qui représentent les 52 paramètres du procédé,
- ◇ la couche de sortie : contient 15 neurones qui représentent les 15 fautes du TEP,
- ◇ la couche cachée : contient 34 neurones :  $((52 + 15)/2 = 34)$ .



	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9	F10	F11	F12	F13	F14	F15	F16	F17	F18	F19	F20	F21
<b>F1</b>	799	1	1	3	0	0	0	4	6	0	4	0	0	0	92	0	0	0	12	0	38
<b>F2</b>	0	786	17	0	0	0	0	0	4	0	4	0	0	0	79	0	0	0	20	1	49
<b>F3</b>	0	0	204	6	0	0	0	0	125	3	15	0	0	0	386	2	9	2	87	24	97
<b>F4</b>	0	0	16	796	0	0	0	1	6	0	6	0	0	0	90	0	1	1	16	2	25
<b>F5</b>	0	0	16	2	799	0	0	0	6	0	3	0	0	0	90	0	0	1	16	2	25
<b>F6</b>	0	0	11	0	0	800	0	0	3	0	2	0	0	0	99	1	0	0	8	0	36
<b>F7</b>	0	0	14	0	0	0	798	0	7	0	3	1	0	0	90	0	0	0	12	2	33
<b>F8</b>	37	53	74	1	2	0	12	410	40	6	5	116	47	3	46	2	9	24	20	33	20
<b>F9</b>	0	0	197	4	1	0	0	0	131	12	16	1	0	0	369	3	7	0	80	34	105
<b>F10</b>	0	0	85	3	2	0	1	1	46	444	5	19	2	0	171	4	6	1	67	30	73
<b>F11</b>	0	0	28	139	1	0	0	0	35	17	443	0	0	4	172	1	17	1	40	5	57
<b>F12</b>	7	0	47	0	62	2	7	9	32	65	30	445	11	1	71	2	7	65	39	19	39
<b>F13</b>	2	0	7	1	5	0	13	269	4	8	11	173	193	1	88	0	37	53	30	8	57
<b>F14</b>	0	0	14	0	0	0	0	0	14	0	11	0	0	761	79	0	29	2	21	2	27
<b>F15</b>	0	0	177	1	0	0	0	0	147	41	23	3	1	0	357	5	4	0	73	17	111
<b>F16</b>	0	2	117	2	0	0	0	2	77	52	5	22	3	0	109	407	7	2	57	45	51
<b>F17</b>	0	0	22	3	0	0	0	0	35	7	16	0	0	18	119	0	693	0	19	5	23
<b>F18</b>	0	0	43	0	213	52	0	0	19	0	5	9	1	0	116	2	0	438	24	10	28
<b>F19</b>	0	0	87	2	0	0	1	0	41	0	21	1	0	0	199	18	3	2	518	16	51
<b>F20</b>	0	0	106	1	0	0	0	2	101	5	20	3	0	0	198	3	3	2	41	435	40
<b>F21</b>	0	0	150	3	1	0	1	53	27	227	12	46	6	0	166	1	20	2	85	75	85

TABLE 4.7 – La matrice d'occurrences

	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9	F10	F11	F12	F13	F14	F15	F16	F17	F18	F19	F20	F21
F1	83.22	0.10	0.10	0.31	0	0	0	0.41	0.62	0	0.41	0	0	0	9.58	0	0	0	1.25	0	3.95
F2	0	81.87	1.77	0	0	0	0	0	0.41	0	0.41	0	0	0	8.22	0	0	0	2.08	0.1	5.1
F3	0	0	21.25	0.62	0	0	0	0	13.02	0.31	1.56	0	0	0	40.20	0.2	0.93	0.2	9.06	2.5	10.1
F4	0	0	1.66	82.91	0	0	0	0.1	0.62	0	0.62	0	0	0	9.37	0	0.1	0.1	1.66	0.2	2.60
F5	0	0	1.66	0.2	83.22	0	0	0	0.62	0	0.31	0	0	0	9.37	0	0	0.1	1.66	0.2	2.6
F6	0	0	1.14	0	0	83.33	0	0	0.31	0	0.2	0	0	0	10.31	0.10	0	0	0.83	0	3.75
F7	0	0	1.45	0	0	0	83.12	0	0.72	0	0.31	0.1	0	0	9.37	0	0	0	1.25	0.2	3.43
F8	3.85	5.52	7.7	0.1	0.2	0	1.25	42.7	4.16	0.62	0.52	12.08	47	4.89	4.79	0.2	0.93	2.5	2.08	3.43	2.08
F9	0	0	20.52	0.41	0.1	0	0	0	13.64	1.25	1.66	0.1	0	0	38.43	0.31	0.72	0	8.33	3.54	10.93
F10	0	0	8.85	0.31	0.2	0	0.1	0.1	4.79	46.25	0.52	1.97	0.2	0	17.81	0.41	0.62	0.1	6.97	3.12	7.6
F11	0	0	2.91	14.47	0.1	0	0	0	3.64	1.77	46.14	0	0	0.41	17.91	0.1	1.77	0.1	0.4	0.52	5.93
F12	0.72	0	4.89	0	6.45	0.2	0.72	0.93	3.33	6.77	3.12	46.35	1.14	0.1	7.39	0.2	0.72	6.77	4.06	1.97	39
F13	0.2	0	2.81	0.1	0.52	0	1.35	28.02	0.41	0.83	1.14	18.02	20.10	0.1	9.16	0	3.85	5.52	3.12	0.83	5.93
F14	0	0	1.45	0	0	0	0	0	1.45	0	1.14	0	0	79.27	8.22	0	3.02	0.2	2.18	0.2	2.81
F15	0	0	18.43	0.1	0	0	0	0	15.31	4.27	2.39	0.31	0.1	0	37.18	0.52	0.41	0	7.60	1.77	1.15
F16	0	0.2	1.77	0.2	0	0	0	0.2	8.02	5.41	0.52	2.29	0.31	0	11.35	42.39	0.72	0.2	5.93	4.68	5.31
F17	0	0	2.29	0.31	0	0	0	0	3.64	0.72	1.66	0	0	1.87	20.72	0	72.18	0	1.97	0.52	2.39
F18	0	0	4.47	0	22.18	5.41	0	0	5.41	0	0.52	0.93	0.1	0	12.08	0.2	0	45.62	2.5	1.04	2.91
F19	0	0	9.06	0.2	0	0	0.1	0	4.27	0	2.18	0.1	0	0	20.72	1.87	0.31	0.2	53.95	1.66	5.31
F20	0	0	11.04	0.1	0	0	0	0.2	10.52	5.52	2.08	0.31	0	0	20.62	0.31	0.31	0.2	4.27	45.31	4.16
F21	0	0	15.62	0.31	0.1	0	0.1	5.52	2.81	23.64	1.25	4.79	0.62	0	17.29	0.1	2.08	0.2	8.85	7.81	8.85

TABLE 4.8 – La matrice de précision

	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9	F10	F11	F12	F13	F14	F15	F16	F17	F18	F19	textbif20	F21
<b>F1</b>	94.55	0.11	0.68	0.31	0	0	0	0.53	0.66	0	0.6	0	0	0	2.88	0	0	0	0.93	0	3.55
<b>F2</b>	0	93.57	1.16	0	0	0	0	0	0.44	0	0.6	0	0	0	2.47	0	0	0	1.55	0.13	4.57
<b>F3</b>	0	0	13.95	0.62	0	0	0	0	13.79	0.33	2.27	0	0	0	12.11	0.44	1.05	0.33	6.77	3.13	9.06
<b>F4</b>	0	0	1.09	82.31	0	0	0	0.13	0.66	0	0.9	0	0	0	2.82	0	0.16	0.16	1.24	0.26	2.33
<b>F5</b>	0	0	1.09	0.2	73.57	0	0	0	0.66	0	0.45	0	0	0	2.82	0	0	0.16	1.24	0.26	2.33
<b>F6</b>	0	0	0.75	0	0	93.45	0	0	0.33	0	0.3	0	0	0	3.1	0.22	0	0	0.62	0	3.36
<b>F7</b>	0	0	0.95	0	0	0	95.79	0	0.77	0	0.45	0.11	0	0	2.82	0	0	0	0.93	0.26	3.08
<b>F8</b>	4.37	6.31	5.06	0.1	0.18	0	0.12	54.59	4.41	0.67	0.75	13.82	17.8	0.38	1.44	0.44	1.05	4.01	1.56	4.31	1.86
<b>F9</b>	0	0	13.47	0.41	0.09	0	0	0	14.46	1.35	2.42	0.11	0	0	11.58	0.66	0.82	0	0.62	4.44	0.1
<b>F10</b>	0	0	5.81	0.31	0.18	0	0.12	0.13	5.07	50.05	0.75	2.26	0.75	0	5.36	0.88	0.7	0.16	5.21	3.92	6.82
<b>F11</b>	0	0	1.91	14.37	0.09	0	0	0	3.86	1.91	67.12	0	0	0.5	5.4	0.22	2	0.17	3.11	1.07	5.32
<b>F12</b>	0.82	0	3.21	0	5.7	0.23	0.84	1.19	3.53	7.32	4.54	53.04	4.16	0.12	2.22	0.44	0.82	10.87	3.03	2.48	3.64
<b>F13</b>	0.23	0	1.85	0.1	0.46	0	1.57	35.81	0.11	1	1.66	20.61	73.1	0.12	2.76	0	4.34	8.86	2.33	1.04	5.32
<b>F14</b>	0	0	0.96	0	0	0	0	0	1.54	0	1.66	0	0	96.57	2.48	0	3.4	1.75	1.63	0.26	2.52
<b>F15</b>	0	0	12.1	0.1	0	0	0	0	16.22	4.62	3.5	0.36	0.38	0	11.2	1.1	0.47	0	5.79	2.22	11.37
<b>F16</b>	0	0.23	8	0.2	0	0	0	0.26	8.5	5.86	0.75	2.62	1.13	0	3.42	90.24	0.82	0.33	4.43	5.88	4.77
<b>F17</b>	0	0	1.5	0.31	0	0	0	0	3.86	0.79	2.42	0	0	2.28	3.73	0	81.33	0	1.48	0.65	2.14
<b>F18</b>	0	0	2.94	0	19.61	6.01	0	0	2.3	0	0.75	1.07	10.38	0	3.64	0.44	0	73.24	1.87	1.31	2.61
<b>F19</b>	0	0	5.95	0.2	0	0	0.12	0	4.52	0	3.18	0.12	0	0	6.25	4	0.35	0.33	40.31	2.09	4.76
<b>F20</b>	0	0	7.25	0.1	0	0	0	0.26	11.15	0.56	3.03	0.35	0	0	6.21	0.66	0.35	0.33	3.19	56.86	3.79
<b>F21</b>	0	0	10.25	0.31	0.1	0	0.12	7.05	3	25.67	0.81	5.48	2.27	0	5.21	0.22	2.34	0.33	6.61	9.8	7.94

TABLE 4.9 – La matrice de fiabilité

Les résultats de séparation entre les fautes du procédé par le DANNA sont indiqués sur la figure 4.9.

La table 4.10 présente une comparaison entre les résultats de classifications obtenues par DANNA et l'approche de RB proposée par Verron [4], et la méthodologie proposée par Li et al. [105].

TABLE 4.10 – Comparaison de taux de classification

Fautes	DANNA	RB Verron [4]	PC1DARMF Li et al. [105]
F1	97.01%	97.5%	30%
F2	95.34%	98.125%	95%
F3	82.10%	22%	0.00%
F4	97.34%	82.375%	25%
F5	96.67%	98%	100%
F6	100%	100%	65%
F7	97.67%	100%	0.00%
F8	100%	97%	5%
F9	79.06%	22.625%	0.00%
F10	71.42%	86.875%	15%
F11	69.1%	75.5%	0.00%
F12	96.67%	98.25%	5%
F13	100%	76.125%	5%
F14	93.02%	98.75%	5%
F15	92.69%	23.5%	0.00%

### Classification des fautes F3, F9, F15 de TEP

Les fautes F3, F9, F15 sont les fautes du TEP les plus difficiles à classer. Certains approches qui ont été proposées pour la diagnostic des fautes de TEP ont étudié seulement ces trois fautes. Pour cela, nous avons effectué un autre test sur la classification de ces trois fautes. Un PMC a été crée, avec 52 neurones dans la couche d'entrée, 3 neurones dans la couche de sortie, et 28 neurones dans la couche cachée. Cette classification est indiqué sur la figure 4.10.

Le tableau 4.11 présente une comparaison de taux de classification des trois fautes F3, F9 et F15, obtenues par DANNA, l'approche de réseau de bayésien proposée par Verron [4], et la méthodologie proposée par Li et al. [105].

TABLE 4.11 – Taux de classification

Fautes	DANNA	RB Verron [4]	PC1DARMF Li et al. [105]
F3	93.02%	22%	0%
F9	79.06%	22.62%	0%
F15	92.69%	23.5%	0%

El-Ferchichi (2013) [106] dans sa thèse, a étudié le diagnostic des fautes dans un procédé industriel en appliquant la sélection des variables. Elle a évalué son approche sur le diagnostic des fautes F4, F9, et F15 du TEP.

TABLE 4.12 – Taux de classification

Fautes	DANNA	El-Ferchichi [106]
F4	93.02%	67.37%
F9	79.06%	66.25%
F15	92.69%	33.75%

#### 4.4.4 Identification

Après le diagnostic (détermination des fautes), l'agent IBNA reçoit un message de DANNA. Cet agent est responsable de l'identification des variables qui ont causé la situation d'instabilité. Nous avons utilisé le réseau bayésien proposé par Verron [4] pour l'identification des variables qui sont hors contrôle. Ce réseau représenté sur la figure 4.11 est obtenu en utilisant l'algorithme PC en période de fonctionnement normale. On prend un taux de fausses alarmes  $\alpha = 0.005$ . Après l'inférence, IBNA détermine les variables hors contrôle. Toutes les variables qui ont une probabilité inférieure à 0.995 sont déclarées hors contrôle. On prend un exemple d'une observation de la faute F5 qui a été classifiée comme une faute F4. L'agent IBNA déclare deux variables hors contrôle. Ils s'agit de (XC 11) et (XMES21). Il envoie cette décision à l'agent RA.

