

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITÉ HADJ LAKHDAR « BATNA » FACULTÉ DE TECHNOLOGIE
DÉPARTEMENT DE GÉNIE INDUSTRIEL
Laboratoire D'automatique Et Productique (LAP)



MÉMOIRE DE MAGISTER

PRÉSENTÉ AU

Laboratoire d'Automatique et Productique

En vue de l'obtention du diplôme de

MAGISTÈRE

Spécialité

Génie des Systèmes Industriels

PAR

BELBEDJ FARID

Ingénieur en Génie Industriel

Thème

Les modèles de Markov Cachés et leur application dans un processus industriel

Application à un système de pompage de ciment

Directeur du Mémoire : Dr. Samir Abdelhamid

JURY :

Mr. M.Djamel Mouss	Pr. Université de Batna	Président
Mr. Samir Abdelhamid	MC-A. Université de Batna	Rapporteur
Mr. Abdelhafid Zitouni	MC-A. Université de Constantine	Examineur
Mr. Nabil Benoudjit	Pr. Université de Batna	Examineur

Année Universitaire : 2014-2015

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier en tout premier lieu Mr. Samir ABDELHAMID, pour la qualité du sujet qu'il a su me prodiguer, et d'avoir accepté la lourde tâche d'être rapporteur et je le remercie pour l'analyse qu'il a menée sur ma mémoire pour la lecture attentive qu'il en a fait et qui a contribué à son enrichissement. C'était un immense plaisir d'avoir travaillé sur ce sujet, sous la direction de lui. Je tiens à lui exprimer ma reconnaissance, mes remerciements les plus profonds, pour les conditions excellentes de travail: suivi, discussions intéressantes, critiques constructives. Et particulièrement pour la confiance et encouragements constants, ...

Je remercie vivement Mr. M. Djamel MOUSS pour m'avoir fait l'honneur d'accepter de présider le jury.

Mes remerciements vont également aux membres de jury examinateurs qui m'ont fait l'honneur de participer au jury en l'occurrence: Mr. Nabil BENOUDJIT de l'université de Batna, Mr. Abdelhafid ZITOUNI de l'université de Constantine.

Enfin, Mes remerciements s'adressent également à Dr. N MOUSS, ainsi qu'à toute personne, enseignants ou secrétaires de Département de Génie Industriel ainsi qu'à toute personne de la faculté des sciences.

DÉDICACES

JE DÉDIE CE MODESTE TRAVAIL À :

MES TRÈS CHERS PARENTS, MES FRÈRES ET MES SCEURS.

**MA PETITE FAMILLE, MA FEMME ET MES ENFANTS (ANFEL ET
MED ISHAK).**

MES AMIS ET TOUTE MA FAMILLE.

TOUTES LES PERSONNES QUI ME CONNAISSENT DE PRÈS OU DE LOIN.

SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERAL

1. INTRODUCTION AU DIAGNOSTIC DES DEFAILLANCES D'UN SYSTEME INDUSTRIEL.

1.1. INTRODUCTION	2
1.2. CONCEPTS ET TERMINOLOGIE	2
<i>1.2.1. Un processus industriel</i>	<i>2</i>
<i>1.2.2. Un système industriel</i>	<i>3</i>
<i>1.2.3. Un composant industriel</i>	<i>3</i>
<i>1.2.4. La surveillance</i>	<i>3</i>
<i>1.2.5. Un défaut</i>	<i>3</i>
<i>1.2.6. Un résidu</i>	<i>3</i>
<i>1.2.7. Un symptôme</i>	<i>3</i>
<i>1.2.8. Une défaillance</i>	<i>4</i>
<i>1.2.9. Une panne</i>	<i>4</i>
<i>1.2.10. Un diagnostic industriel</i>	<i>4</i>
1.3. MODES DE FONCTIONNEMENT D'UN SYSTEME	4
1.4. DEFAILLANCE ET ECHEC DU SYSTEME DE PROTECTION	5
1.5. INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET DIAGNOSTIC	6
<i>1.5.1. Définition de l'intelligence artificielle</i>	<i>6</i>
<i>1.5.2. Diagnostic par l'intelligence artificielle</i>	<i>7</i>
1.6. ORIENTATION DIAGNOSTIC ET METHODES	7
<i>1.6.1. Approche Basée Sur La Connaissance</i>	<i>9</i>
1.6.1.1. Le système expert	9
<i>1.6.1.1.1. Définitions</i>	<i>9</i>
<i>1.6.1.1.2. Modélisation d'un système expert</i>	<i>10</i>
<i>1.6.1.1.3. Le diagnostic par système d'expert</i>	<i>10</i>
<i>1.6.1.1.4. Les Systèmes Experts comme outils de diagnostic automatique</i>	<i>11</i>
<i>1.6.1.1.5. Les Avantages et Les Inconvénients des Systèmes experts</i>	<i>12</i>
1.6.1.2. Arbre De Défaillance	12
1.6.1.3. Analyse des modes de défaillance et de leurs effets et de leurs criticités	14
<i>1.6.2. Approche Basée Sur Le Traitement Des Données</i>	<i>14</i>

1.6.3. <i>Approche A Base De Modèles</i>	15
1.7. LE CHOIX DE LA METHODE DE DIAGNOSTIC	16
1.8. CONCLUSION	17
2. PRESENTATION, ANALYSE ET SPECIFICATION DU NOUVEAU	
SYSTEME.	
2.1. PRESENTATION DE L'ENTREPRISE	19
2.1.1. <i>Identité</i>	19
2.1.2. <i>Situation Géographique</i>	19
2.2. LES ETAPES DE FABRICATION DU CIMENT	20
2.2.1. <i>Matières premières</i>	21
2.2.2. <i>Exploitation des carrières</i>	21
2.2.3. <i>Stockage et reprise des matières premières</i>	21
2.2.4. <i>Broyage cru</i>	21
2.2.5. <i>Cuisson</i>	22
2.2.6. <i>Broyage Clinker</i>	22
2.2.7. <i>Expéditions</i>	23
2.3. Système de contrôle, contexte existant	24
2.3.1. <i>Système FLS-ACE-625</i>	24
2.3.2. <i>Système de régulation FLS 470</i>	24
2.3.3. <i>Système de contrôle FLS-325</i>	24
2.3.4. <i>Système de conduite S.D.R</i>	25
2.3.5. <i>CEM-SCANNER (Système de Contrôle des Réfractaires)</i>	25
2.3.6. <i>Système de Contrôle et de Conduite (QCX)</i>	26
2.3.7. <i>SDR/FUZZY LOGIC</i>	26
2.4. ANALYSE DES ARRETS DANS L'ATELIER CIMENT	27
2.4.1. <i>Les arrêts pour l'atelier ciment Z1</i>	27
2.4.2. <i>Les Arrêts pour l'atelier ciment Z2</i>	29
2.4.3. <i>Résultat d'analyse</i>	31
2.5. La Position De La Pompe A Flux Dans La Chaine De Production	32
2.5.1. <i>Présentation</i>	32
2.5.2. <i>Description de la pompe à flux</i>	32
2.5.3. <i>Description générale du système de contrôle</i>	33
2.5.4. <i>Le principe de fonctionnement de la pompe flux</i>	34
2.5.5. <i>L'interface générale de l'automate programmable</i>	36
2.5.6. <i>Diagnostic et Maintenance des Alarmes de système existant</i>	38

2.5.7. <i>Le nouveau système de surveillance et diagnostic propose</i>	40
2.5.8. <i>L'objectif de nouveau système</i>	40
2.6. CONCLUSION	41

3. LES CHAINES DE MARKOV CACHES.

3.1. INTRODUCTION.....	42
3.2. LES PROCESSUS STOCHASTIQUES.....	43
3.3. LES CHAINES DE MARKOV	45
3.3.1. <i>Les Chaîne de Markov Observables</i>	45
3.3.2. <i>Les chaines de Markov caché</i>	46
3.3.2.1. <i>Généralités</i>	46
3.3.2.2. <i>Chaîne de Markov Cachée</i>	47
3.3.2.3. <i>Définition de Chaîne de Markov Cachée</i>	48
3.3.2.4. <i>Un exemple de modèle de Markov cache</i>	48
3.3.2.5. <i>Les 3 problèmes fondamentaux des Modèles de Markov Cachées</i>	49
3.3.2.6. <i>Architecture des MMCs</i>	57
3.4. EXTENSIONS DES MODELES DE MARKOV CACHEES :	59
3.4.1. <i>Densité de probabilité</i>	59
3.4.2. <i>Durée de séjour dans un état</i>	60
3.4.3. <i>L'ordre d'une chaîne</i>	61
3.5. <i>Les avantages et les inconvénients des Modèles de Markov Cachées</i>	61
3.6. CONCLUSION.....	62

4. SYSTEME DE CONTROLE ET DIAGNOSTIC D'UN DISPOSITIF DE POMPAGE DE CIMENT.

4.1. INTRODUCTION	64
4.2. MISE EN ŒUVRE DU DIAGNOSTIC	64
4.2.1. <i>Identification du défaut</i>	64
4.2.2. <i>Localisation de la source de perturbation</i>	65
4.3. SCHEMA DE PRINCIPE	65
4.4. LA DEMARCHE DE L'APPLICATION	66
4.4.1. <i>Présentation de la base de données</i>	67
4.4.2. <i>Les observations (la base de données)</i>	67
4.4.3. <i>L'apprentissage de modèle Markov cache</i>	70
4.4.4. <i>Choix des indicateurs en se basant sur un contexte pratique</i>	71
4.4.5. <i>Choix les etats de notre systeme</i>	72
4.4.6. <i>Adaptation du modèle</i>	73

4.4.7. Mise en forme des indicateurs sous forme matricielle	75
4.4.8. Analyse et interprétation	76
4.5. PRESENTATION DU SYSTEME	77
4.6. SIMULATION ET RESULTATS	79
4.6.1. Codage de la séquence d'observations	79
4.6.2. Apprentissage	80
4.6.3. Analyse	81
4.6.4. Résultat	81
4.7. CONCLUSION.....	82

CONCLUSION GENERAL.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES.

INTRODUCTION GENERALE

INTRODUCTION GENERALE :

Le monde dans lequel nous vivons voit naître des systèmes dont la complexité s'accroît constamment. Avec le développement des nouvelles technologies et de leur utilisation dans les nouveaux produits, les fonctions de conception et de maintenance engendrent des tâches qui requièrent des niveaux de qualification de plus en plus élevés. [20]

L'efficacité de la maintenance des systèmes industriels est un enjeu économique majeur pour leur exploitation commerciale. La maintenance doit permettre d'améliorer la fiabilité, la sécurité et la qualité des équipements du système industriel pour un moindre coût. Les principales difficultés et sources d'inefficacité résident dans le choix des actions de maintenance. Une action de maintenance consiste à remplacer les équipements en panne qui ne sont plus capables de réaliser leur fonction. Un mauvais choix d'actions peut conduire à une maintenance non satisfaisante et à un surcoût dû à l'immobilisation du système. Optimiser la maintenance consiste à réduire la durée d'immobilisation du système complexe en minimisant la durée des interventions et le nombre d'actions de maintenance.

A l'aide des nouvelles technologies embarquées, il est possible de mettre en place un système de supervision afin de surveiller les composants du système et de détecter en ligne les problèmes ou les pannes pouvant survenir dans le système. Il est alors nécessaire de fournir un diagnostic de maintenance en temps réel qui analyse les différentes sources d'observation et qui permet d'identifier les équipements en panne à remplacer.[14]

À l'origine, le diagnostic était une notion purement médicale qui désignait l'activité consistant à identifier une maladie par ses symptômes. Bien évidemment, cette activité entre dans un processus plus global dont l'objectif ne s'arrête pas à l'identification des maladies mais comprend surtout la définition des soins à apporter pour guérir le patient ou pour le soulager. En effet, on ne va pas voir son médecin pour connaître le nom de sa maladie mais pour être soigné !

Cette vision médicale a ensuite été reprise dans le monde technique et industriel. Cette fois, il ne s'agit plus de rechercher les causes d'une maladie chez un patient mais les causes d'une défaillance ou d'une panne d'un dispositif physique. D'un point de vue conceptuel, il n'y a pas de différence fondamentale entre le diagnostic médical et le diagnostic technique. Tous les deux consistent à rechercher les causes d'un dysfonctionnement d'un système physique ou vivant en vue de le réparer ou de le soigner.