#### 4.4.5 Réparation

Dans la cas où le procédé n'est pas stable, le RA reçoit un message de IBNA sur les variables qui ont été déclarées hors contrôle. Dans l'exemple qu'on a pris, deux variables ont été déclarées hors contrôle. Il s'agit de XC11 et XMES21. Le RA

trouve que la variable (XC 11) représente le débit du refroidissement de liquide au condenseur et la variable (XMES21) représente la température de refroidissement du liquide en sortie de réacteur. Ces deux variables représentent bien la faute F5 et n'est pas la faute F4. En conclusion, cet agent propose un plan de réparation pour la faute F5. Un exemple d'une règle sous JESS est présenté sur la figure [4.12](#).

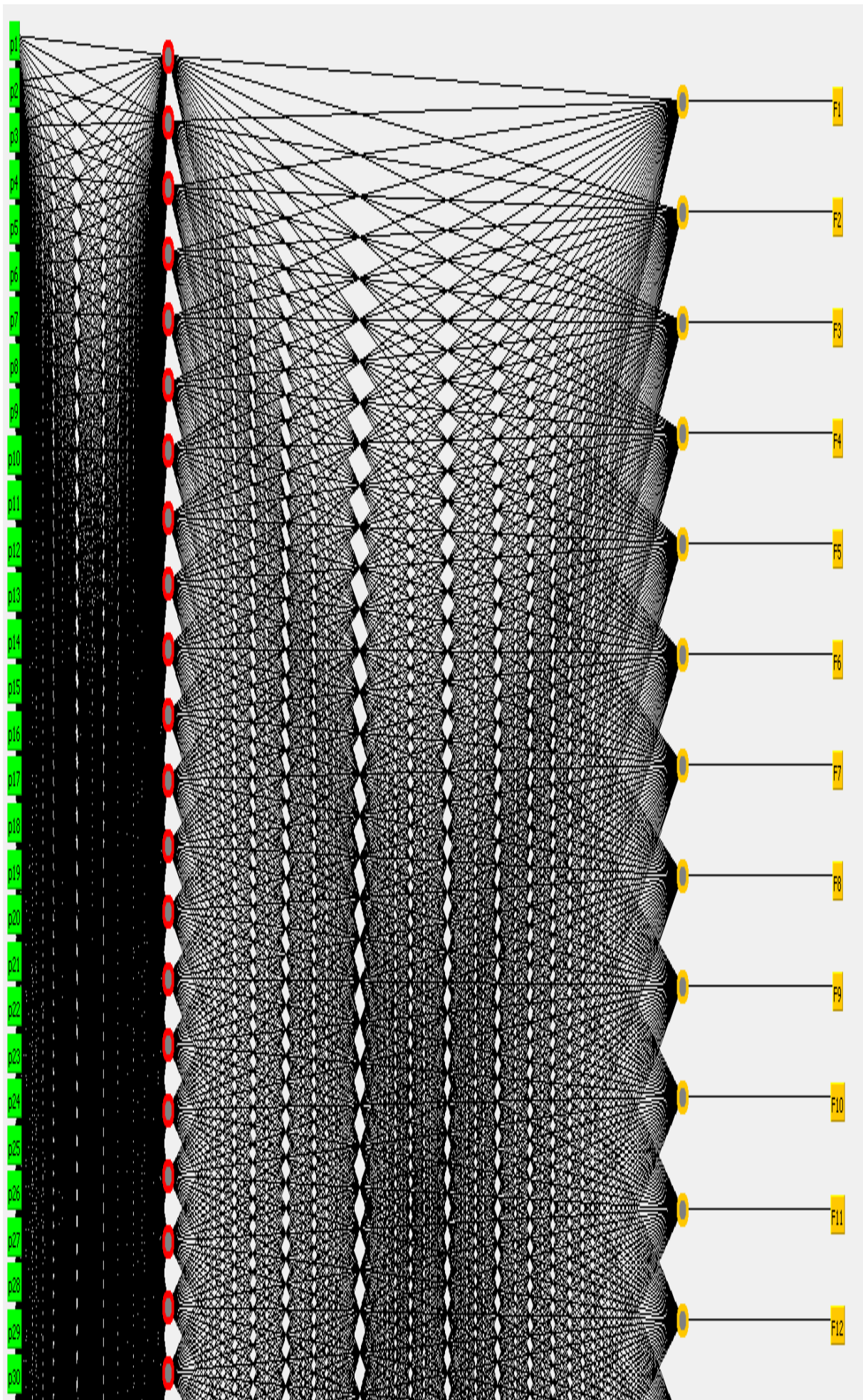


FIGURE 4.8 – RNA obtenu dans la cas générale 52 paramètres et 21 fautes

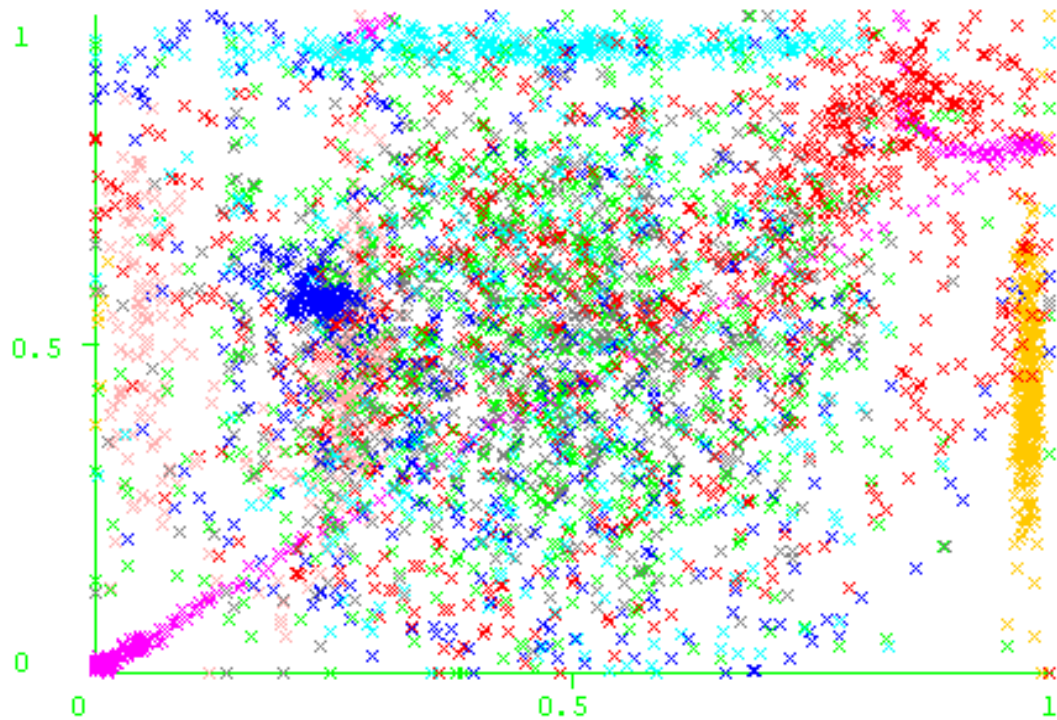


FIGURE 4.9 – Classification des fautes de TEP par DANNA

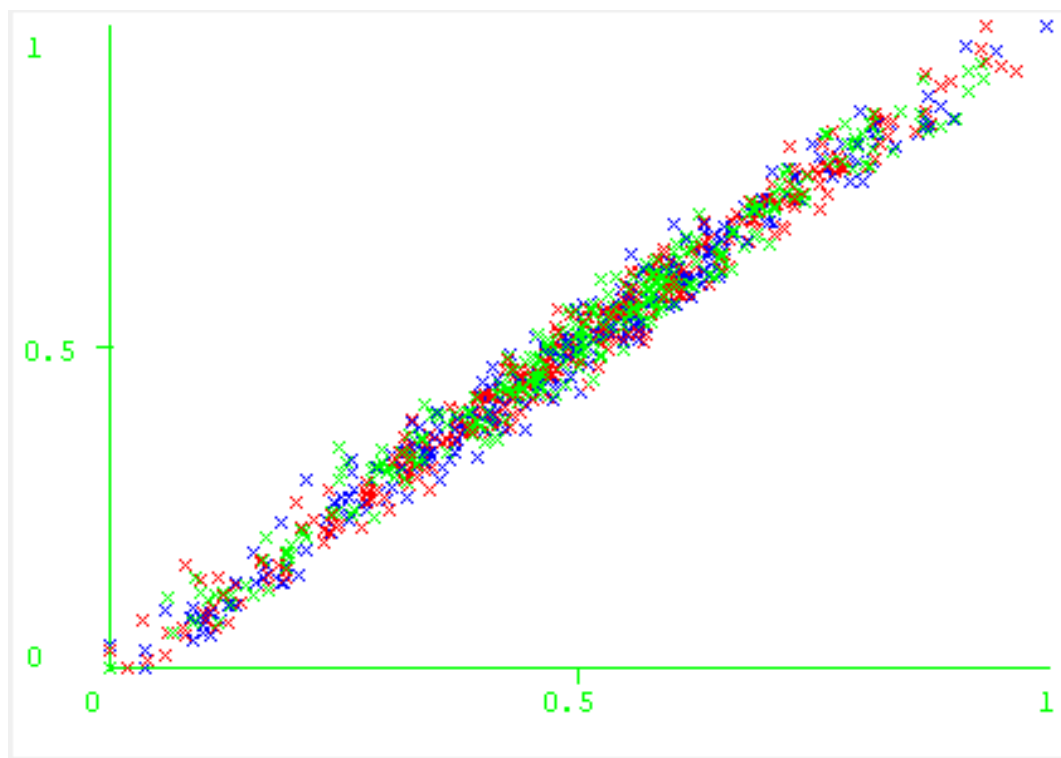


FIGURE 4.10 – Diagnostic des F3, F9 et F15 par DANNA



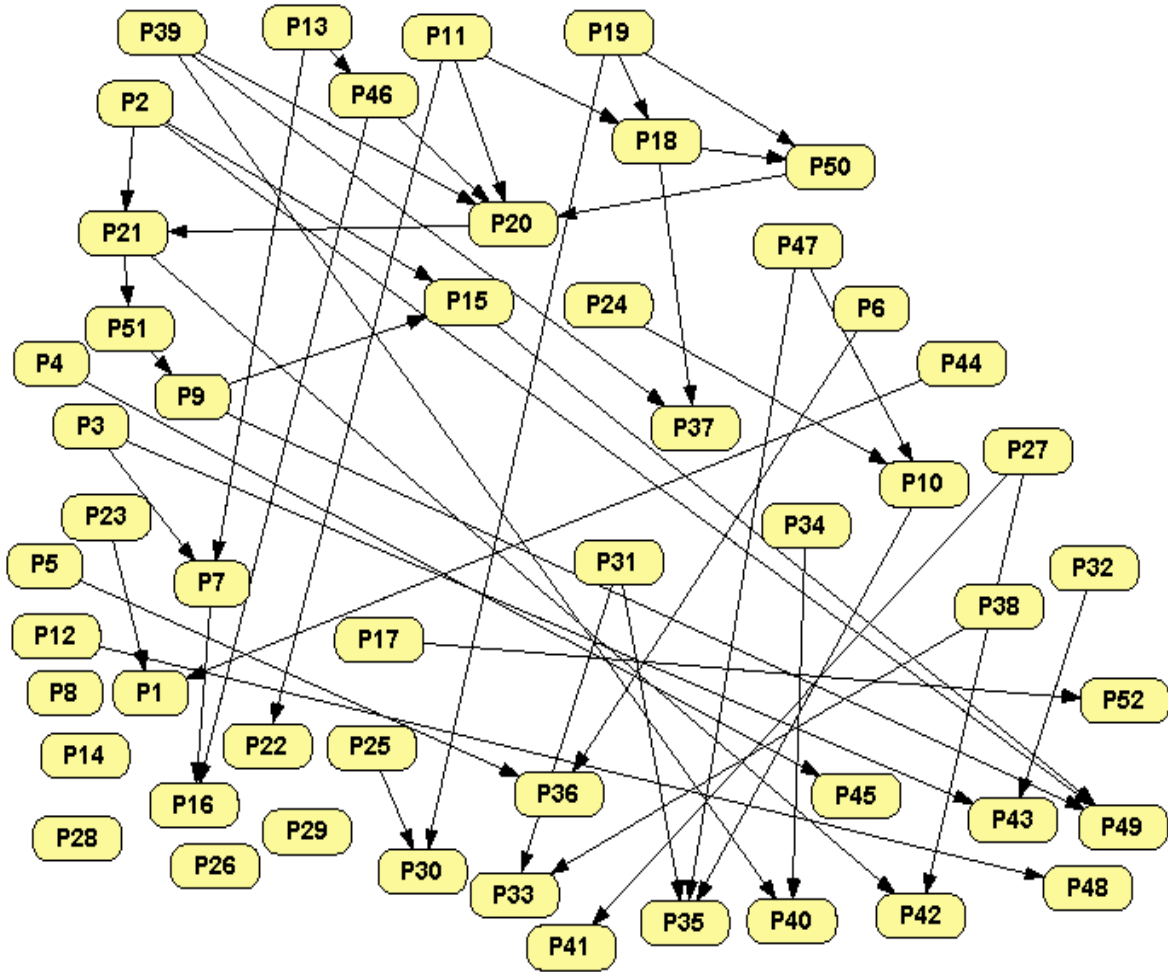


FIGURE 4.11 – Réseau bayésien obtenu en utilisant l’algorithme PC

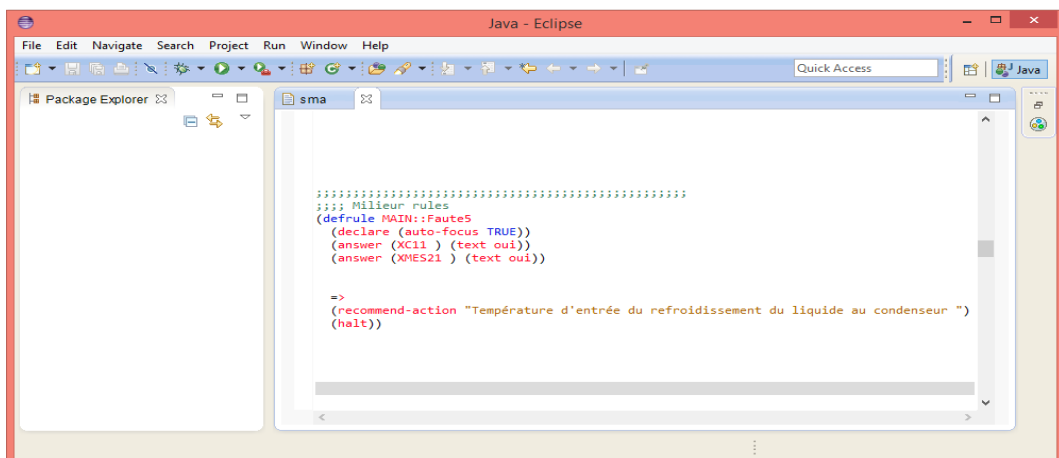


FIGURE 4.12 – L’interface JESS avec une règle de réparation

## 4.5 Conclusion

Ce dernier chapitre nous a permis d'illustrer notre approche dédiée à la maîtrise d'un procédé industriel complexe en utilisant plusieurs techniques. Pour cela, nous l'avons évalué sur un procédé industriel complexe très utilisé dans la littérature : le TEP. Premièrement, nous avons présenté en détail le procédé TEP : les 52 variables de TEP ont été explicitées sur les tableaux 4.1, 4.2 et 4.3. Sur un autre tableau 4.4 nous avons expliqué les différentes fautes dans ce procédé. Nous avons évalué notre approche dans la détection et le diagnostic des fautes de TEP. Pour la détection nous avons vu que la plus part des fautes sont faciles à détecter sauf les fautes (F6, F18) sont difficiles à détecter. Dans ce travail, nous avons utilisé une seule carte de contrôle multivariée ( $T^2$ ) ; nous pensons que la mise en application de plusieurs cartes de contrôle peut augmenter la performance de détection. Nous avons démontré que les réseaux de neurones ont un bon taux de classification pour la majorité des fautes de TEP. Nous avons pu augmenter le taux de classification des fautes F3, F9 et F15 par rapport aux autres approches proposées pour le diagnostic des fautes de TEP. L'utilisation des RBs dans la phase d'identification nous permet de simplifier la localisation des défauts physiquement. Enfin, le système expert proposé pour la réalisation de la phase de réparation du procédé a simplifié la tâche de réparation à l'opérateur.

# Conclusions et perspectives

Aujourd'hui, les procédés industriels sont de plus en plus compliqués. Cette complexité engendre la récupération d'une grande quantité de données. Pour bénéficier de cette amélioration et automatisation, il est nécessaire de savoir tout ce qui se passe dans un procédé industriel. Dans cet objectif, une maîtrise du procédé nous permet de détecter et diagnostiquer toutes les anomalies dans le fonctionnement d'un procédé industriel.

La contribution principale de ce travail de recherche est la mise en œuvre d'un système de maîtrise des procédés complexes. À partir de l'état de l'art sur le contrôle de la qualité et la maintenance des procédés industriels, nous avons constaté que le contrôle de la qualité et la maintenance de l'équipement dans les systèmes de production ont été abordés d'une manière séparée. Notre problématique s'est portée sur la mise en place d'un système pour la maîtrise d'un procédé industriel complexe.

Dans le premier chapitre, nous avons ciblé notre cadre d'étude. Puis, nous avons positionné notre problématique de recherche. Ensuite, nous avons présenté un état de l'art sur les principaux travaux liés à notre thématique de recherche. Sur la base de quelques critères, nous avons explicité notre démarche.

Dans un deuxième chapitre, nous avons introduit le domaine de la maîtrise des procédés industriels. Nous avons commencé par la modélisation d'un procédé industriels. Après, une brève présentation des causes de la variabilité d'un procédé industriel, nous avons déterminé la relation entre la maîtrise des procédés et le contrôle de la qualité. Nous avons ensuite explicité les étapes de la maîtrise d'un procédé et les techniques associées à chaque type de méthode. Les méthodes analytiques à base de modèles analytiques, donnent de bons résultats pour la surveillance des procédés. Leur inconvénient majeur réside dans la difficulté de la

génération du modèle mathématique pour les procédés complexes. Le deuxième type de méthodes de la surveillance des procédés industriels sont : les méthodes à base de connaissances, elles se basent sur les techniques à base de connaissances comme : les systèmes experts, AMDEC, AMDE. Le dernier type, constitue les méthodes à base de données. Plusieurs techniques ont été développées, certaines permettent la détection comme les cartes de contrôle et l'ACP. D'autres sont utilisées pour le diagnostic comme : les RNA, les RBs, les KPPV, les arbres de décision, et les SVM. Après une discussion des avantages et inconvénients de chaque outil, nous avons abordé les cartes de contrôle multivariées pour la phase de détection, les RNA et les RBs pour la phase de diagnostic.

Dans le chapitre 3 nous nous sommes intéressés à la présentation de notre approche relative à la maîtrise d'un procédé industriel complexe en utilisant les techniques de l'IA. Nous avons proposé un système multi-agent composé de quatre agents principaux. Chaque agent a été développé pour la réalisation d'une étape : détection, diagnostic, identification ou réparation. Dans ce travail nous avons concentré sur le développement de la carte de type  $T^2$  de Hotelling. Après, nous sommes passés à l'étape de diagnostic, pour laquelle nous avons proposé un agent de diagnostic DANNA. Il utilise un RNA de type PMC, pour déterminer le type de la faute qui apparaît dans le procédé. Une identification des variables est faite par l'agent IBNA qui exploite la décomposition causale de la carte  $T^2$  par RB. Enfin, un agent de réparation qui utilise un système expert dans son raisonnement afin de proposer des actions de correction à l'opérateur pour mettre le procédé en bon état après une défaillance.

Le dernier chapitre a permis d'illustrer la méthode proposée sur un exemple concret de procédé complexe : le procédé Tennessee Eastman. Nous avons alors pu voir les résultats de notre approche sur un procédé complexe (52 variables) et soumis à 21 types de fautes différentes. En plus, une comparaison avec d'autres approches qui ont été appliquées à la maîtrise de TEP a été faite.