Cette mémoire a pour objectif de présenter les différentes étapes réalisées pour la conception et le développement d'un système de contrôle et diagnostic basé sur Reconnaissance Des Formes (RDF) par l'application d'un outil performante d'intelligence artificielle il s'agit les modèles de Markov cachés, ce système capable de connaître l'état de notre système (dispositif de pompage de ciment), en contrôlant la marche ainsi que le diagnostic a partir des différentes formes de la courbe de pression qui a été généré par la pompe, Le système développé est un outil spécifique dédié au diagnostic des pannes et des dysfonctionnements. La modélisation de la base de connaissance est réalisée à l'aide d'un expert.

La validation du bon fonctionnement du notre système a été assurée à l'aide d'un exemple réel (base de connaissance réel de fonctionnement et dysfonctionnement d'un dispositif du pompage de ciment).

Ce projet est réalisé dans l'atelier du broyage de ciment au sein de la cimenterie d'Ain Touta à Batna en Est d'Alger.

Les modèles markoviens cachés sont aujourd'hui, et cela depuis une vingtaine d'années, un outil essentiel pour le traitement, l'exploration, la classification, l'étiquetage, le *clustering* des données séquentielles et de signaux divers, qu'il s'agisse de signaux audio (parole, musique), de gestes, d'écriture manuscrite, de séquences d'interaction homme-machine, etc.

Les modèles markoviens cachés constituent un cadre simple et efficace à partir duquel le concepteur peut aisément construire des modèles adaptés à un problème spécifiques et à des données particulières, comme en témoigne la multitude de variantes et extensions de ces modèles, même si leur usage nécessite une attention particulière et requiert une certaine expertise.

Notre mémoire s'articule en quatre chapitres.

Dans le premier chapitre : Nous commencerons par rappeler diverses définitions. Puis, nous présenterons les méthodes de diagnostic issues de l'intelligence artificielle. Nous focaliserons notre présentation sur les approches les plus représentatives. Enfin, nous avons présenté les paramètres qui déterminent le choix du la méthode de diagnostic.

Et dans le deuxième chapitre :

Nous avons Présenté le champ d'étude « SCIMAT-Batna », et puis l'Analyse et spécification du nouveau système de contrôle et diagnostic proposé.

Et dans le troisième chapitre :

Nous avons détaillé l'outil de diagnostic « les Modèles de Markov Cachés », c'est le but du deuxième chapitre.

Le quatrième chapitre c'est l'application :

Ce chapitre dresse la synoptique de la démarche préconisée, la présentation du modèle de Markov caché proposé dans notre application, ainsi que la discussion des expérimentations effectuées et l'interprétation des résultats obtenus.



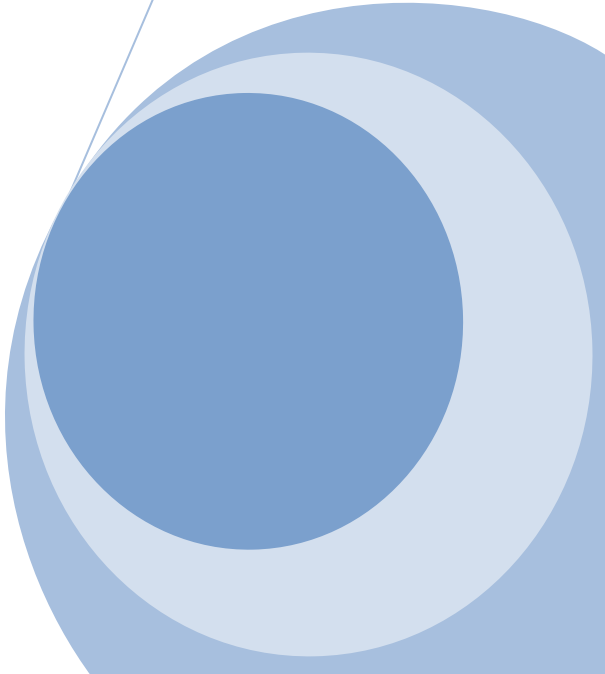
Chapitre : I

Présentation :

Ce premier chapitre a pour objectif de donner un état de l'art sur les méthodes et les approches utilisées dans le domaine de la surveillance et la supervision des systèmes.

A ce titre, après une introduction et un rappel de quelques définitions, nous abordons les systèmes de contrôle.

Comme notre travail se focalise sur le diagnostic des systèmes industriels et plus particulièrement sur les méthodes basées sur l'intelligence artificielle (Méthodes basées sur le traitement de données).



Introduction au diagnostic des défaillances d'un système industriel.

1.1. INTRODUCTION :

L'un des objectifs les plus importants de l'automatisation aujourd'hui concerne l'augmentation de la fiabilité, de la disponibilité et de la sûreté de fonctionnement des processus technologiques. C'est la raison pour laquelle on met en œuvre des systèmes de surveillances dont l'objectif est d'être capable, à tout instant, de fournir l'état de fonctionnement des différents équipements constitutifs d'un processus technologique.

Le diagnostic en temps réel est une solution qui pourrait cerner rapidement l'anomalie à condition de faire appel à l'analyse de tous les symptômes manifestés par un système de surveillance performant. [16]

1.2. CONCEPTS ET TERMINOLOGIE :

La diversité des définitions trouvées dans différents travaux [12], [17], [18], [19], [20] fait que nous avons jugé important d'établir un lexique sur les termes qui seront utiles pour la compréhension du présent mémoire.

1.2.1. Un processus industriel : est une installation complexe assumant un objectif fonctionnel de haut niveau (production de bien ou de service), voir (figure1.1).

Exemples :

- . **Une raffinerie** : production des produits pétroliers élaborés.
- . **Un central électrique** : production d'énergie électrique.
- . **Une cimenterie** : production du ciment.

Pour assurer ces objectifs fonctionnels de haut niveau, le processus fait appel à un ensemble de systèmes interconnectés, chaque système assure une ou plusieurs fonctions bien définies.

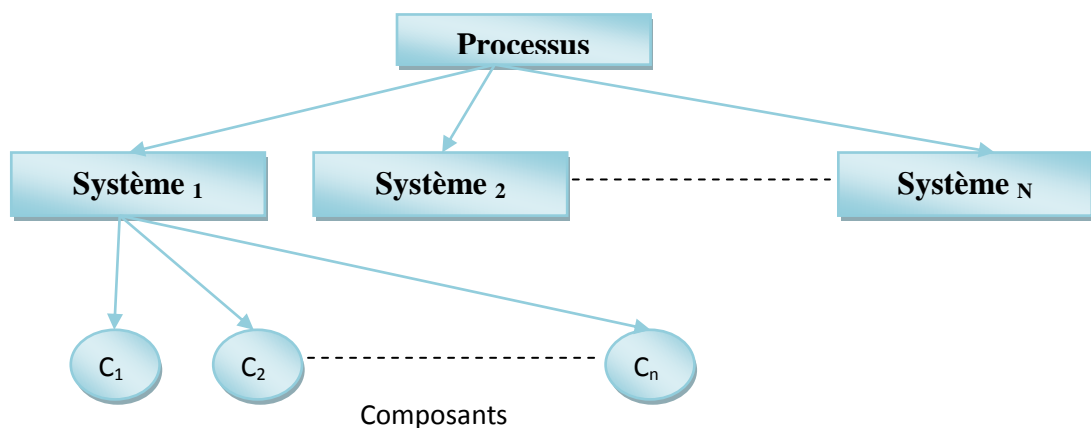


Figure1.1 : Décomposition hiérarchique d'un processus.

1.2.2. Un système industriel : est un ensemble d'éléments interagissant entre eux et avec l'extérieur, réunis pour assurer une mission précise.

1.2.3. Un composant industriel : est un organe technologique qui forme une partie du système industriel (réservoir, conduite, pompe ...).

1.2.4. La surveillance : est un dispositif passif, informationnel, qui analyse l'état du système et fournit des indicateurs. La surveillance consiste notamment à détecter et classer les défaillances en observant l'évolution du système, puis à les diagnostiquer en localisant les éléments défaillants et en identifiant les causes premières.

La surveillance se compose donc de deux fonctions principales qui sont la détection et le diagnostic (figure 1.2).

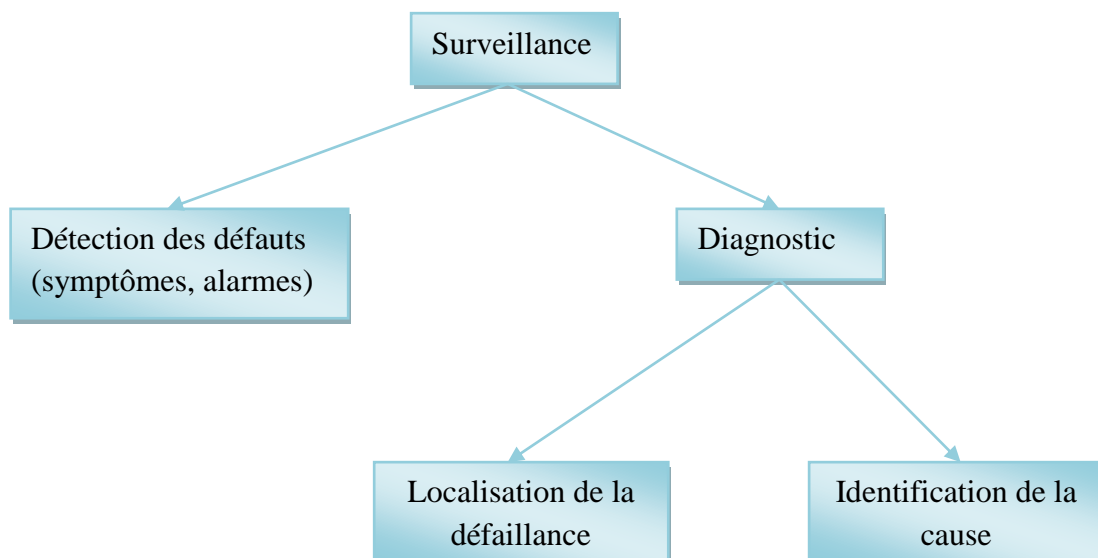


Figure1.2: Composantes de la surveillance industrielle.

1.2.5. Un défaut : est tout écart entre la caractéristique observée sur le dispositif et la caractéristique de référence lorsque celui-ci est en dehors des spécifications.

1.2.6. Un résidu : est un signal conçu pour être un indicateur d'anomalies fonctionnelles ou comportementales, sensiblement nul en absence de défauts et non nul en leur présence.

1.2.7. Un symptôme : est un caractère distinctif d'un état fonctionnel ou comportement anormal.

1.2.8. Une défaillance : est l'altération ou la cessation de l'aptitude d'un ensemble à accomplir sa ou ses fonctions requises avec les performances définies dans les spécifications techniques.

1.2.9. Une panne : est l'inaptitude d'une entité (composant ou système) à assurer une fonction requise.

1.2.10. Un diagnostic industriel : est l'identification de la cause probable de la (ou des) défaillance(s) à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test.

1.3. MODES DE FONCTIONNEMENT D'UN SYSTEME:

Un système est un ensemble susceptible évolué dans le temps. Il est composé d'un ensemble d'éléments interagissant entre eux et avec l'extérieur, réunis pour assurer une mission. La réalisation de cette mission dépend énormément du mode de fonctionnement sous lequel évolue le système:

- ✚ Un mode normal : mission accomplie.
- ✚ Un mode anormal : mission non accomplie ou bien accomplie avec des performances moindres.

Bien évidemment ces modes peuvent être dus à un défaut externe au procédé exemple (réseau d'alimentation, transformateur...) comme ils peuvent être provoqués, à long ou à court terme, par la défaillance d'un composant du procédé. [10]

Pour atténuer l'effet d'un défaut il est nécessaire de localiser son origine, en cherchant de cause à effet, à travers les symptômes que le système manifeste. Le diagnostic en temps réel est une solution qui pourrait cerner rapidement l'anomalie à condition de faire appel à l'analyse de tous les symptômes manifestés par un système de surveillance performant. Le diagnostic est facile lorsqu'il est fait en temps réel et lorsque les symptômes sont clairs.