Les perspectives de ce travail sont nombreuses. Dans la phase de détection, l'agent MCCEA n'utilise que la carte de contrôle  $T^2$  de Hotelling. Nous pouvons augmenter la performance de la détection par l'utilisation de plusieurs carte de

contrôle qui vont être exécuter et implémenter par l'agent MCCEA. Il serait possible d'implémenter plusieurs cartes de contrôle.

Dans ce travail, nous nous sommes intéressés à la réparation du procédé dans le cas où la faute a été détecté est une faute connue. En pratique, ceci n'est pas toujours vrai. Aussi, dans nos prochains travaux nous allons nous intéressé à l'amélioration de la base de connaissances de l'agent RA pour être capable de proposer les actions de réparation dans le cas de l'apparition d'une nouvelle faute.

L'approche proposée à été appliquée sur un procédé complexe (52 paramètres et 21 fautes), nous pouvons l'appliquer pour la surveillance d'autres procédés industriels réels (la laiterie d'Aures, la SCIMAT,... ).

Pour conclure, nous estimons que les systèmes multi-agents constituent un outil prometteur dans le domaine de la maîtrise des procédés complexes. En plus, l'utilisation des plusieurs outils de l'intelligence artificielle présente une bonne voie pour résolution des problèmes complexes.

# Bibliographie

- [1] Berruet P : *Contribution au recouvrement des systèmes flexibles de production manufacturère : Analyse de la tolérance et reconfiguration*. Thèse de doctorat, Université de Lille, 1998.
- [2] Frécon L et Kazar O : *Manuel D'intelligence Artificielle*. Presses polytechniques et universitaires romandes, 2009.
- [3] Azzabi L : *Contribution à l'amélioration d'un système de production : intégration de la méthode six sigma et approche multicritère d'aide à la décision dans SIDELEC internationale*. Thèse de doctorat, Université d'Angers et Université de Sfax, 2010.
- [4] Verron S : *Diagnostic et surveillance des processus complexe par réseaux bayésiens*. Thèse de doctorat, Université d'Angers, 2007.
- [5] Rosa A : *Contribution à la mise en œuvre d'une maintenance centralisée : conception et optimisation d'un atelier de maintenance*. Thèse de doctorat, Université de Grenoble, 2003.
- [6] Deeb S : *Contribution méthodologique à la maîtrise conjointe de la qualité d'un produit et de ses processus de production par une modélisation des concepts qualité*. Thèse de doctorat, Henri Poincaré de Nancy I., 2008.
- [7] Zwingelstein G : *La maintenance basée sur la fiabilité : Guide pratique d'application de la RCM*. Hermes, 1996.
- [8] Richet D, Gabriel M, Malon D et Blaison G : *Maintenance basée sur la fiabilité*. Masson, 1996.
- [9] Monchy F : *Maintenance : Méthodes et Organisations*. Dunod, 2000.
- [10] Deborde R et Georjon A : *Maintenance des systèmes industriels*. Hachette, 1999.

- [11] Francastel J-C : *Externalisation de la maintenance : stratégies, méthodes et contrats*. Dunod, 1999.
- [12] Cuignet R : *Management de la maintenance : stratégies, méthodes et contrats*. Dunod, 2002.
- [13] Kelly C, Mosier C et Mahmoudi F : Impact of maintenance policies on the performance of manufacturing cells. *Journal of Production Research*, 35(3): 767–787, 1997.
- [14] Kuhn H : Performance evaluation of automated flow line systems with limited repair capacities. *In 2nd Aegean International Conference on Analysis and Modeling of Manufacturing Systems*, pages 79–88, 1999.
- [15] Zemouri R, Racouceanu R, Zerhouni N et Durand S : Simulation et évaluation des performances d'un atelier de maintenance. *In Symposium International sur la Maintenance Industrielle, SIMI'2001*, Algerie, 21-23 janvier 2001.
- [16] Châtelet E, Bérengurand C et Jellouli O : Performance assessment of complex maintenance policies using stochastic petri nets. *In Lambda-Mu 13 Lyon ESREL*, pages 532–537, 2002.
- [17] Deniaud S, Zerhouni N, Al-Mouchi A et Morel F : Sur une modélisation de maintenance préventive à l'alstom. *Revue Internationale d'Ingénierie des Systèmes de Production Mécanique*, 7(2):53–65, 1999.
- [18] Luce S et Pavan A : Gestion de stock en maintenance préventive. *Revue d'Automatique et de Productique Appliquées*, 8(2-3):285–290, 1995.
- [19] Simeu-Abazi Z : Optimisation de la maintenance préventive dans les systèmes de production. *In Colloque National de Sûreté de fonctionnement Lambda-Mu 12 Montpellier*, pages 395–400, 28-30 mars.
- [20] Simeu-Abazi Z, Iung B, Léger J-B et Ly F : Maintenance in the manufacturing systems. *In International Conference MCPL'2000*, pages 831–836, Grenoble, 2000.
- [21] Sassine C : *Intégration des politiques de maintenance dans les systèmes de production manufacturières*. Thèse de doctorat, Institut Nationale Polytechnique de Grenoble, 1998.

- [22] Ly F : *Optimisation de la maintenance dans les systèmes flexibles de production manufacturière : Approche par la structuration et la surveillance prédictive indirecte*. Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, 1999.
- [23] Mangina E-E, McArthur S-D-J, McDonald J-R et Moyes A : A multi agent system for monitoring industrial gas turbine start-up sequences. *IEEE Transactions on Power systems*, 16(3):396–401, 2001.
- [24] Ren Y, Benoit I et Hervé P : A multi-agents based e-maintenance system with case-based reasoning decision support. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 16(4):321–333, 2003.
- [25] Garcia E, Guyennet H, Lapayre J-C et Zerhouni N : A new industrial cooperative tele-maintenance platform. *Computers and Industrial Engineering*, 46(4):851–864, 2004.
- [26] Muller A, Marquez A-C et Iunga B : On the concept of e-maintenance : Review and current research. *Reliability Engineering and System Safety*, 93(8):1165–1187, 2008.
- [27] Maturana F, Staron R, Hall K, Tichy P, Slechta P et Marik V : An intelligent agent validation architecture for distributed manufacturing organizations. *In Camarinha-Matos, Emerging Solutions for Future Manufacturing Systems, Springer*, pages 81–90, Berlin, 2004.
- [28] Dragomir O, Gouriveau R et Zerhouni N : Maintenance in the manufacturing systems. *In Conférence Internationale Francophone d'Automatique CIFA08*, Bucharest, Romania, 2008.
- [29] Muller A, Suhner M-C et Iung I : Formalization of a new prognosis model for supporting proactive maintenance implementation on industrial system. *Reliability Engineering and System Safety*, 93(2):234–253, 2008.
- [30] Correa M, Bielza C et Pamies T-J : Comparison of bayesian networks and artificial neural networks for quality detection in a machining process. *Expert Systems with Applications*, 36(3):7270–7279, 2009.
- [31] Siener M et Aurich J-C : Quality oriented maintenance scheduling. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 4(1):15–23, 2011.



- [32] Ben-Mahmoud H, Ketata R, Ben-Romdhane T et Ben-Ahmed S : A multiobjective-optimization approach for a piloted quality-management system : A comparison of two approaches for a case study. *Computers in Industry*, 62(4):460–466, 2011.
- [33] Colledani M et Tollio T : Joint design of quality and production control in manufacturing systems. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 4(3):281–289, 2011.
- [34] Colledani M et Tollio T : Integrated quality, production logistics and maintenance analysis of multi-stage asynchronous manufacturing systems with degrading machines. *Manufacturing Technology*, 61(1):455–458, 2012.
- [35] Ferreiro S, Sierra B, Irigoien I et Gorritxategi E : Data mining for quality control : Burr detection in the drilling process. *Computers and Industrial Engineering*, 60(4):801–810, 2012.
- [36] Christine C : An expert decision support system for monitoring and diagnosis of petroleum production and separation processes. *Expert Systems with Applications*, 29(1):131–143, 2005.
- [37] Wu S, Liu D, Zhang H, Polycarpou M, Alippi C et He H : *Intelligence Statistical Process Control in Cellular Manufacturing Based on SVM Advances in Neural Networks*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2011.
- [38] Mahdavi I, Shirazi B, Ghorbani N et Sahebjamnia N : Imaqcs : Design and implementation of an intelligent multi-agent system for monitoring and controlling quality of cement production processes. *Computers in Industry*, 64(3):290–298, 2013.
- [39] Prajapati D-R et Sukhraj S : An effective chart to monitor process averages for serial correlation using ann. *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, 22:in press, 2015.
- [40] Yu-Chang L, Chao-Yu C et Chung-Ho C : Robustness of the ewma median control chart to non-normality. *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, 22:in press, 2015.
- [41] Chandan K-B : Simultaneous monitoring of multivariate process mean under ewma setting. *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, 22:in press, 2015.

- [42] Iung B, Véron M, Suhner M-C et Muller A : An integration of maintenance strategies into prognosis process to decision-making aid on system operation. *CIRP Annals Manufacturing Technology*, 54(1):5–9, 2005.
- [43] Kaihara T, Fujii N, Tsujibe A, Nonaka Y et Iwata K : Proactive maintenance scheduling in a re-entrant flow shop using lagrangian decomposition coordination method. *CIRP Annals Manufacturing Technology*, 59(1):453–456, 2010.
- [44] Yu J, Xi L et Zhou X : Intelligent monitoring and diagnosis of manufacturing processes using an integrated approach of kbann and ga. *Computers in Industry*, 59(5):489–501, 2008.
- [45] Montgomery D-C : *Introduction to Statistical Quality Control*. Third Edition, John Wiley and Sons, 1997.
- [46] Ruegg A : *Probabilités et statistique 3ème édition*. Presses Polytechniques Romandes, 1989.
- [47] Chiang L-H, Russell E-L et Braatz R-D : *Fault detection and diagnosis in industrial systems*. Springer-Verlag :New York, 2001.
- [48] Harris T-J : Assessment of control loop performance. *Canadian Journal of Chemical Engineering*, 69:48–57, 1991.
- [49] Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin K et Kavuri S-N : A review of process fault detection and diagnosis part i : Quantitative model-based methods. *Computers and Chemical Engineering*, 27(3):293–311, 2003.
- [50] Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin K et Kavuri S-N : A review of process fault detection and diagnosis part ii : Qualitative models and search strategies. *Computers and Chemical Engineering*, 27(3):313–326, 2003.
- [51] Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin K et Kavuri S-N : A review of process fault detection and diagnosis part iii : Qualitative models and search strategies. *Computers and Chemical Engineering*, 27(3):327–346, 2003.
- [52] Isermann R : Fault diagnosis of machines via parameter estimation and knowledge processing - tutorial paper. *Automatica*, 29(4):815–835, 1993.
- [53] Frank P-M : Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledgebased redundancy. a survey and some new results. *Automatica*, 26(3):459–474, 1990.

- [54] Gertler J : Fault detection and isolation using parity relations. *Control Engineering Practice*, 5(5):653–661, 1997.
- [55] Faucher J : *Pratique de l'AMDEC*. Dunod, 2004.
- [56] Zermane H : *Les systèmes experts et la logique floue dans le domaine du diagnostic et de la maintenance*. Mémoire de Magister, Université de Batna, 2011.
- [57] Pillet M : *Appliquer la maîtrise statistique des procédés MSP/SPC 3ème édition*. Les Editions d'Organisation, 2001.
- [58] Cornuéjols A, Miclet L et Kodratoff Y : *Apprentissage artificiel : concepts et algorithmes*. Eyrolles, 2002.
- [59] Vapnik V-N : *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer, 1995.
- [60] Dreyfus G, J-M MARTINEZ, Samuelides M, Gordon M, Badran F, Thiria S et Hérault L : *Réseaux de neurones : Méthodologie et applications 2ème Edition*. Eyrolles, 2004.
- [61] Friedman N, Geiger D et Goldszmidt M : Bayesian network classifiers. *Machine Learning*, 29(2-3):131–163, 1997.
- [62] Shewhart W-A : *Economic control of quality of manufactured product*. New York : D. Van Nostrand Co, 1931.
- [63] Pillet M : *Appliquer la maîtrise statistique des procédés MSP/SPC 3ème édition*. Les Editions d'Organisation, 2001.
- [64] Roberts S-W : Control chart tests based on geometric moving averages. *Technometrics*, 1(3):239–250, 1959.
- [65] Page E-S : Continuous inspection schemes. *Biometrika*, 41(2):100–115, 1954.
- [66] Hotelling H : Multivariate quality control. *Techniques of Statistical Analysis*, 5:111–184, 1947.
- [67] Cynthia A, Lowry W-H, Woodall C-W-C et Steven E-R : A multivariate exponentially weighted moving average control chart. *Technometrics*, 34(1):46–53, 1992.
- [68] Pignatiello J-J et Runger G-C : Comparisons of multivariate cusum charts. *Journal of Quality Technology*, 22(3):173–186, 1990.

- [69] Escofier B et Pages J : *Analyses factorielles simples et multiples : Objectifs, méthodes et interprétation*. Dunod, 1998.
- [70] Dreyfus G, Martinez J-M, Samuelides M, Gordon M, Badran F, Thiria S et Hérault L : *Réseaux de neurones : Méthodologie et applications*. Eyrolles, 2004.
- [71] Boser B-E, Guyon I-M et Vapnik V-N : Training algorithm for optimal margin classifiers. In *Fifth Annual ACM Workshop on Computational Learning Theory*, page 144–152, Berkeley, United States, 1992.
- [72] Cover T-M et Hart P-E : Nearest neighbor pattern classification. *IEEE Transactions on Information Theory*, 13(1):21–27, 1967.
- [73] Dasarathy B-V : Nearest neighbor : Pattern classification techniques. In *IEEE Computer Society*, 1991.
- [74] Duda R-O, Hart P-E et Stork D-G : *Pattern Classification 2nd edition*. Wiley, 2001.
- [75] Rosenblatt F : The perceptron : A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65(6):386–407, 1958.
- [76] Dreyfus G, Martinez J-M, Samuelides M, Gordon M, Badran F, Thiria S et Hérault L : *Réseaux de neurones : Méthodologie et applications*. Eyrolles, 2ème édition, 2004.
- [77] Pearl J : *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems : Networks of Plausible Inference*. Morgan Kaufmann Publishers, 1988.
- [78] Verron S, Tiplica T et Kobi A : Réseaux bayésiens pour l'identification de variables hors-contrôle. In *5ème Conférence Internationale Francophone d'Automatique (CIFA'08)*, Romania, 2008.
- [79] Friedman J-H : Regularized discriminant analysis. *Journal of American Statistical Association*, 84(405):65–175, 1989.
- [80] Kononenko I : Semi-naive bayesian classifier. In *EWSL-91 : European working session on learning on Machine learning*, page 206–219, 1991.
- [81] Pazzani M : Searching for dependencies in bayesian classifiers. *Learning from Data Artificial Intelligence and Statistics*, 112:239–248, 1997.

- [82] Perez A, Larranaga P et Inza I : Supervised classification with conditional gaussian networks : Increasing the structure complexity from naive bayes. *International Journal of Approximate Reasoning*, 43(1):1–25, 2006.
- [83] Yang Y et Webb G-I : A comparative study of discretization methods for naive-bayes classifiers. *In Proceedings of the Pacific Rim Knowledge Acquisition Workshop (PKAW' 02)*, 2002.
- [84] Spirtes P, Glymour C et Scheines R : *Causation, prediction, and search*. Springer-Verlag, 1993.
- [85] Mason R-L, Tracy N-D et Young J-C : Decomposition of  $t^2$  for multivariate control chart interpretation. *Journal of Quality Technology*, 27(2):99–108, 1995.
- [86] Bauer B : Extending uml for the spécification of interaction protocols. *In 6th Call for proposed of FIPA and revised version of FIPA-99*, 1999.
- [87] Downs J-J et Vogel E-F : Plant-wide industrial process control problem. *Computers and Chemical Engineering*, 17(3):245–255, 1993.
- [88] Chen G et McAvoy T-J : Predictive on-line monitoring of continuous processes. *Journal of Process Control*, 8(5-6):409–420, 1998.
- [89] Leo H-C, Russell E-L et Braatz R-D : *Fault detection and diagnosis in industrial systems*. Springer-Verlag, 2001.
- [90] Laidler K-J : *The World of Physical Chemistry*. Oxford University Press, 1993.
- [91] Lyman P-R et Georgakis C : Plant-wide control of the tennessee eastman problem. *Computers and Chemical Engineering*, 19(3):321–331, 1995.
- [92] Raich A et Cinar A : Multivariate statistical methods for monitoring continuous processes : assessment of discrimination power of disturbance models and diagnosis of multiple disturbances. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 30(1):37–48, 1995.
- [93] Raich A et Cinar A : Statistical process monitoring and disturbance diagnosis in multivariate continuous processes. *AIChE Journal*, 42(4):995–1009, 1996.
- [94] Raich A et Cinar A : Diagnosis of process disturbances by statistical distance and angle measures. *Computers and Chemical Engineering*, 21(6):661–673, 1997.

- [95] Russell E-L, Chiang L-H et Braatz R-D : *Data-Driven Methods for Fault Detection and Diagnosis in Chemical Processes*. Springer, New York, 2000.
- [96] Ku W, Storer R-H et Georgakis C : Disturbance detection and isolation by dynamic principal component analysis. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 30(1):179–196, 1995.
- [97] Kano M, Nagao K, Hasebe S, Hashimoto I, Ohno H, Strauss R et Bakshi B-R : Comparison of statistical process monitoring methods : application to the tennessee eastman challenge problem. *Computers and Chemical Engineering*, 26(2):161–174, 2002.
- [98] Lee J-M et Joe Q-S : Fault detection and diagnosis based on modified independent component analysis. *AIChE Journal*, 52(10):3501–3514, 2006.
- [99] Chen J et Liao C-M : Dynamic process fault monitoring based on neural network and pca. *Journal of Process Control*, 12(2):277–289, 2002.
- [100] Nashalji M-N, Shoorehdeli M-A et Teshnehlab M : Fault detection of the tennessee eastman process using improved pca and neural classifier. In *Soft Computing in Industrial Applications*, page 41–50, 2010.
- [101] Chiang L-H, Kotanchek M-E et Kordon A-K : Fault diagnosis based on fisher discriminant analysis and support vector machines. *Computers and Chemical Engineering*, 28(8):1389–1401, 2004.
- [102] Kulkarni A, Jayaraman V-K et Kulkarni B-D : Knowledge incorporated support vector machines to detect faults in tennessee eastman process. *Computers and Chemical Engineering*, 29(10):2128–2133, 2005.
- [103] Eslamloueyan R : Designing a hierarchical neural network based on fuzzy clustering for fault diagnosis of the tennessee-eastman process. *Soft Computing in Industrial Applications*, 11(1):1407–1415, 2005.
- [104] Maurya M-R, Rengaswamy R et Venkatasubramanian V : Application of signed digraphs-based analysis for fault diagnosis of chemical process flow sheets. *Computers and Chemical Engineering*, 29(10):2128–2133, 2005.
- [105] Li H et Xiao D : Fault diagnosis of tennessee eastman process using signal geometry matching technique. *Journal on Advances in Signal Processing*, 2011:doi :10.1186/1687-6180-2011-83, 2011.

- [106] El-Ferchichi S : *Sélection et Extraction d'attributs pour les problèmes de classification*. Thèse de doctorat, Université Pierre et Marie Curie, Université de Lille 1 de Sciences et Technologies, Université de Tunisie-El Manar, et Ecole Nationale d'Ingénieurs, Tunisie, 2013.

***“La bonne délibération ne va pas sans calcul conscient.”***

Aristote ; Éthique à Nicomaque - IVe s. av. J.-C.



# **Annexe A**

## **Variables du TEP en fonctionnement normal**

Les figures [A.1](#) à [A.9](#) représentent les 52 variables du TEP lors du fonctionnement normal ( graphe en vert ) et lors de la faute F3 ( graphe en rouge).