La surveillance industrielle est une partie intégrante de la sûreté de fonctionnement et en constituant une fonction de plus en plus importante en pilotage des systèmes. Les besoins dans ces deux domaines évoluent constamment. [12]

1.4. DEFAILLANCE ET ECHEC DU SYSTEME DE PROTECTION :

Il est évident que les systèmes de protection associés aux procédés industriels sont caractérisés par une rapidité d'action et une sensibilité relatives à l'importance de l'équipement mis sous contrôle et à son domaine d'exploitation. De même qu'ils ont pour but d'assurer le contrôle de la chaîne de production, en signalant la présence du défaut, une fois détecté, et en assurant la commutation vers le système redondant jusqu'à rétablissement de la partie défaillante.

Cependant, à cause du coût d'investissement et des conditions ardues du marché, les procédés actuels, ont exigé une sécurité plus élevée que le système de protection n'a pu remplir pour garantir un service durable en fonction des besoins et des conditions avancées. Ainsi, des fonctionnements interrompus instinctivement sont le résultat effectif de circonstances que ni le système de protection, ni l'opérateur, ne sont arrivés à maîtriser avant qu'elles n'entraînent de pannes (Figure1.3). [16]

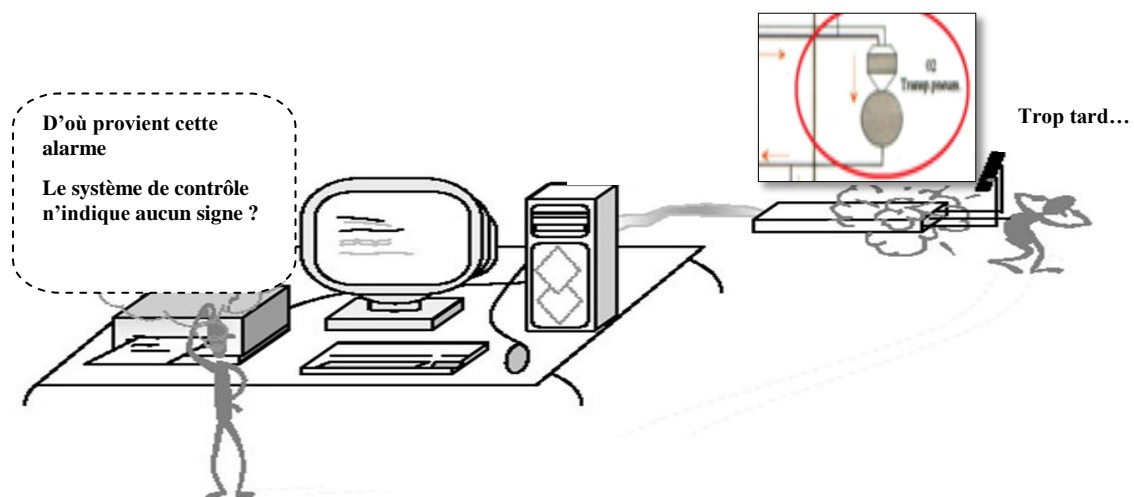


Figure1.3 : Exemple illustrant l'échec du système de protection. [16]

Dans ces conditions, caractérisées par l'avènement de panne malgré le contrôle permanent assuré par le système de protection, nous sommes obligés de nous interroger sur l'efficacité proprement dite de la surveillance adoptée. Une question tout à fait recevable de la part de l'industriel qui, ne sachant comment réagir pour assurer la sûreté de son équipement, approuve de l'intérêt pour le diagnostic temps réel. Cette fonction étant un axe en interaction continue avec deux autres, la détection et la localisation, nous conduit à imaginer l'espace d'anomalies à trois

dimensions (Figure1.4). L'intérêt de ce dernier apparaît en faisant le lien avec le diagnostic médical et en interprétant le rôle de chaque axe séparément. En effet, pour atténuer l'effet d'un défaut il est nécessaire de localiser son origine, le repérage de sa source doit faire appelle à ses coordonnées relatives dans ce repère :

- 1 : Détection de défaut en dépassant un seuil toléré bien défini, par l'opérateur expert,
- 2 : diagnostic en recherchant, en temps réel, le syndrome correspondant au trouble détecté,
- 3 : localisation en identifiant ce syndrome à ses sources d'origine dans la base de faits préparée aussi d'avance avec soin. [16]

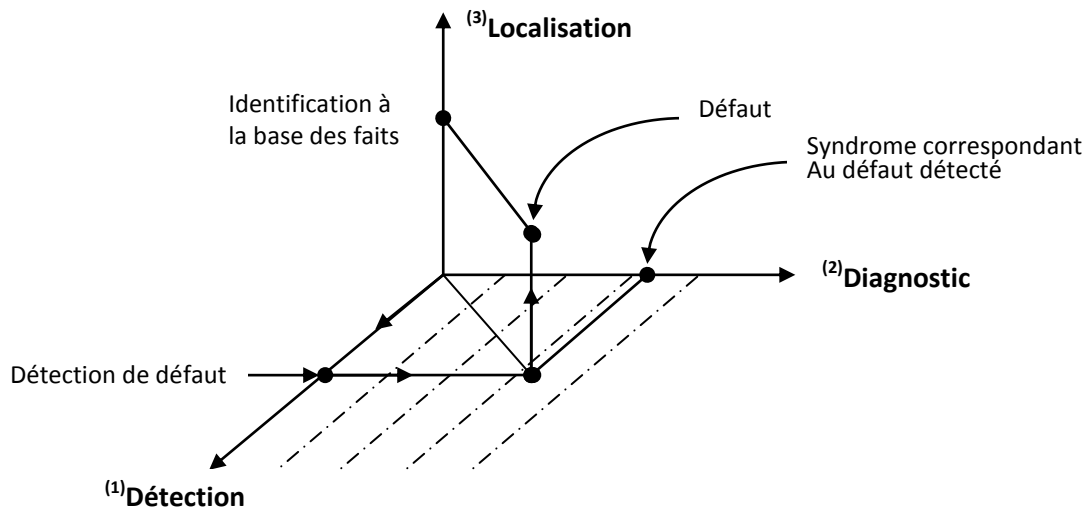


Figure1.4 : Référentiel d'anomalies. [10]

1.5. INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET DIAGNOSTIC :

1.5.1. Définition de l'intelligence artificielle :

C'est « le champ de recherche relatif à la construction de machines effectuant des tâches considérées comme requérant de l'intelligence ».

« La capacité pour un système informatique d'atteindre un niveau de performance qui se compare à celui de l'intelligence humaine dans certaines circonstances ». [10]

1.5.2. Diagnostic par l'intelligence artificielle:

Le diagnostic est une discipline de l'intelligence artificielle qui vise le développement d'algorithmes permettant de **déterminer si le comportement d'un système est conforme au comportement espéré.**

Dans le cas contraire, l'algorithme doit être capable de :

- 1) Déterminer aussi précisément que possible quelles parties du système sont fautives.
- 2) Détecter les types de dysfonctionnements dont les parties du système souffrent.

L'intérêt des techniques de l'intelligence artificielle est grand là où le modèle caractéristique du procédé est difficile à obtenir (cas de défaillances) et le traitement de données concerne beaucoup plus des connaissances contenant des informations de type linguistique.

L'affranchissement de ce dernier domaine n'est qu'un simple retour vers l'origine terminologique du mot " diagnostic" qui n'est autre que : " l'identification d'une maladie par ses symptômes" et où le terme symptôme indique le " phénomène qui révèle un trouble fonctionnel ". [10]

1.6. ORIENTATION DIAGNOSTIC ET METHODES

Les défaillances étant par définition subies sans que l'on puisse prévoir leur instant d'apparition, il importe à tout responsable d'une entreprise industrielle de faire face rapidement aux conséquences. Dans de nombreuses situations, sauf en cas de matériels redondants, il revient plus difficile de réparer la défaillance en temps réel ce qui implique l'accroissement du temps d'indisponibilité de l'installation.

Le diagnostic en temps réel est une solution qui pourrait cerner rapidement l'anomalie à condition de faire appel à l'analyse de tous les symptômes manifestés par un système de surveillance performant qui ne doit laisser échapper aucun indice quelque soit son étiquette.

Parmi les techniques élaborées pour lancer le diagnostic, celles qui prennent une importance de plus en plus grande, compte tenu de l'impact économique sont les suivantes :

- Les méthodes basées sur la connaissance,
- Les Méthodes basées sur le traitement de données,
- Les Méthodes à base de modèle. [14]

	Méthodes basées sur la connaissance	Méthodes basées sur le traitement de données	Méthodes à base de modèle
Méthodes externes Ou les Méthodes basées sur l'intelligence artificielle	<u>Méthodes qualitatives :</u> Systèmes à base de règles (systèmes experts, ...)	<u>Méthodes quantitatives :</u> Reconnaissance des formes : - Réseaux de neurones ; - Techniques floues ; - Les modèles de Markov cachés ; - ...	
Méthodes internes			<u>Modèles quantitatifs :</u> - Espace de parité - Estimation d'état (observateurs, filtre de Kalman, ...) - Estimation paramétrique <u>Modèles qualitatifs :</u> - Expressions logiques - Réseaux de Pétri, automates, ... (abstraction de la dynamique continue)
Méthodes inductive et déductive	<u>Méthodes qualitatives :</u> - AMDEC ; - Arbres de défaillance.		

Tableau1.1 : Classification de méthodes de diagnostic [14], [12], [15].

1.6.1. APPROCHE BASEE SUR LA CONNAISSANCE :

Ce type d'approche utilise une connaissance explicite de relations causales entre les symptômes, les défaillances et les fautes. Cette approche associe directement un symptôme à la faute qui en est la cause. La connaissance n'est pas extraite d'un modèle explicite structurel ou de comportement du système. Elle est souvent acquise durant la phase de conception et provient d'une analyse fonctionnelle et structurelle du système.

Cette source de connaissance peut résulter d'une analyse des modes de défaillance et de leurs effets (AMDE) ou bien d'un historique des mauvais fonctionnements du système représenté par un arbre de défaillances par exemple. L'analyse des modes de défaillance et de leurs effets et les arbres de défaillances sont des techniques issues du domaine de la sûreté de fonctionnement et d'études de risque dans les systèmes industriels. Elles sont utilisées pour identifier les causes des défaillances possibles d'un système. Cette connaissance, qui se présente sous la forme d'associations entre effets et causes, est dite externe ou de surface. Des approches classiques de diagnostic qui utilisent ce type de connaissance externe sont des systèmes à bases de règles comme par exemple les systèmes experts [14].