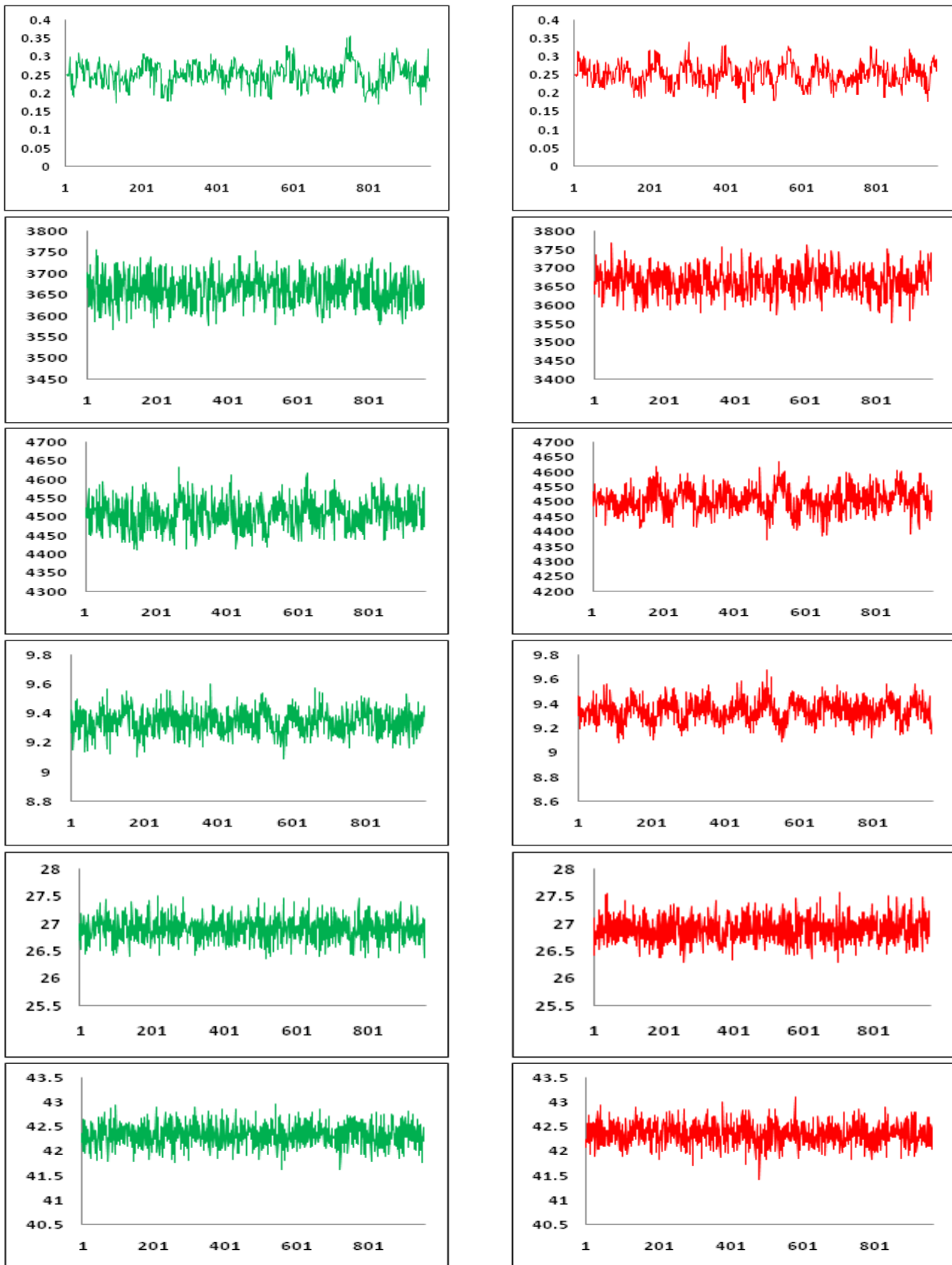


FIGURE A.1 – Variables 1 à 6 en fonctionnement normal et pour la faute F3

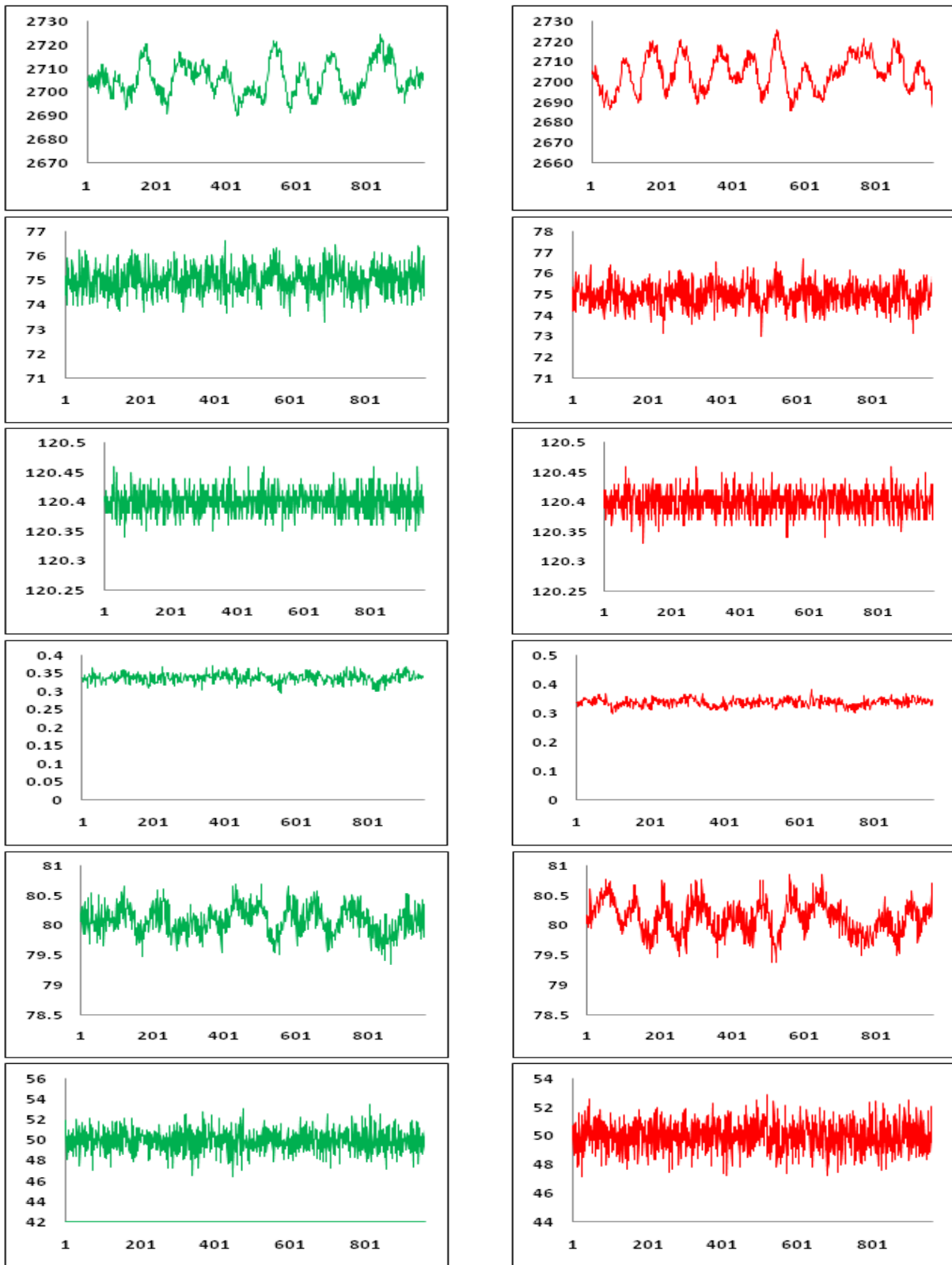


FIGURE A.2 – Variables 7 à 12 en fonctionnement normal et pour la faute F3

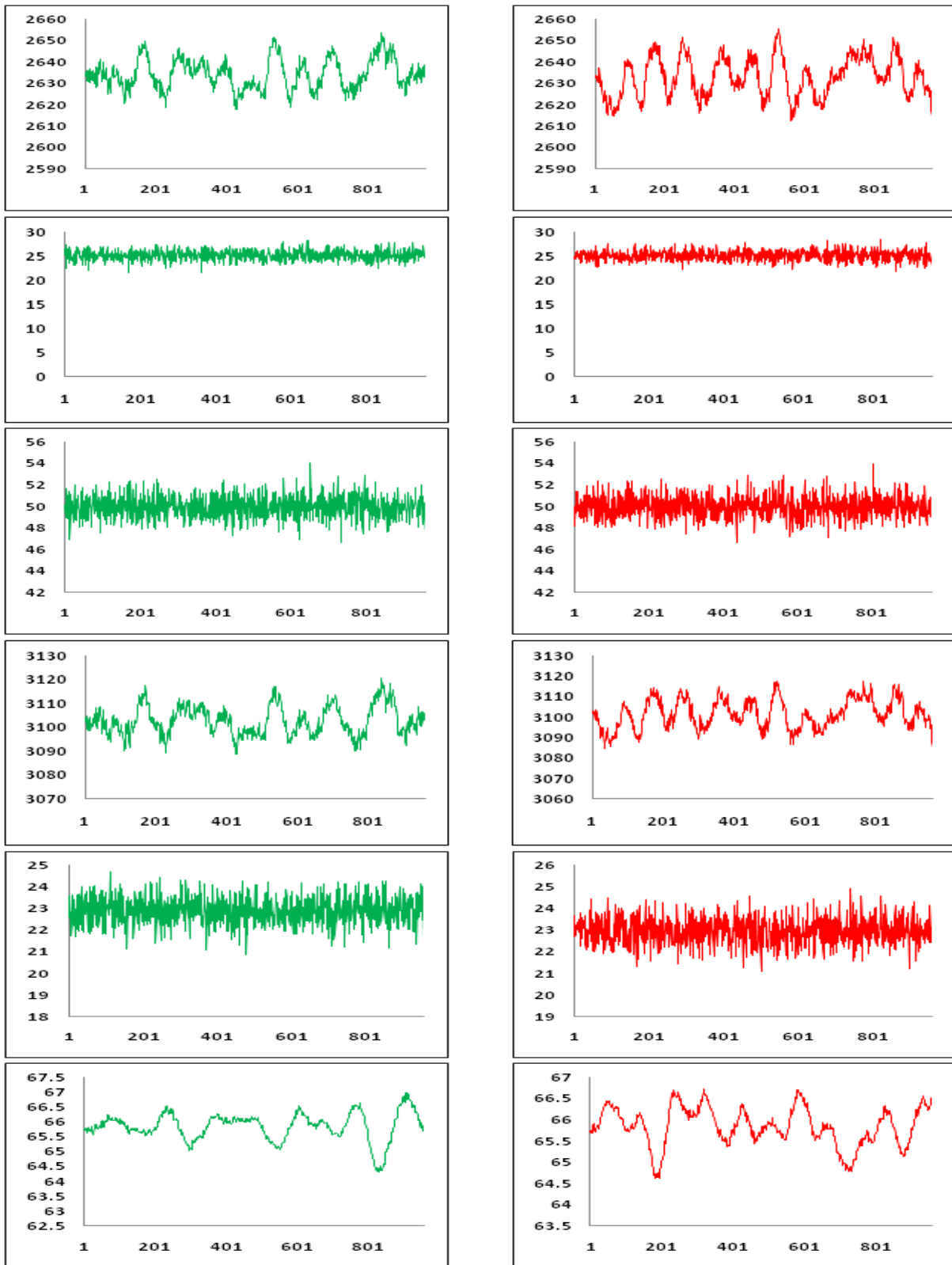


FIGURE A.3 – Variables 13 à 18 en fonctionnement normal et pour la faute F3

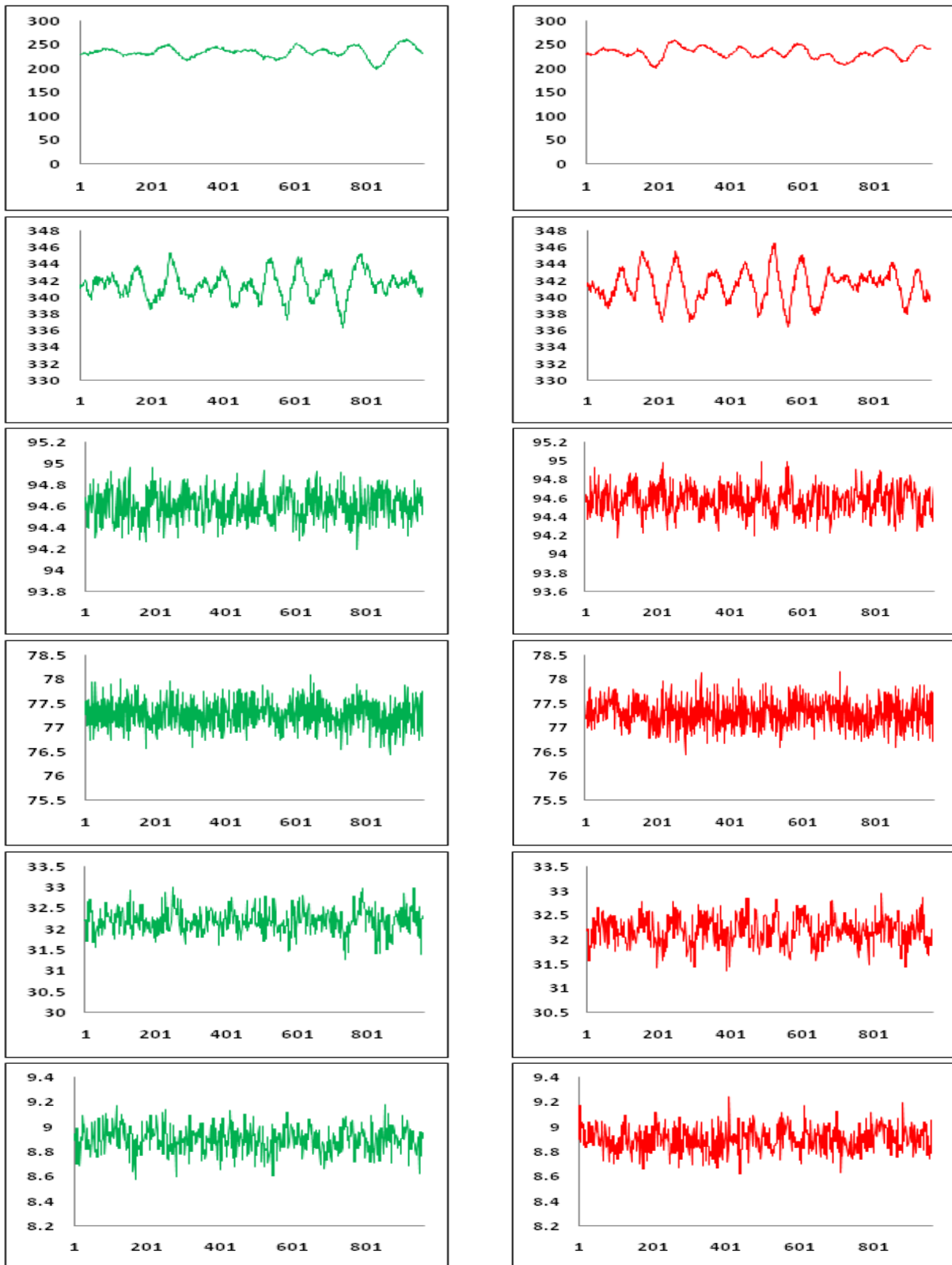


FIGURE A.4 – Variables 19 à 24 en fonctionnement normal et pour la faute F3

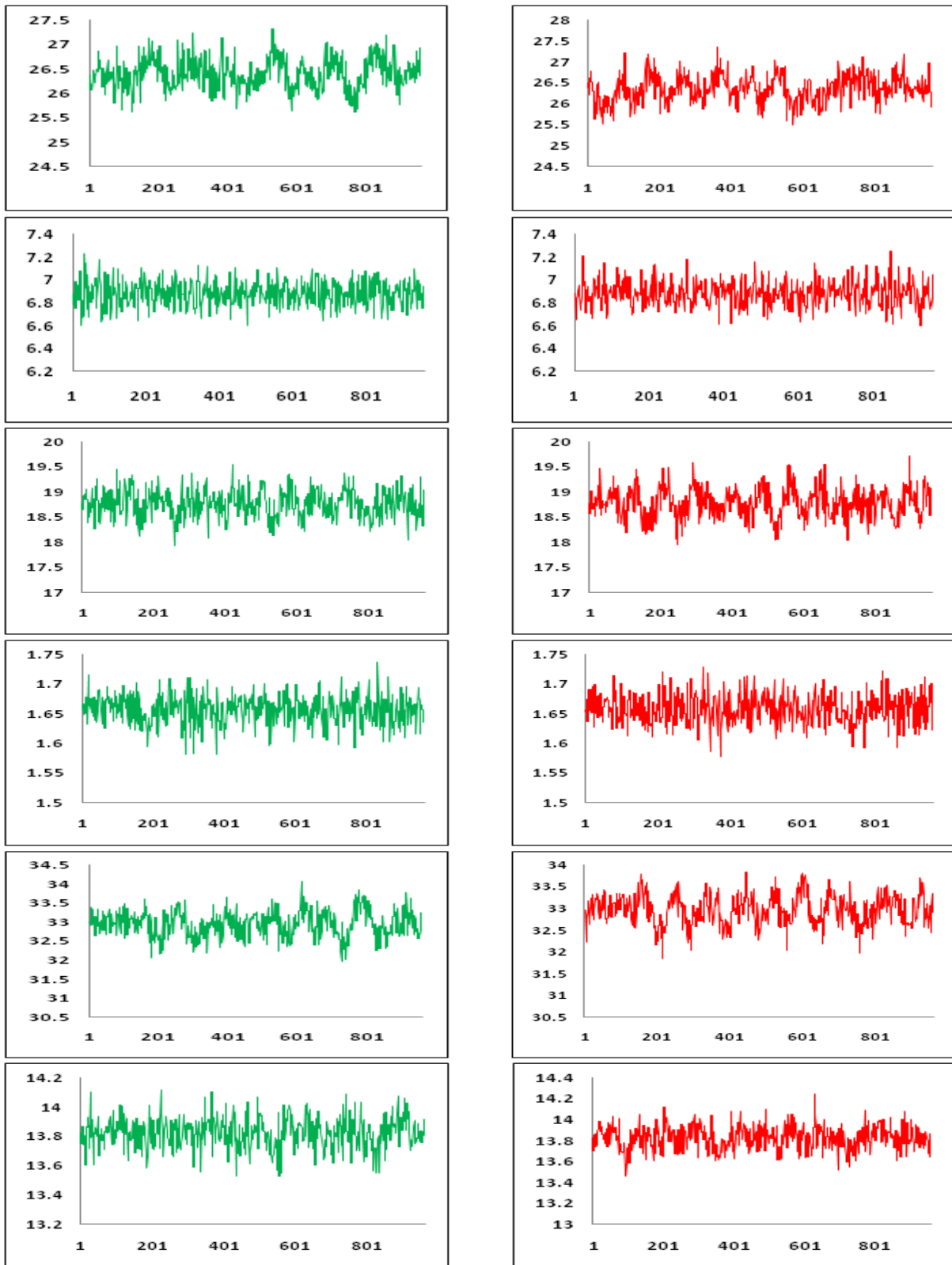


FIGURE A.5 – Variables 25 à 30 en fonctionnement normal et pour la faute F3

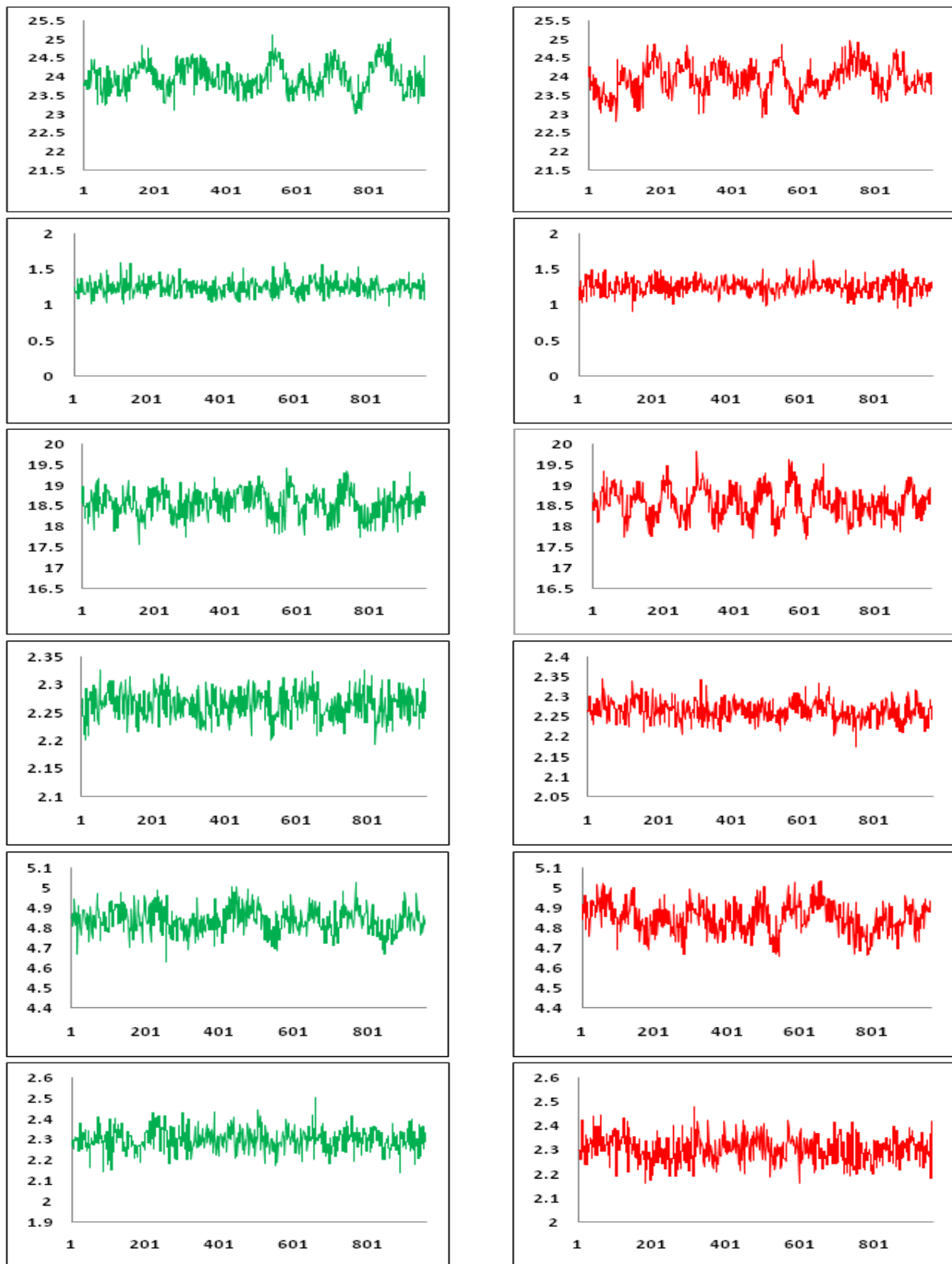


FIGURE A.6 – Variables 31 à 36 en fonctionnement normal et pour la faute F3

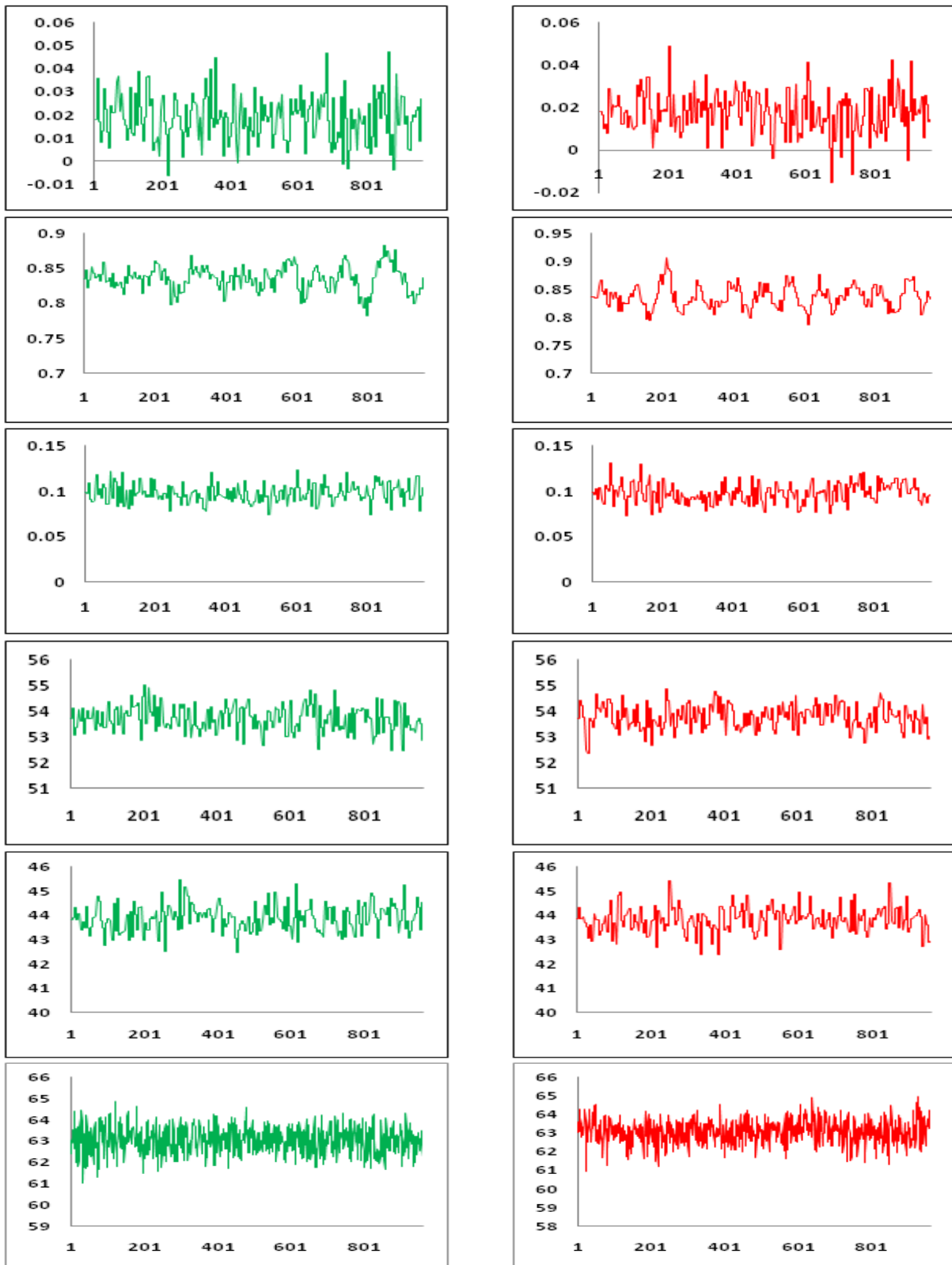


FIGURE A.7 – Variables 37 à 42 en fonctionnement normal et pour la faute F3



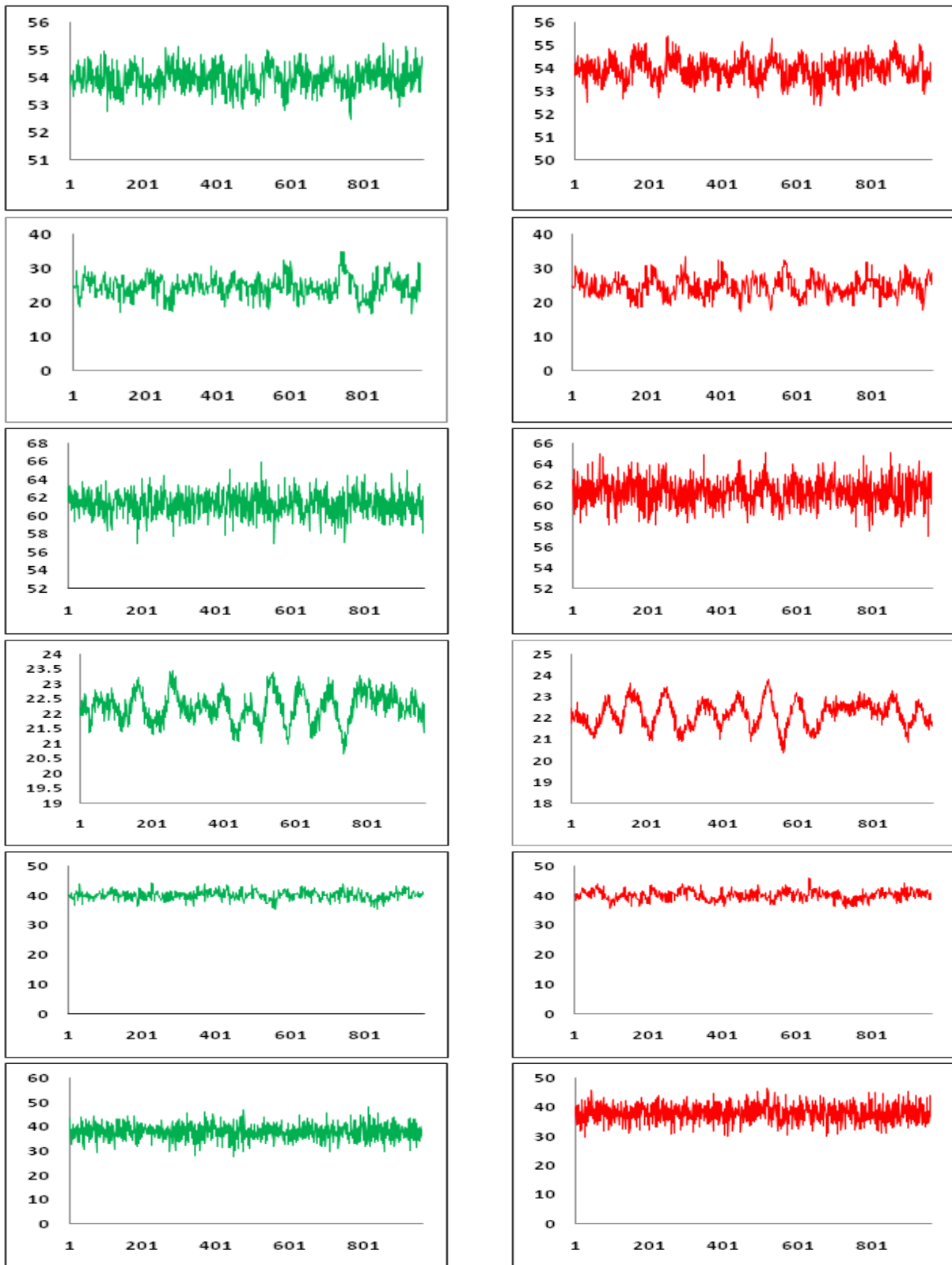


FIGURE A.8 – Variables 43 à 48 en fonctionnement normal et pour la faute F3

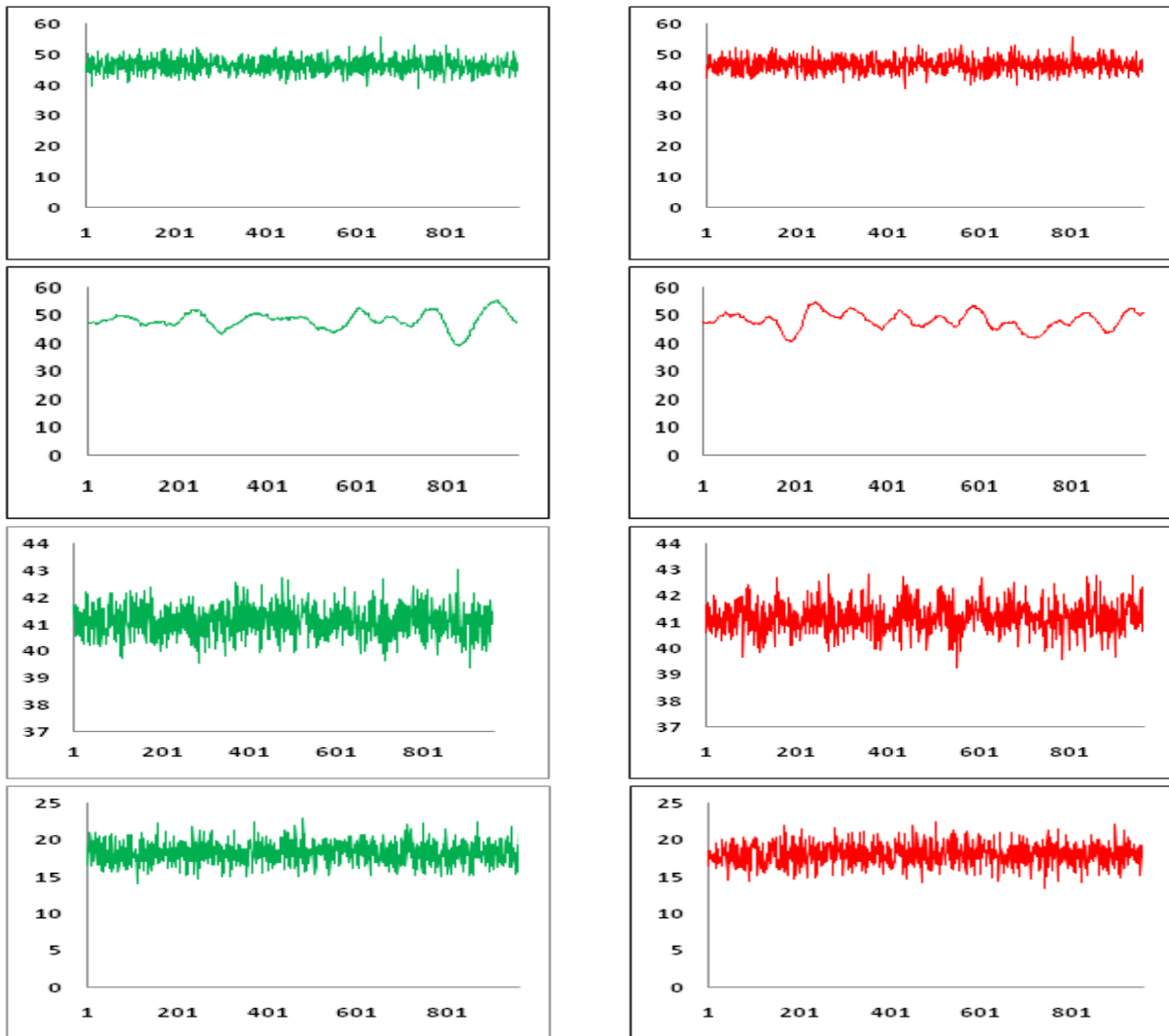


FIGURE A.9 – Variables 49 à 52 en fonctionnement normal et pour la faute F3

## **Annexe B**

### **Variables du TEP pour la faute F6**

Nous avons remarqué que la faute 960 observation de la F6 ont été classifiées correctement, qui est le meilleur taux de classification. Les figures [B.1](#) à [B.5](#) représentent les 52 variables du TEP lors de la faute F6. La couleur bleu représente les données d'apprentissage, alors que la couleur rose représente les 480 premières observations des données de test.