1.6.1.1. Le système expert:

1.6.1.1.1. Définitions :

Définition 1 : « Un système-expert est un outil informatique d'intelligence artificielle, conçu pour simuler le savoir-faire d'un spécialiste, dans un domaine précis et bien délimité, grâce à l'exploitation d'un certain nombre de connaissances fournies explicitement par des experts du domaine. »

Définition 2 : Le système expert imite les mécanismes de raisonnement des humains et fournit des avis comme ceux qu'ils recevraient d'experts humains c'est pour cela qu'il est capable de prendre des décisions ou de résoudre des problèmes dans un domaine précis. [11]

1.6.1.1.2. Modélisation d'un système expert :

Composantes :

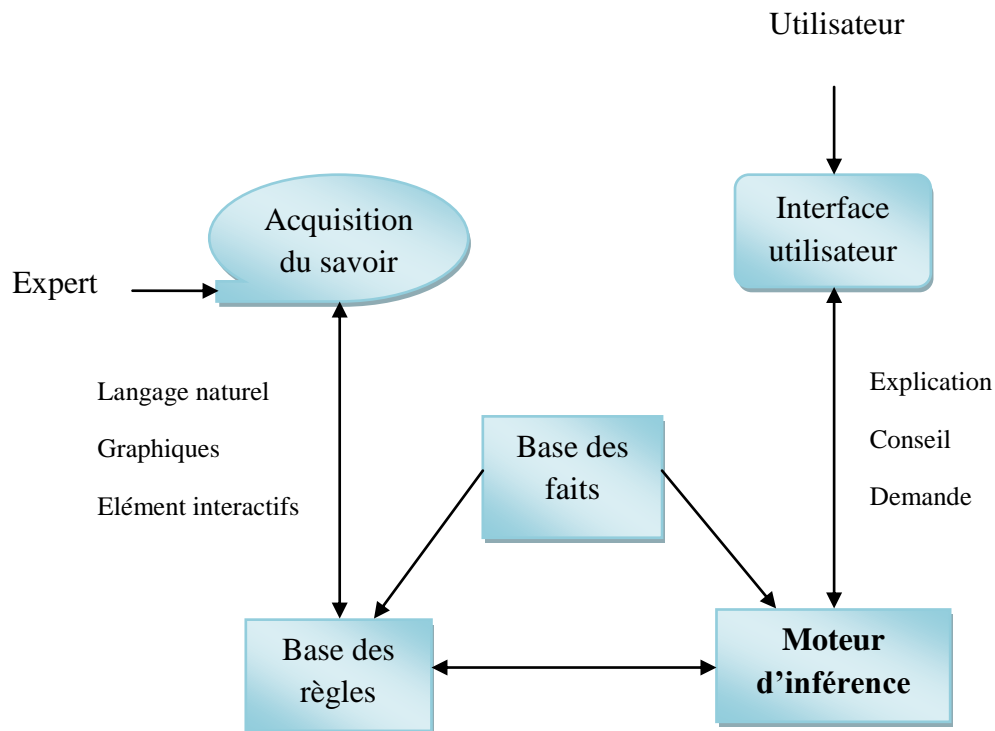


Figure1.5 : les Composantes d'un système expert. [11]

1.6.1.1.3. Quand utilise t-on le diagnostic par système d'expert ?

Lorsque les connaissances sur le système sont de types heuristiques. C'est-à dire lorsque les informations utilisées (qualitatives ou quantitatives) permettent l'utilisation de règles imbriquées issues de la connaissance et de l'expérience de l'expert, comme par exemple des liens de cause à effet.

Les situations où les systèmes expert peuvent nous aider sont nombreuses, ceux sont tous les domaines nécessitant une forte expertise comme par exemple :

- en médecine,
- en analyse boursière,
- en prospection minière,
- etc...

1.6.1.1.4. Les Systèmes Experts comme outils de diagnostic automatique :

Le diagnostic par système expert, se base sur l'expérience disponible sur le système pour construire une table de correspondance permettant d'associer efficacement les observations aux diagnostics correspondants. L'expérience peut être fournie :

Par un opérateur humain. Dans ce cas, la connaissance humaine doit être traduite en langage informatique.

Par un enregistrement éventuellement annoté des précédentes exécutions du système.

Dans ce cas, un algorithme d'apprentissage automatique doit être utilisé. [11]

Les S.E tels qu'ils sont aujourd'hui, se révèlent donc adaptés pour **donner des diagnostics corrects aux pannes répertoriées** (dans le cas du diagnostic industriel par exemple) :

Les évolutions en cours accroîtront les performances :

→ Les règles sont plus simples à écrire

→ Les informations nécessaires peuvent être puisées à la source sans intervention de l'agent.

→ Les contrôles dans certains domaines pourront être commandés et obtenus directement par le Système expert

→ Il sera en mesure de travailler en autonomie complète. : le diagnostic une fois établi, le S.E. pourra annoncer automatiquement les outils et les pièces nécessaires pour dépanner, voire la procédure à suivre et les opérations à effectuer.

→ Une part croissante du dépannage pourra être confiée à des agents moins qualifiés.

Les pannes rares ou nouvelles seront traitées par quelques techniciens chevronnés, qui auront en charge d'enrichir la base de connaissances et la base de règles des S.E.

1.6.1.1.5. Les Avantages et Les Inconvénients des Systèmes experts :

-Les Avantages :

- Le SE Applique les règles de façon systématique.
- La Possibilité d'ajouter, de modifier ou d'effacer certaines règles.
- Le SE peut regrouper les connaissances de plusieurs experts.
- Le SE peut être utilisé comme outil de formation.
- Le SE peut être utilisé par des personnes qualifiées de “ non expertes ” dans le domaine.

-Les Inconvénients :

- le niveau de responsabilité des concepteurs est méconnu
- L'acquisition de l'expertise demande un peu de temps et la complétude de l'expertise n'est jamais assurée.
- La construction du système expert peut être gourmand en terme de ressource.
- Les coûts de développement et de maintien sont souvent élevés.
- La non robustesse : en cas de modification même légère du système, le système expert doit être entièrement recalculé.
- Difficulté d'obtenir un consensus entre les experts
- La taille du système expert est grande et il arrive qu'elle soit plus compacte que le modèle puisqu'il ne comporte que les informations pertinentes pour le diagnostic. [11]

1.6.1.2. Arbre De Défaillance :

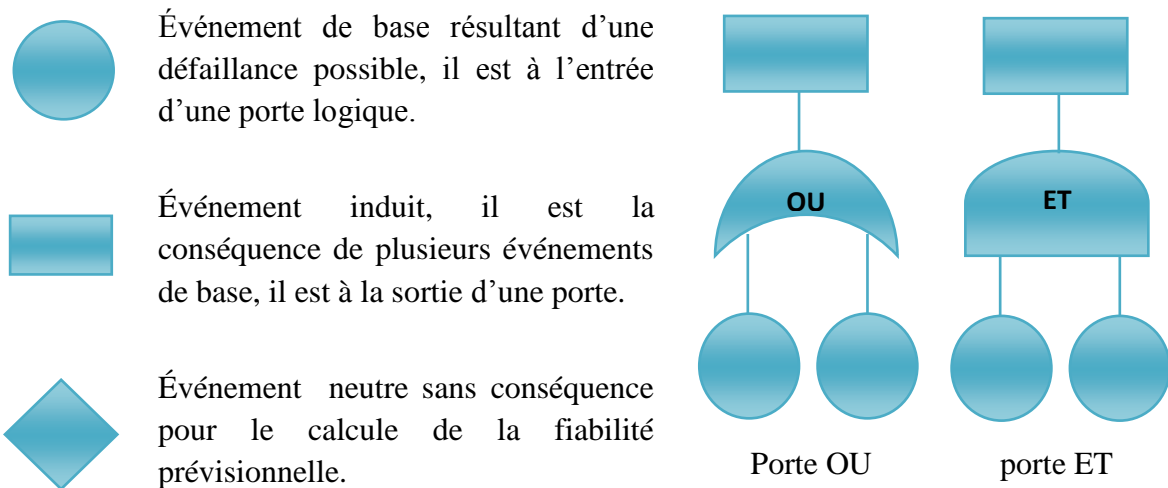
Les arbres de défaillances (*Fault Tree Analysis*) relèvent d'une approche différente de l'analyse de fiabilité. Il s'agit d'établir les combinaisons (logiques) d'événements élémentaires qui aboutissent à la panne. Cette méthode est célèbre depuis son application en 1974 à l'étude de fiabilité de réacteurs nucléaires aux États-Unis. Il

s'agit de décrire de façon déductive et itérative les causes d'un événement indésirable jusqu'à aboutir à un événement élémentaire du type panne du composant n° : i .

Le principe de construction d'un arbre de défaillance commence par la définition de l'événement indésirable. Cet événement-sommet est décomposé en événements intermédiaires développés à leurs tours. L'ensemble représente un arbre, la racine est la *panne système* et les feuilles sont les pannes des composants élémentaires (*panne n° i*). [12]

La figure suivante illustre un exemple d'un arbre de défaillance pour le réglage de la position du Four dans une cimenterie.

Symboles utilisés :



Exemple :

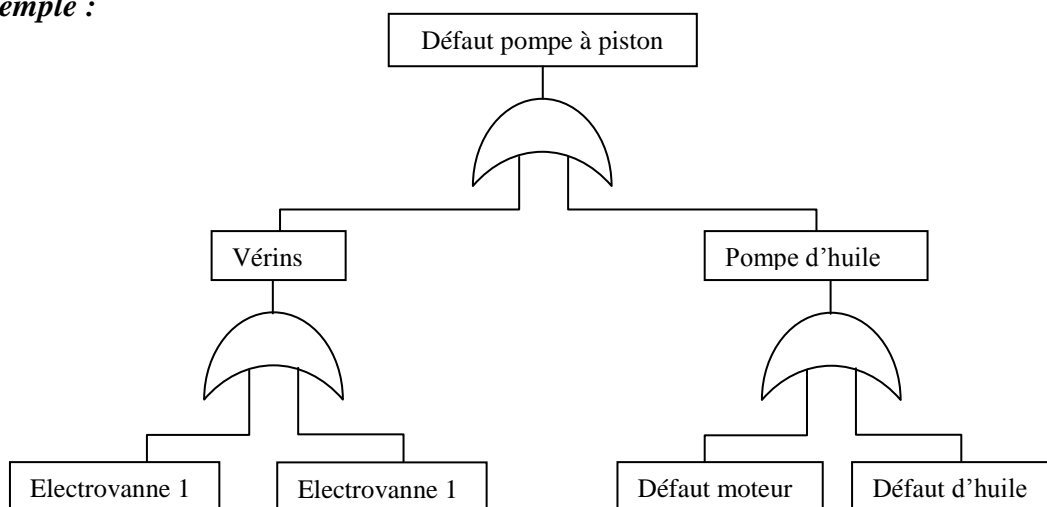


Figure1.6 : arbre de défaillance de la pompe à pistons.

1.6.1.3. Analyse des modes de défaillance et de leurs effets et de leurs criticités (AMDE) :

AMDE est une technique déductive et qualitative, avec laquelle les effets (conséquences) des défaillances des composants élémentaires sont systématiquement identifiés. L'analyse AMDEC (analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leurs criticités), utilise une démarche similaire que l'AMDE en ajoutant la criticité des effets de la défaillance. [12]

Exemple : un pour la détection des taches rouges du four rotatif pour ciment par CemScanner, où la cause est la chute des briques, on peut avoir ce tableau:

Identification du composant	Fonctions États	Modes de défaillance	Causes possibles	Effets	Moyens de détection	Parades de l'opérateur humain	Observations
Four	Cuisson	Chute de briques	Croûtage	Taches Rouges	Cem-Scanner	Renouvellement du Briquetage	Prend beaucoup de temps

Tableau 1.2 : Analyse des Modes de Défaillance et de leurs Effets (AMDE). [12]

Dans une seconde phase, l'AMDEC cherche à évaluer la criticité des modes de défaillances à partir en général de deux critères de cotation indépendants : la gravité des effets sur le système et la fréquence d'apparition des défaillances. Ceci permet de hiérarchiser les défaillances potentielles, et de proposer des actions correctives pour les points critiques.

1.6.2. APPROCHE BASEE SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES :

Dans ces méthodes, les seules informations disponibles sont les signaux issus des capteurs positionnés sur le système. Les capteurs sont supposés fiables et leurs valeurs correctes. L'objectif de ces méthodes est d'associer un ensemble de mesures à des états de fonctionnement connus du système. Ces approches à base de données font appel à des méthodes de reconnaissance de formes qui utilisent des techniques d'apprentissage numérique et de classification afin d'établir un modèle de référence du système fondé sur l'expérience (exploitation des données, des mesures sous la forme d'historique). Le modèle établi ne provient donc pas d'une spécification du système durant la phase de conception. Il ne repose pas sur une connaissance

physique du système. Ce modèle de référence capture le comportement normal du système et est utilisé pour la détection et le diagnostic.

Les principales techniques de classification utilisées pour construire un tel modèle sont les modèles de Markov cachés, les réseaux de neurones et la logique floue. Le principe des méthodes de reconnaissance de formes II est illustré par la (figure 1.6) [14].

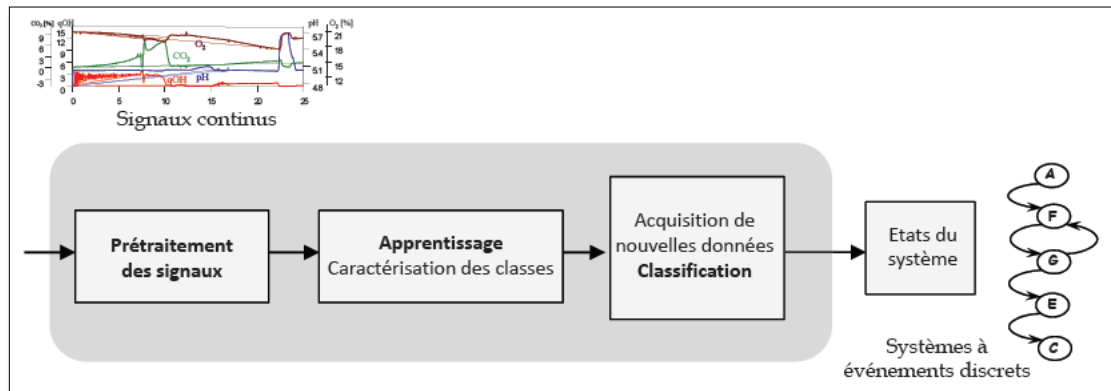


Figure1.7 : Diagnostic par reconnaissance de formes. [14]

1.6.3. APPROCHE A BASE DE MODELES :

Les approches de diagnostic à base de modèles reposent sur une connaissance physique profonde du système à diagnostiquer. Le système est représenté sous forme d'un ou plusieurs modèles qui décrivent la structure du système et son comportement nominal ou encore son comportement en présence de faute. La méthode de diagnostic s'appuie sur la comparaison du comportement réel observé sur le système physique avec le comportement prédit à l'aide de modèles. La détection d'incohérences permet de conclure sur l'occurrence de faute dans le système. Un modèle de dysfonctionnement (modèle de faute) permet de localiser les fautes et éventuellement de les identifier. (Figure 1.7)

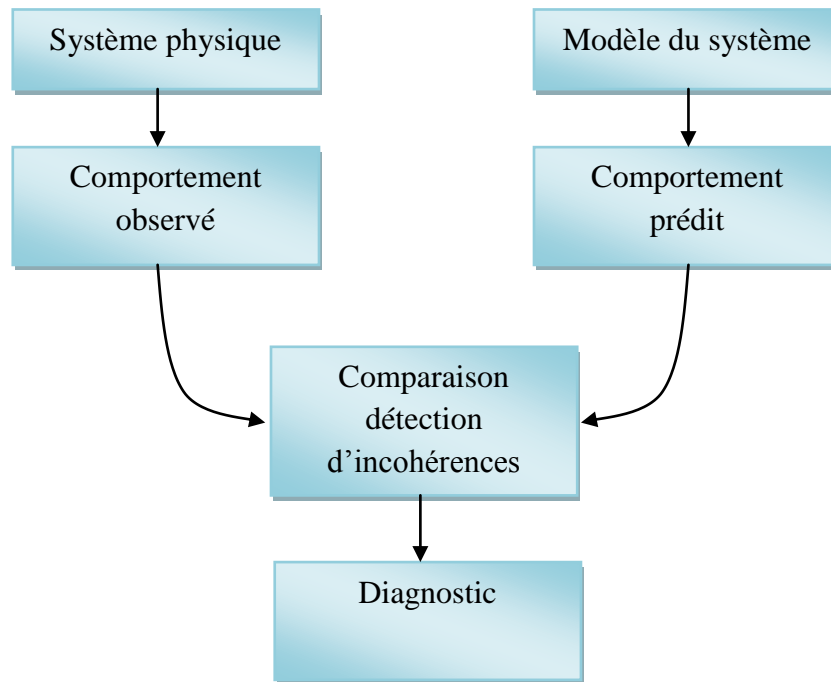


Figure1.8: Diagnostic à base de modèles. [14]

1.7. LE CHOIX DE LA METHODE DE DIAGNOSTIC :

La connaissance a priori et la connaissance instantanée des modes de fonctionnement sont matérialisées par un ensemble d'observations. Le type de représentation de ces observations détermine le choix de la méthode de diagnostic.

Lorsque les observations sont de type symbolique, des effets, les systèmes experts s'imposent. Chaque système expert contient une base de connaissance, une base de faits et de règles, et un moteur d'inférence. Ce dernier choisit les règles en fonction des faits observés.

Quand les observations sont de types numériques, issus de capteurs, et que l'on dispose d'un modèle mathématique du système, les méthodes basées sur des modèles analytiques sont privilégiées.

En revanche, si les observations sont de type numérique et qu'on ne peut pas construire de modèle mathématique correspondant aux divers modes de fonctionnement du système ou si sa complexité le rend inexploitable, les méthodes basées sur la RdF sont les plus adaptées. [12]

1.8. CONCLUSION :

La sûreté de fonctionnement consiste à connaître, évaluer, prévoir, mesurer et maîtriser les défaillances des systèmes technologiques et les défaillances humaines, cette sûreté est assurée par un diagnostic efficace des différentes défaillances et de leurs effets.

Les techniques de diagnostic sont multiples et les domaines d'application sont très étendus. Le plus essentiel est l'application de ces méthodes dans la plus efficace manière pour garantir l'obtention des résultats qui nous garantissent aussi la réparation des systèmes et la diminution du temps de remise en marche et d'éviter les catastrophes humaines et économiques, surtout dans les systèmes complexes.

Parmi ces techniques, SCIMAT a installé le nouveau système expert ECS (Expert Control & Supervision) avec ProcessExpert.

Mais avant de détailler ce nouveau système, il faut connaître la SCIMAT BATNA, et c'est le but du deuxième chapitre.

Chapitre II

Présentation :

Dans ce chapitre nous commençons par une présentation générale du « SCIMAT-Batna ».

Ensuite et d'après la communication et l'interview orales auprès le chef de département de production, les ingénieurs de production et les opérateurs dans la salle de contrôle et le chef de zone ciment, on va choisir l'atelier ciment comme un champ d'étude, et ensuite nous avons utilisée Le diagramme de Pareto pour l'analyse dans le bute de connaitre les arrêts les plus importantes sur le nombre total d'arrêts et leur causes.

Et puis nous avons proposé une solution pour minimiser les arrêts.

***Présentation,
Analyse et
spécification
du nouveau
système***

2.1. Présentation de l'entreprise:

L'industrie du ciment occupe une place prépondérante dans les économies de toutes les nations puisqu'elle est à la base du développement de secteurs vitaux dans l'économie des pays, par la production des matériaux les plus usités.

2.1.1. Identité:

- *Raison Sociale* : SCIMAT (Société des Ciments d'Ain-Touta), Filiale du Groupe ERCE.
- *Forme Juridique* : Société par Action (SPA).
- *Siège sociale* : Rue Benflis –BP : 67-05000 –El –Boustène, Batna –ALGERIE.

2.1.2. Situation Géographique:

La Société des Ciments de Ain Touta (SCIMAT) se compose d' :

- Une Direction Générale : située à Batna.
- Une Unité Cimenterie: située dans la commune de Tilatou, Daïra de Seggana, à 50 Km à l'ouest de Batna elle couvre une superficie de 20 hectares et implantée sur l'axe routier Batna-Bari ka (Route Nationale N° 5) et sur la rocade ferroviaire Ain-Touta-M'sila. (Figure .1)

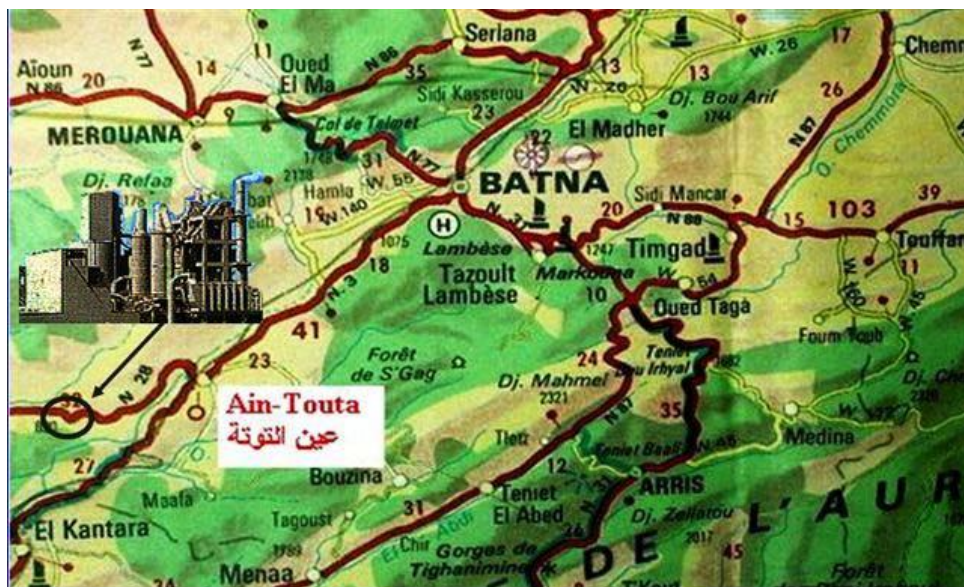


Figure2.1 : Localisation géographique de SCIMAT.

2.2. Les étapes de Fabrication du ciment :

Le Ciment produit par la cimenterie Ain-Touta est fabriqué à partir d'un processus à voie sèche.

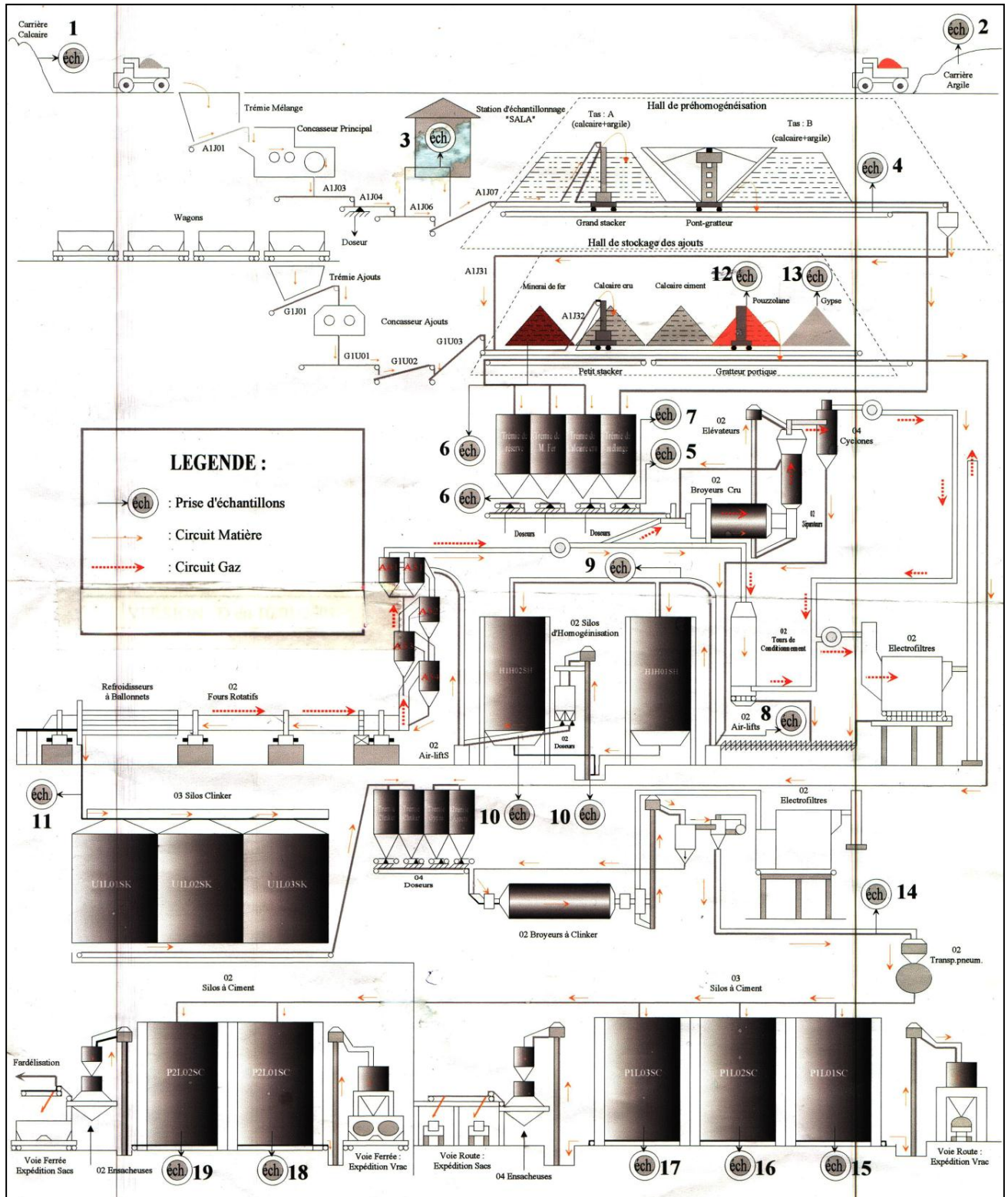


Figure2.2 : Schéma synoptique du processus de fabrication du ciment.