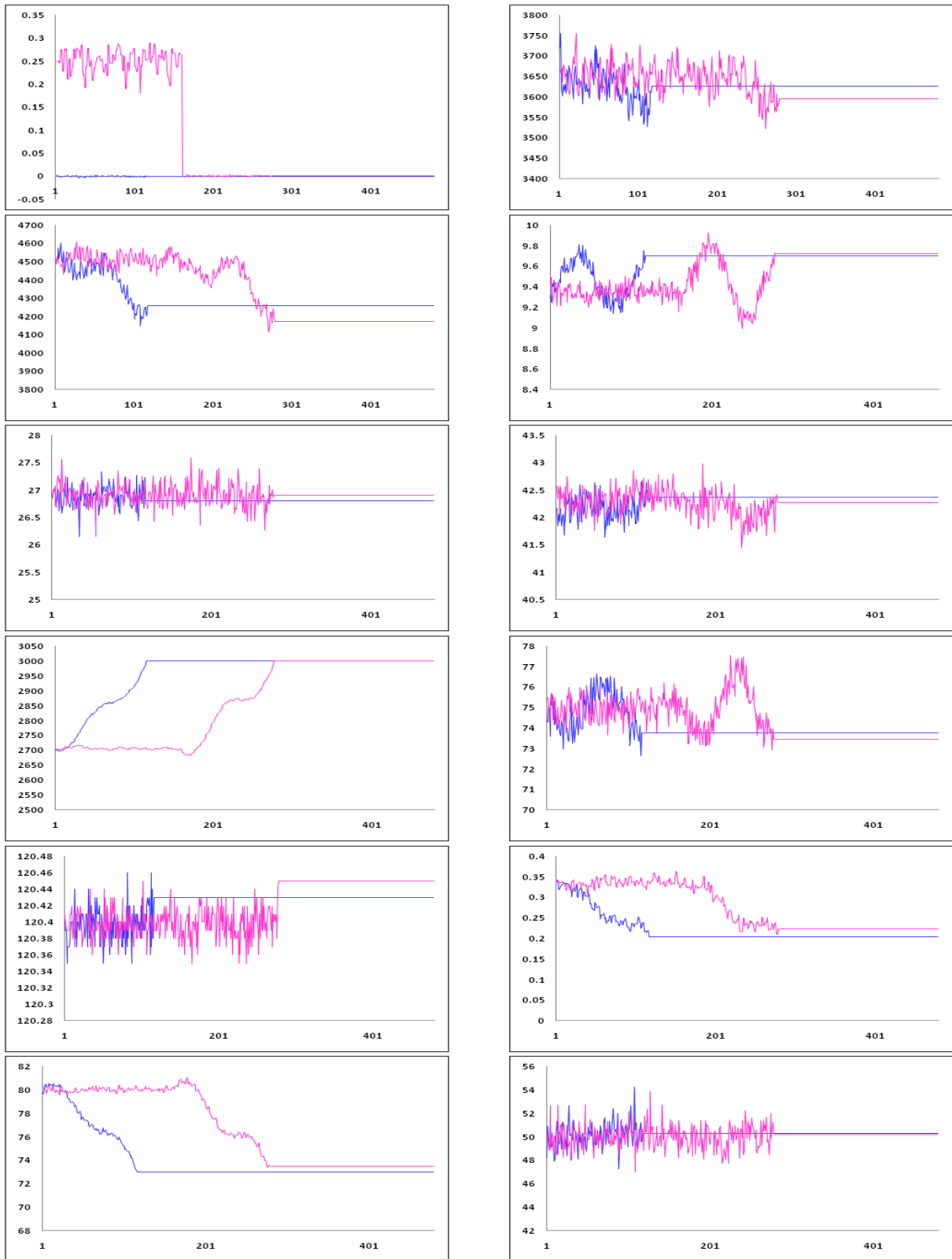


FIGURE B.1 – Variables 1 à 12 pour la faute F6

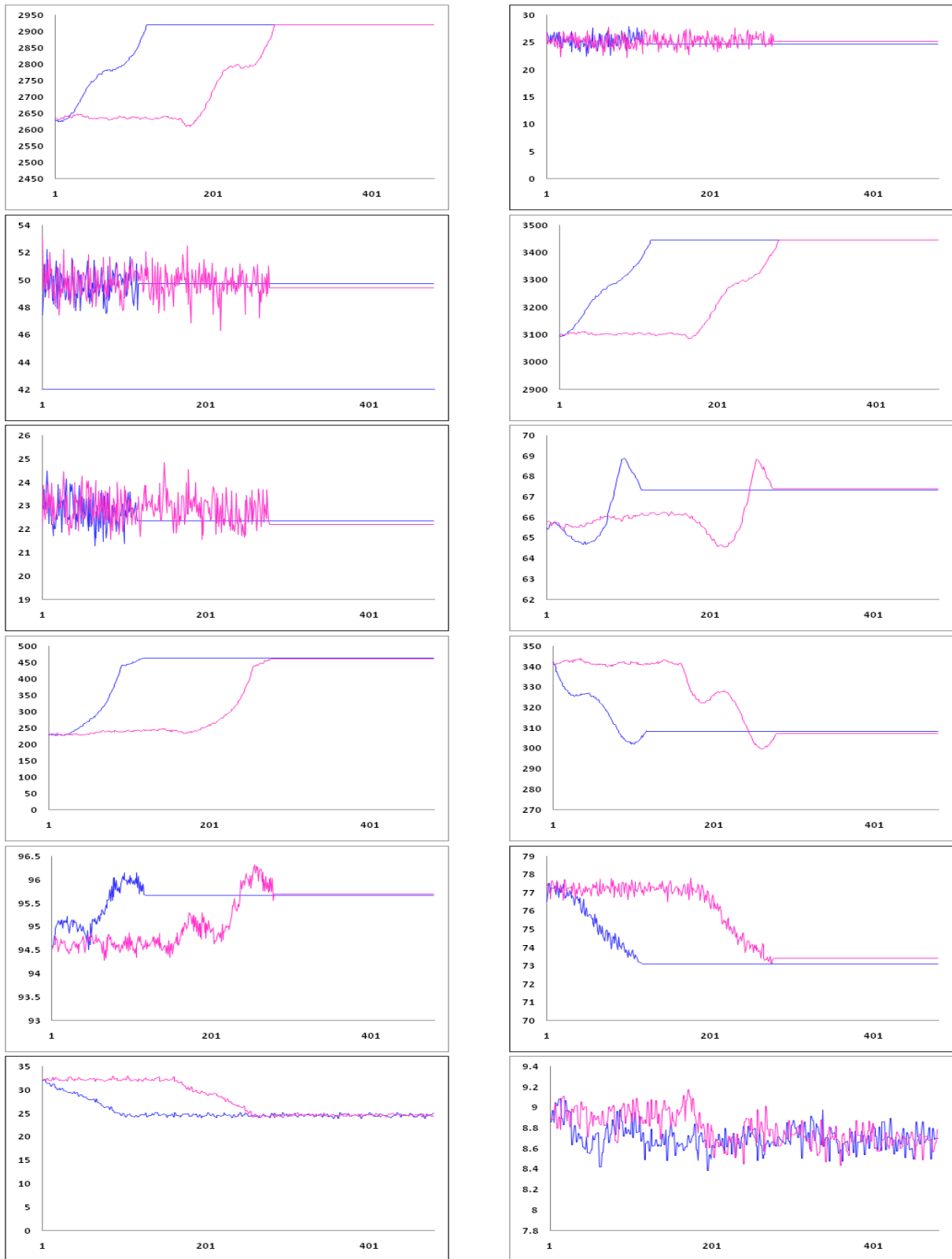


FIGURE B.2 – Variables 13 à 24 pour la faute F6

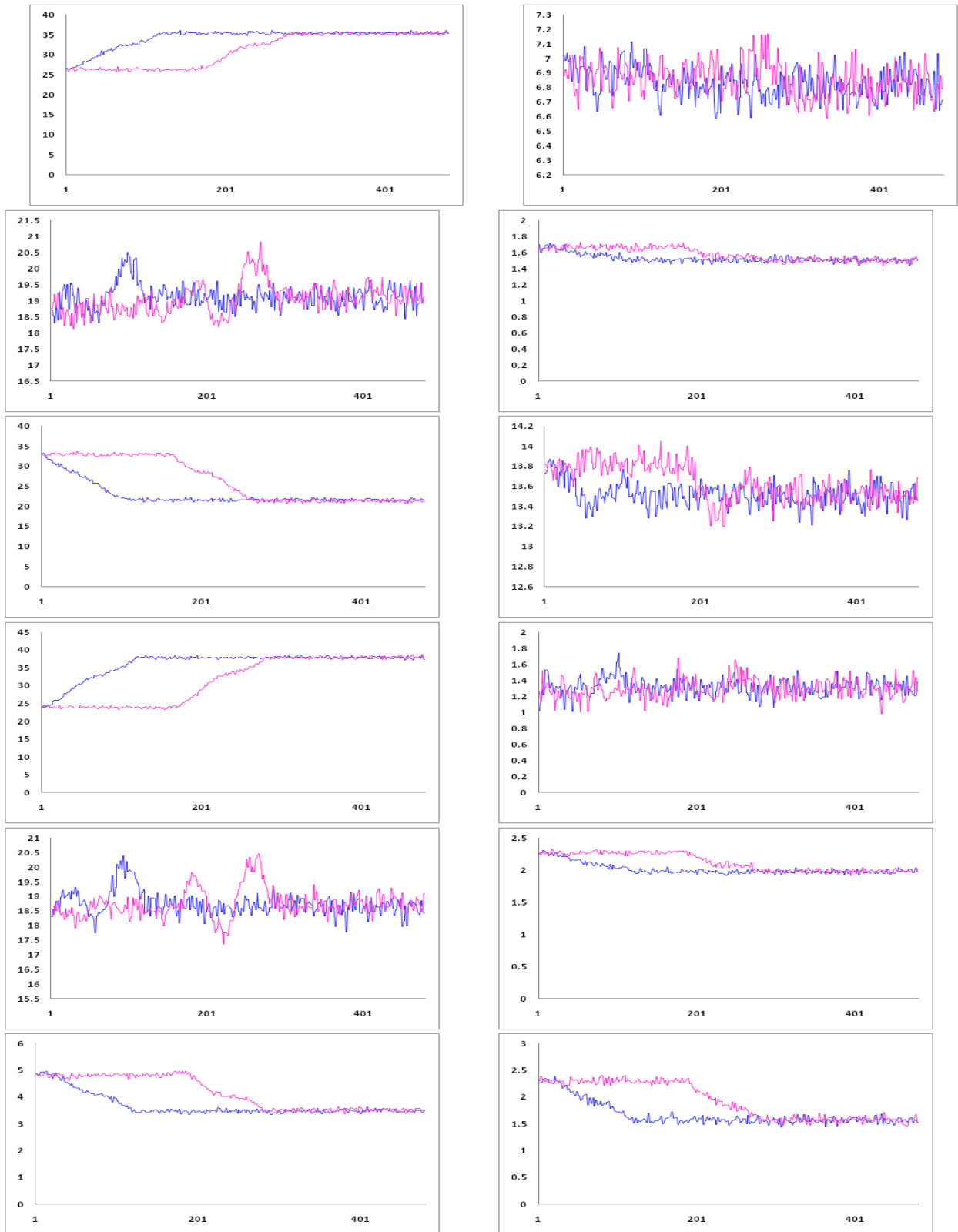


FIGURE B.3 – Variables 25 à 36 pour la faute F6

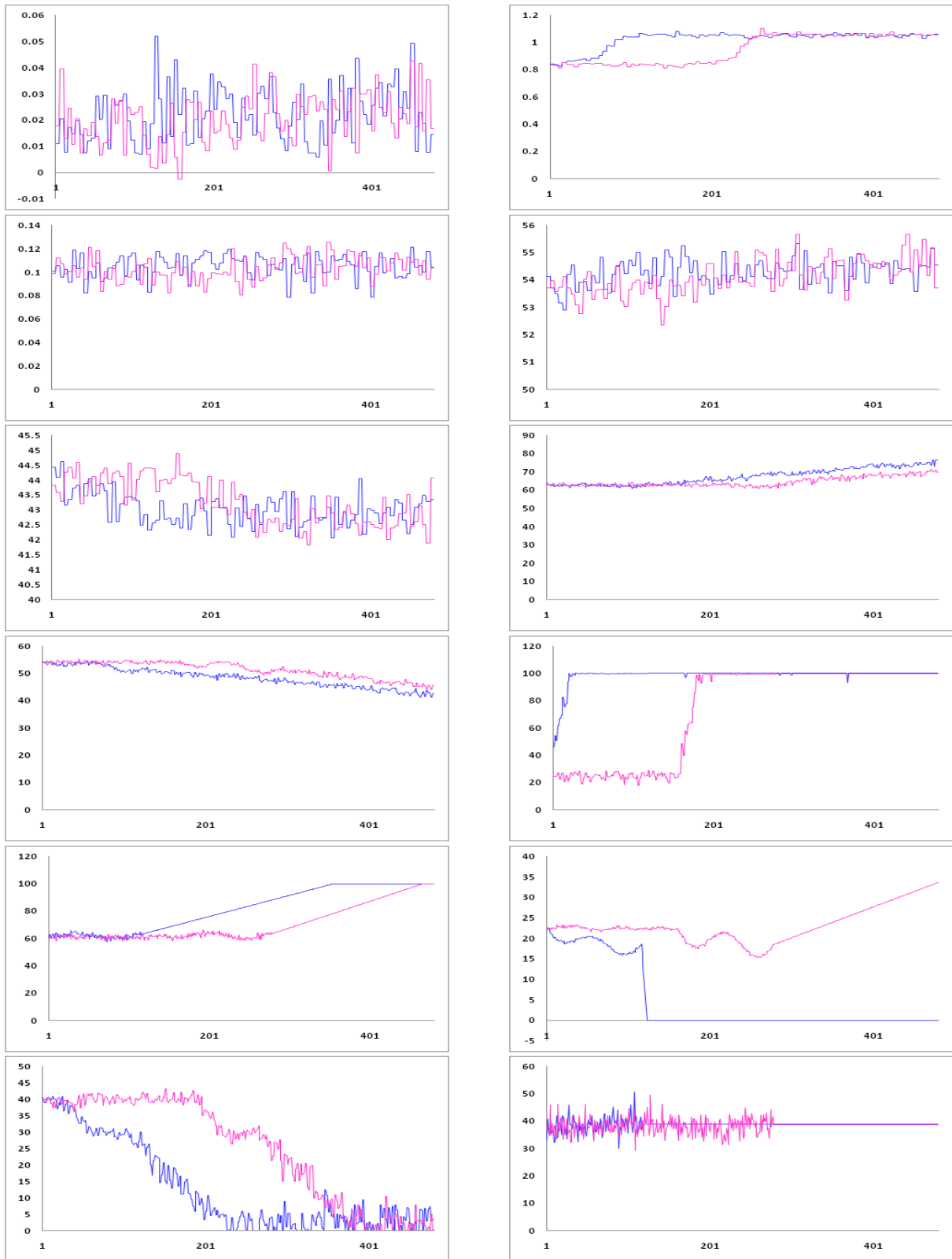


FIGURE B.4 – Variables 37 à 48 pour la faute F6

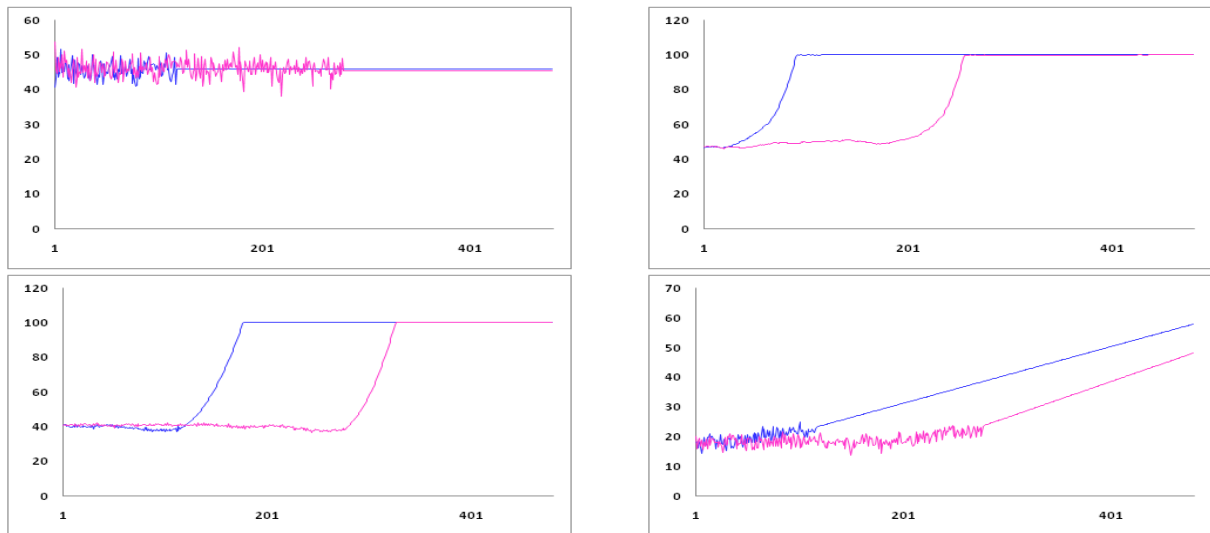


FIGURE B.5 – Variables 49 à 52 pour la faute F6



# Production scientifique

## 1. Publications dans des revues internationales

- ◇ Rezki N, Kazar O, Mouss L-H, Kahloul L et Rezki D : A novel approach for multivariate process monitoring using several intelligences. *Internatinoal Journal of Industrial and Systems Engineering*,(Article sous press), 2015.
- ◇ Rezki N, Kazar O, Mouss L-H, Kahloul L et Rezki D : On the use of multi-agent systems for the monitoring of industrial systems. *Journal of Industrial Engineering International, Springer Berlin Heidelberg*,12(1) :111-118, 2016.

## 2. Publications dans des actes ou proceedings édités

- ◇ Rezki N, Kazar O et Mouss L-H : Design of multi-agent system for quality control and machine maintenance. *In International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CODIT)*, Hammamet, Tunisia, 6-8 may 2013.
- ◇ Rezki N, Kazar O, Mouss L-H, Kahloul L et Rezki D : Using several intelligences for complex industrial process monitoring :detection and diagnosis. *International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, Kuala Lumpur, Malaysia, March 8-10, 2016.

## 3. Publications dans des conférences internationales

- ◇ Rezki N, Mouss L-H, KAZAR O et Abid K : Multi-agent system for joint product quality control and machine maintenance. *In International Conference on Systems and Information (ICSIP)*, University of Guelma, Algeria, May 12-14, 2013.
- ◇ Rezki N, Kahloul L, Kazar O et Mouss L-H : Formal Development of Manufacturing Systems : Hierarchical Coloured Petri Nets Based Model. *In International Symposium on Informatics and its Applications (ISIA)*, University of M'sila, Algeria, 25-26 February 2014.
- ◇ Rezki N, Kazar O, Mouss L-H, Abid K et Rezki D : Joint quality and maintenance in manufacturing system. *In International Conference industrial Engineering and Manufacturing (ICIEM)*, University of Batna, Algeria, 11 - 13 may, 2014.

- ◇ Rezki D, Mouss L-H et Rezki N : An automatic control of cement production quality. *In International Conference industrial Engineering and Manufacturing (ICIEM)* , University of Batna, Algeria, 11 - 13 may, 2014.
- ◇ Rezki N, Kazar O, Mouss L-H, Abid K, Rezki D et Abid K : An agent based approach for quality control and maintenance in production line. *In International Conference industrial Engineering and Manufacturing (ICIEM)*, University of Batna, Algeria, 11 - 13 may, 2014.