2.2.1. *Matières premières :*

- *Calcaire*: Roche constituée principalement de carbonates de calcium (75 à 92% de Ca CO_3) extraite de la carrière par abattage à l'explosif.
- *Argile*: Roche constituée principalement de silice, d'alumine et de fer extrait du Gisement par ripage.
- *Minerai de fer*: Roche qui se rencontre le plus souvent sous forme d'oxyde de fer (Fe_2O_3) et qui joue un rôle utile de fondant.
- *Gypse*: Roche constituée principalement des sulfates de calcium ($\text{CaSO}_4 \cdot 2\text{H}_2\text{O}$) et qui joue un rôle utile de retardateur de prise.
- *Pouzzolane*: Roche d'origine volcanique constituée principalement de silice, utilisée comme ajout actif.

2.2.2. *Exploitation des carrières :*

- L'abattage du calcaire par l'utilisation des explosifs.
- L'extraction des argiles par ripage au bulldozer.
- Le chargement par chargeuses pneumatique.
- Le transport du calcaire depuis le gisement jusqu' à l'installation de concassage est assuré par dumper et alors que le transport de l'argile est assuré par camion à benne.
- Le dosage des matières premières s'effectue selon les recommandations du Service contrôle qualité (laboratoire).

2.2.3. *Stockage et reprise des matières premières :*

- Mise en stock des matières : Les transporteurs déversent les matières par les deux stackers (équipement de stockage) pour la réalisation de la mise en tas des matières dans les halls.
- Le mélange du calcaire et d'argile, qui est extrait du stock par pont-gratteur est amené par transporteur à bande à la trémie de l'atelier de broyage du cru.
- Le calcaire pur et le minerai de fer pour le broyage cru sont repris du hall de stockage par gratteur portique, et sont amenés aux trémies par transporteurs à bandes.
- Le calcaire pur et le gypse sont repris par gratteur portique, et sont amenés à l'atelier de broyage de clinker.

2.2.4. *Broyage cru :*

- Les broyeurs crus sont alimentés par trois trémies de 250M³, chacune destinée respectivement pour : mélange, calcaire et minerai de fer.
- L'extraction des matières se réalise au moyen des extracteurs à tablier métalliques. Le dosage des matières qui alimentent les broyeurs s'effectue par transporteurs à bandes

peseuses. Le broyage des matières dosées constitue une farine crue. Cette dernière est amenée par un élévateur à un séparateur statique. La matière grossière est recyclée vers le broyeur.

- La matière fine est récupérée dans deux cyclones puis transportée par aéroglisseur et un système élévateur de farine (Air lift) jusqu' aux silos d'homogénéisation pour stockage.

2.2.5. Cuisson :

- L'extraction de la farine homogénéisée dans les silos suivant un système CLAUDUS PETERS s'effectue par des extracteurs alimentant deux élévateurs, deux aéroglisseurs.

- La farine crue est amenée à deux trémies tampons de 65 M³ chacune.

- Le système d'alimentation des fours placé sous les trémies est de fabrication SCHENK, comportant pour chaque four deux sorties avec débitmètres.

- La farine crue dosée passe par deux air-lifts qui la transportent en haut des préchauffeurs à cyclones.

- Chaque tour de préchauffage est constituée de quatre étages de cyclones :

- ❖ L'étage supérieur comporte un cyclone double de 4,35 m de diamètre.

- ❖ Les trois étages au dessous comportant chacun un cyclone simple de 6,6m de diamètre.

- La farine crue alimentée aux prés chauffeurs subit une décarbonatation partielle suite échange thermique à contre courant à des températures variant de 320°C - 850°C selon étages cyclones.

- Le long du four, la farine passe par les transformations suivantes par l'utilisateur du gaz naturel comme combustible : calcination, transition, cuisson et refroidissement.

- Le clinker produit à une température jusqu'à 1400°C est refroidit dans des refroidisseurs à ballonnets.

- Le clinker est transporté depuis les refroidisseurs par les transporteurs à augets jusqu'aux silos de stockage de Clinker (03 silos de 15000 Tonnes chacun).

- Le système de transport clinker présente la possibilité d'évacuer le clinker de mauvaise qualité dans une trémie de 90 M³.

- Le clinker fabriqué et répondant aux exigences de la qualité produit est stocké dans les silos.

2.2.6. Broyage Clinker :

- L'extraction du clinker des silos de stockage se réalise par des alimentateurs vibrants qui alimentent des transporteurs à bandes pour remplissage des trémies clinker.

- Les broyeurs sont alimentés par 04 trémies de 280m³ chacune avec deux sorties destinée respectivement pour : clinker, gypse, ajouts. Les deux dernières trémies sont alimentées à partir du hall de stockage des ajouts calcaire et gypse.
- L'extraction des matières des trémies s'effectue aux moyens des bandes doseuses. Le dosage des matières qui alimentent les broyeurs à ciment à circuit fermé se réalise par les dominats.
- Le broyeur est équipé d'un système d'injection d'eau au niveau des deux compartiments ce qui permet de maintenir la température de ciment à l'intérieur du broyeur au dessous de 115°C et cela pour éviter la transformation du gypse en plâtre.
- Le ciment à la sortie du broyeur est amené par un élévateur et une aéroglissière à un séparateur dynamique.

2.2.7. Expéditions :

Le ciment est extrait des silos à l'aide d'un système de fluidisation par air, ces silos sont répartis comme suit : 03 Silos de 8000 tonnes chacun au niveau de la voie route et 02 Silos de 8000T chacun au niveau de la voie ferrée.[11]

2.3. Système de contrôle, contexte existant:

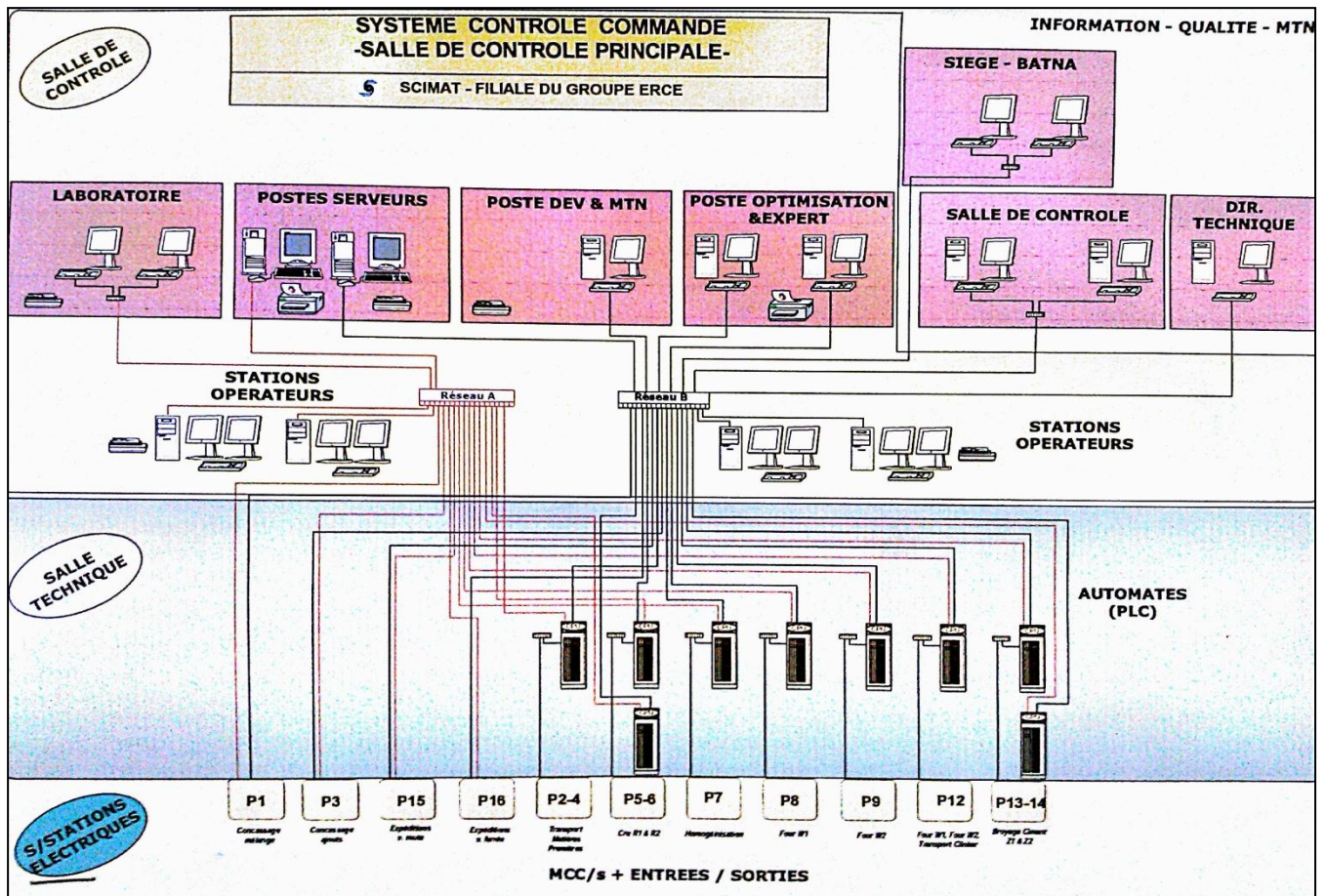


Figure2.3: Système de contrôle.

2.3.1. Système FLS-ACE-625

Ce système est constitué de 04 fonctions principales à savoir :

- Communication de l'opérateur.
- Système de contrôle moteur FLS –625.
- Système traitement de mesure 410.
- Système de traitement d'alarmes FLS-575.

2.3.2. Système de régulation FLS 470

- C'est un système PID pour la régulation de processus par voie manuelle, automatique ou par ordinateur.
- Le régulateur PID type FLS -470 est un régulateur électronique d'application générale destiné aux boucles de régulation analogiques.

2.3.3. Système de contrôle FLS-325

C'est un système de contrôle moteur FLS-325 logique à relais. Il est basé sur 03 fonctions principales à savoir :

- Communication de l'opérateur : En exploitant le diagramme synoptique et les enregistreurs des paramètres de marche.
- Contrôle de séquences de démarrage, d'arrêt et des verrouillages de marche.
- Traitement des alarmes.

2.3.4. Système de conduite S.D.R

L'exploitation de la cimenterie se fait par un système SDR (Supervision -Dialogue Reports)

- Surveillance (supervision) : Porte sur le traitement des valeurs des types analogiques et numériques. Les variables du processus qui sont introduites par l'opérateur sont traitées sous formes de point. Chaque point est identifié par le système et représente à tout moment l'information valable sur l'état de la chaîne de fabrication à savoir.
- Dialogue : La communication entre l'opérateur et le système se fait via un écran d'affichage est comporte sur :
 - Ecriture des rapports d'usine sur demande.
 - Introduction des valeurs du processus spécifiées par l'opérateur.
 - Affichage et sélection de certains nombre de points montrant code, texte descriptifs valeurs.
 - Modification du seuil d'alarme, des points de consignes et des paramètres de marches.
 - Rapports : rapport d'usine, rapport d'alarme, rapport de communication de l'opérateur, aperçu d'alarmes, journaux de déroulements, rapport de production.

2.3.5. CEM-SCANNER (Système de Contrôle des Réfractaires)

C'est un système basé sur un détecteur de rayons Infra Rouge à balayage ultrarapide inclus dans le logiciel FLS/SDR.

Il comporte le contrôle de deux éléments de base :

- Détermination de l'état du revêtement réfractaire et la mesure.
- Instantanée et continue de niveau de température de l'ensemble du four. Il fournit à l'opérateur les informations ci-après :
 - Détection immédiate de points chauds et alarmes.
 - Enregistrement de courbes de températures de toute la surface spécifiée du four.
 - Profils des températures MAX-MIN et Moyenne du four.

- Présentation tridimensionnelle du revêtement du réfractaire et du croûtage.
- Détection des formations d'anneaux.

2.3.6. Système de Contrôle et de Conduite (QCX)

- Le système dosage et de contrôle de qualité *QCX* comprend : un ordinateur et un générateur.
- Un spectromètre à rayon X à commande automatique pour analyse des routines suivantes : Mélange calcaire/argile, Farine crue, Minerai de fer, Gypse, SO₃ dans le ciment.
- Les résultats de ces analyses sont convertis en pourcentage d'oxydes permettant de calculer les modules de farine : MA, MS et LSF.
- Le système *QCX* contrôle automatiquement la composition chimique de la farine crue basée sur les analyses périodiques d'échantillonnage soit automatique ou manuelle.
- Le réglage des points de consignes des alimentateurs cru se fait automatiquement ou manuellement pour réglage des proportions de matières (mélange, minerai de fer & calcaire) afin d'obtenir la qualité exigée de farine crue.
- Rapports : le système donne des rapports journaliers des différents types d'analyses, des alarmes du système *QCX* sur la manipulation de l'opérateur.

2.3.7. SDR/FUZZY LOGIC :

F.L. SMIDTH a mis au point un système de contrôle de four. Le contrôle d'un four présente certains problèmes en raison de la complexité du processus, des temps de réponse ainsi que des possibilités de mesure limitées. Le degré d'automatisation du contrôle d'un four a été relativement faible, et c'est pourquoi la marche satisfaisante du four dépendait en grande partie de l'expérience et de la compétence des opérateurs.

Le contrôle par *Fuzzy Logic* est utilisé au cours de la période de mise en marche du four durant laquelle l'opérateur suit attentivement le déroulement de la conduite automatique, et en ajoutant, retirant ou modifiant les règles de conduite au moyen du pupitre de commande, il

« Apprend » à l'ordinateur la conduite correcte du four. Lorsque l'opérateur est convaincu que la conduite du four se fait de manière adéquate, il peut le laisser fonctionner en automatique.[12]

2.4. ANALYSE DES ARRETS DANS L'ATELIER CIMENT:

Dans l'étape de l'analyse des pannes nous avons utilisée Le **diagramme de Pareto** pour connaître les arrêts les plus importantes sur le nombre total d'arrêts. « **Diagramme de Pareto** est un graphique représentant l'importance de différentes causes sur un phénomène. Ce diagramme permet de mettre en évidence les causes les plus importantes sur le nombre total d'effet et ainsi de prendre des mesures ciblées pour améliorer une situation. » .

2.4.1. Les arrêts pour l'atelier ciment Z1 :

Ce tableau (tableau2.1) représente le temps d'arrêt de l'atelier ciment de la ligne Z1 et leur causes.

GROUPE D'ARRET	production	M A I N T E N A N C E					Exogènes	
CAUSES D'ARRET	Process 1	Mécanique 2	Electrique 3	Instru 4	P.M.C 5	Utilités 6	Externes 7	total
Blocage surcharge	9:36							9:36
Bourrage entrée	82:09							82:09
Travaux mécanique		235:55						235:55
Température max		8:42						8:42
Travaux électrique			206:03					206:03
déclenchement			98:35					98:35
Niveau max pompe flux		32:14		308:10		4:09		344:33
P.M.C					225:29			225:29
Travaux utilité & fuite d'eau						1:30		1:30
Manque des conditions le démarrage Des compresseurs.						4:00		4:00
coupure courant & chute tension							79:05	79:05
TOTAL	91:45	276:51	304:38	308:1	225:2	9:39	79:05	1295

Tableau2.1 : Les arrêts pour l'atelier ciment Z1. [21]

Diagramme de Pareto pour les arrêts de l'atelier ciment Z1:

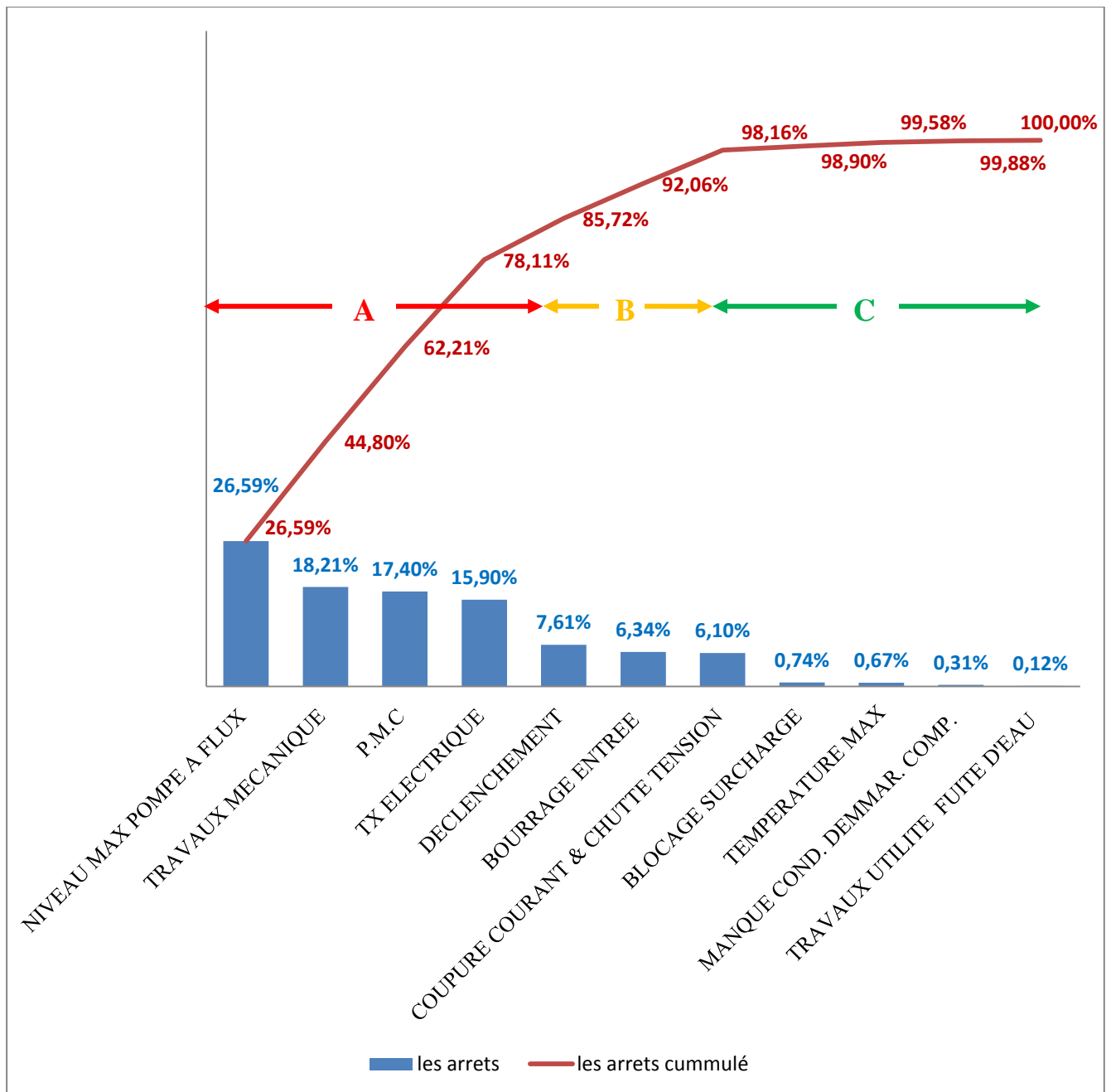


Figure 2.4 : Diagramme de Pareto pour les arrêts de l'atelier ciment Z1.

Interprétation de la courbe :

Zone A : 40% des causes présentent 80% de la totalité des Arrêts.

Zone B : 20% des causes présentent 15% de la totalité des Arrêts.

Zone C : 40% des causes présentent 5% de la totalité des Arrêts.

Conclusion :

Les types des causes qui demandent des remèdes urgents sont les types :

- Niveau max pompe flux.

- Travaux mécaniques.
- PMC : Travaux de maintenance préventive.
- Travaux électriques.

2.4.2. Les Arrêts pour l'atelier ciment Z2 :

Ce tableau (tableau2.2) représente le temps d'arrêt de l'atelier ciment de la ligne Z2 et leurs causes.

GROUPE D'ARRET	production	MAINTENANCE					Exogènes	
CAUSES D'ARRET	Process	Mécanique	Electrique	Instru	P.M.C	Utilités	Externes	Total
Blocage surcharge	0:31							0:31
Bourrage entrée	38:53							38:53
Travaux mécanique		96:58						96:58
Température max		21:15						21:15
Travaux électrique			81:35					81:35
Déclenchement			86:41					86:41
Niveau max pompe flux		24:04	0:00	490:10		4:23		518:37
P.M.C					224:09			224:09
Travaux utilité & fuite d'eau						10:19		10:19
Manque des conditions le démarrage Des compresseurs.						0:00		0:00
Coupure courant & chute tension							68:05	68:05
TOTAL	39:24	142:17	168:16	490:10	224:09	14:42	68:05	1147:03

Tableau2.2 : Les arrêts pour l'atelier ciment Z2. [21]

Diagramme de Pareto pour les arrêts de l'atelier ciment Z1:

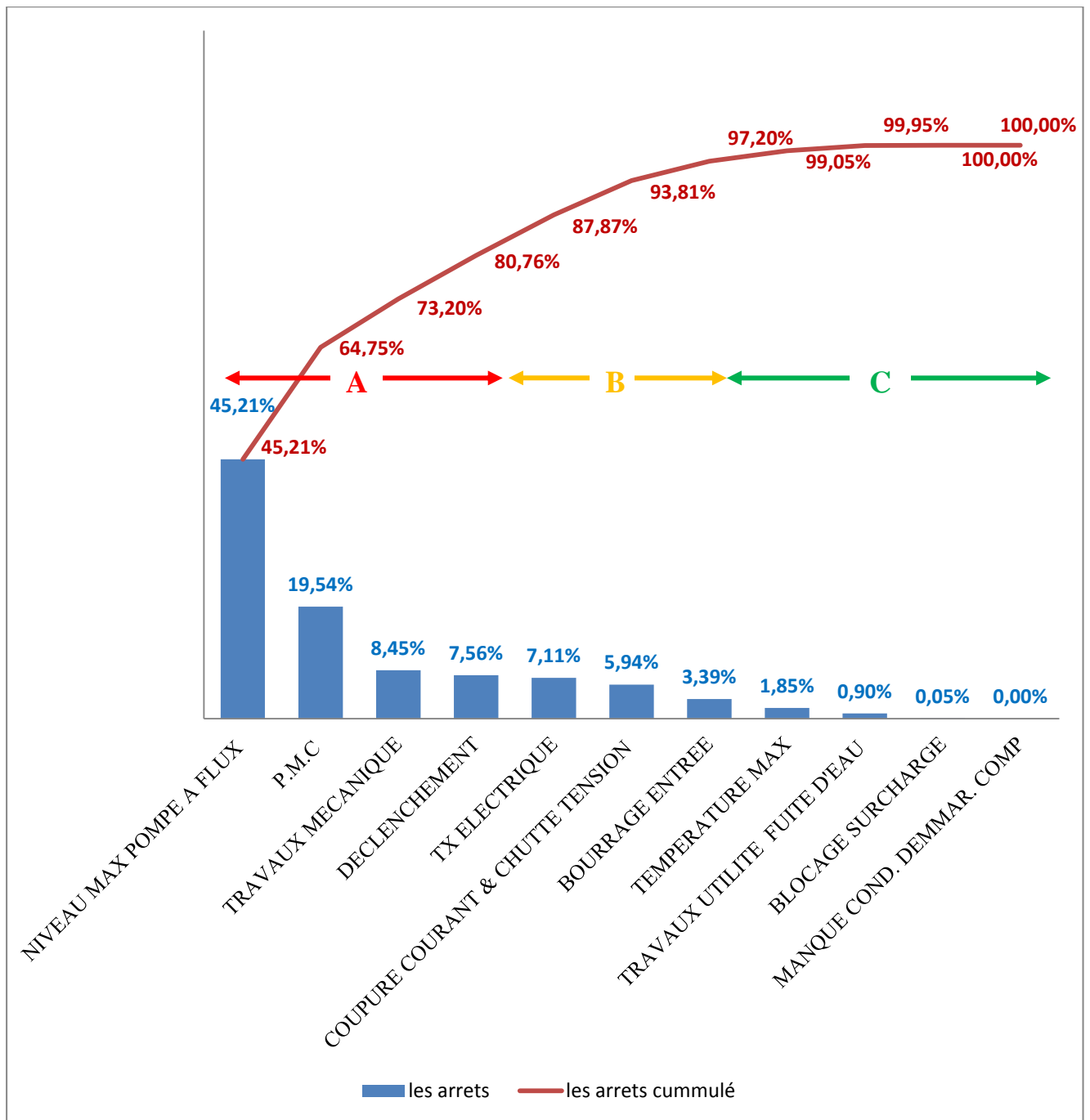


Figure2.5 : Diagramme de Pareto pour les arrêts de l'atelier ciment Z2.

Interprétation de la courbe :

Zone A : 30% des causes présentent 80% de la totalité des Arrêts.

Zone B : 25% des causes présentent 15% de la totalité des Arrêts.

Zone C : 45% des causes présentent 5% de la totalité des Arrêts.

Conclusion :

Les types des causes qui demandent des remèdes urgents sont les types :

- Niveau max pompe flux.
- Travaux mécaniques.
- PMC : les travaux de maintenance préventive.
- déclanchements.

2.4.3. Résultat d'analyse :

Après l'analyse Nous avons conclu que la pompe à flux est d'avoir la plus grande proportion d'arrêt de type niveau max pompe flux (344 heures pour l'atelier Z1 et 518 heures pour Z2), Ce qu'est **très coûteux pour l'usine.**

Après d'avoir les causes principales de cette alarme, il faut connaître la pompe flux.

2.5. La position de la pompe à flux dans la chaîne de production :

2.5.1. Présentation : La pompe à flux joue un rôle très important dans la chaîne de production (atelier de ciment) l'arrêt de la pompe à flux engendre l'arrêt de l'atelier ciment.

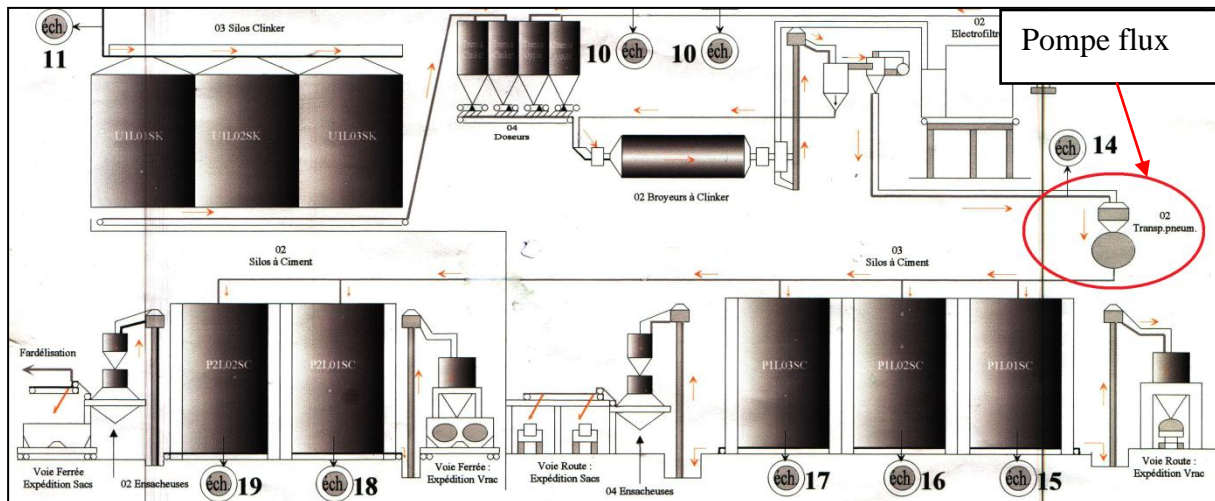


Figure2.6 : La position de la pompe à flux dans la chaîne de production.

2.5.2. Description de la pompe à flux :

La pompe flux est utilisée pour le transport de ciment à partir d'un broyeur vers les silos de stockage, la capacité de cette pompe est 140 tonnes/heure.

Il se compose d'un réservoir et des équipements appartenant au remplissage et vidange automatique du réservoir. [21]



Figure2.7 : Photo réelle de la pompe flux. [21] Figure2.8 : Description de la pompe à flux. [21]

Le principe de fonctionnement de la pompe est que le réservoir est rempli d'un ciment et ensuite soufflée en alternance une quantité de ciment par l'air comprimé vers les silos de stockage.

Remplissage et le vidange est automatique et peut être contrôlé ou commandé à partir de l'armoire de commande locale.

L'armoire de commande locale contient les équipements électriques, alimentation, écran de contrôle, Ainsi que des pièces pneumatiques tels que des commutateurs de pression, électrovannes, filtres, manomètres.

2.5.3. Description générale du système de contrôle:

L'objectif du système de contrôle local pour le dispositif de pompage est le suivant:

- commander le fonctionnement des soupapes individuelles de la pompe.
- Traiter et afficher différents points de fonctionnement, voir (figure 2.9).

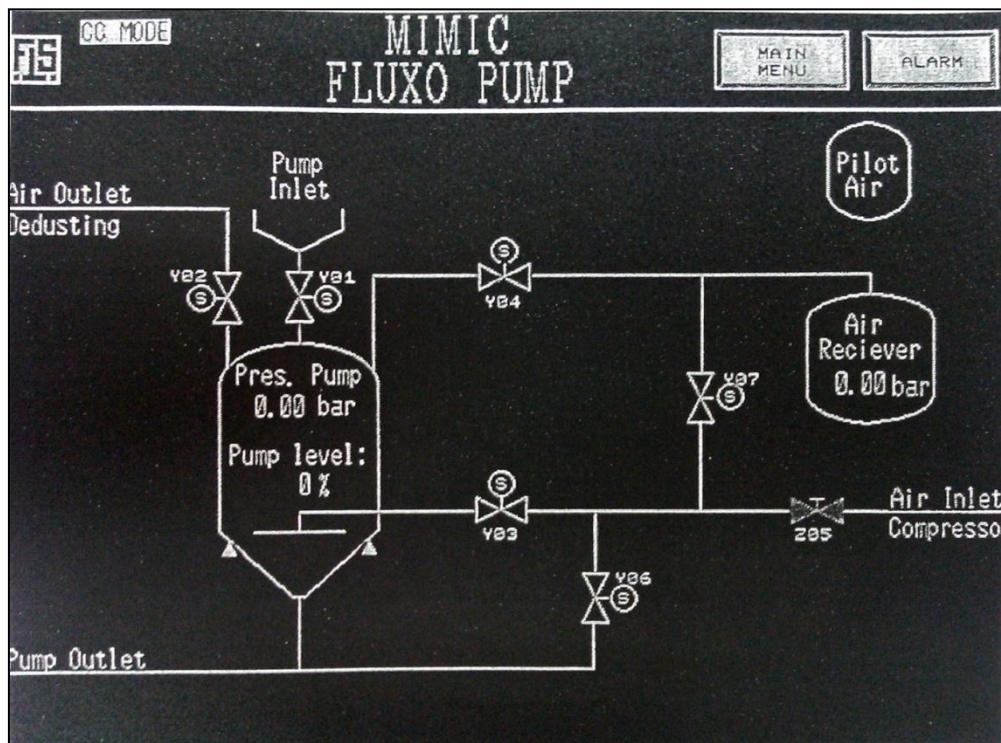


Figure2.9 : différents points de fonctionnement. [21]

- Effectuer un test et d'ajustement au cours de la mise en service.
- Indication d'alarme.
- Communiquer avec le système de contrôle central (appelé CCS). [21]

2.5.4. LE PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT DE LA POMPE A FLUX : (voir figure2.10 et figure2.11).

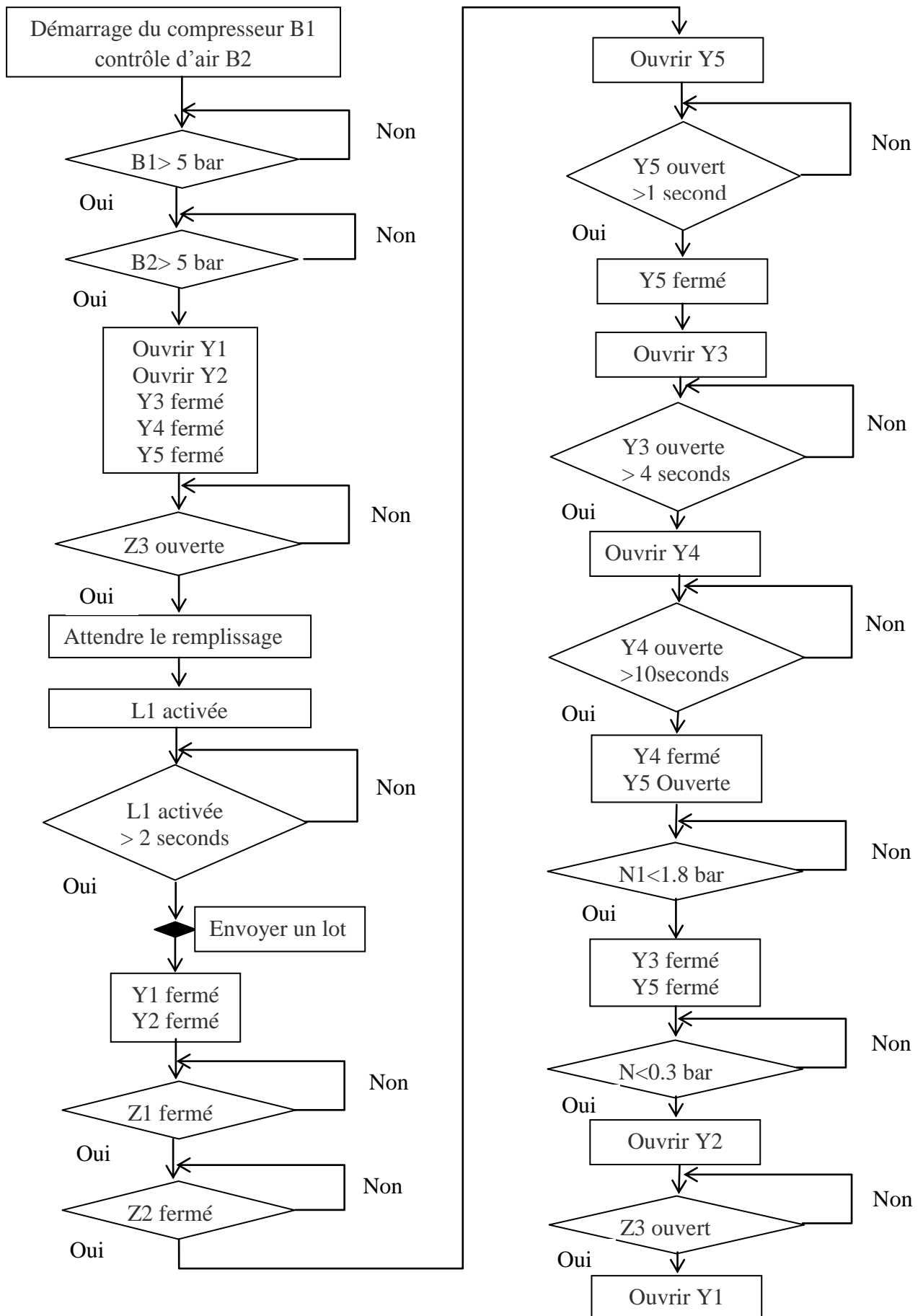


Figure2.10 : diagramme de fonctionnement.

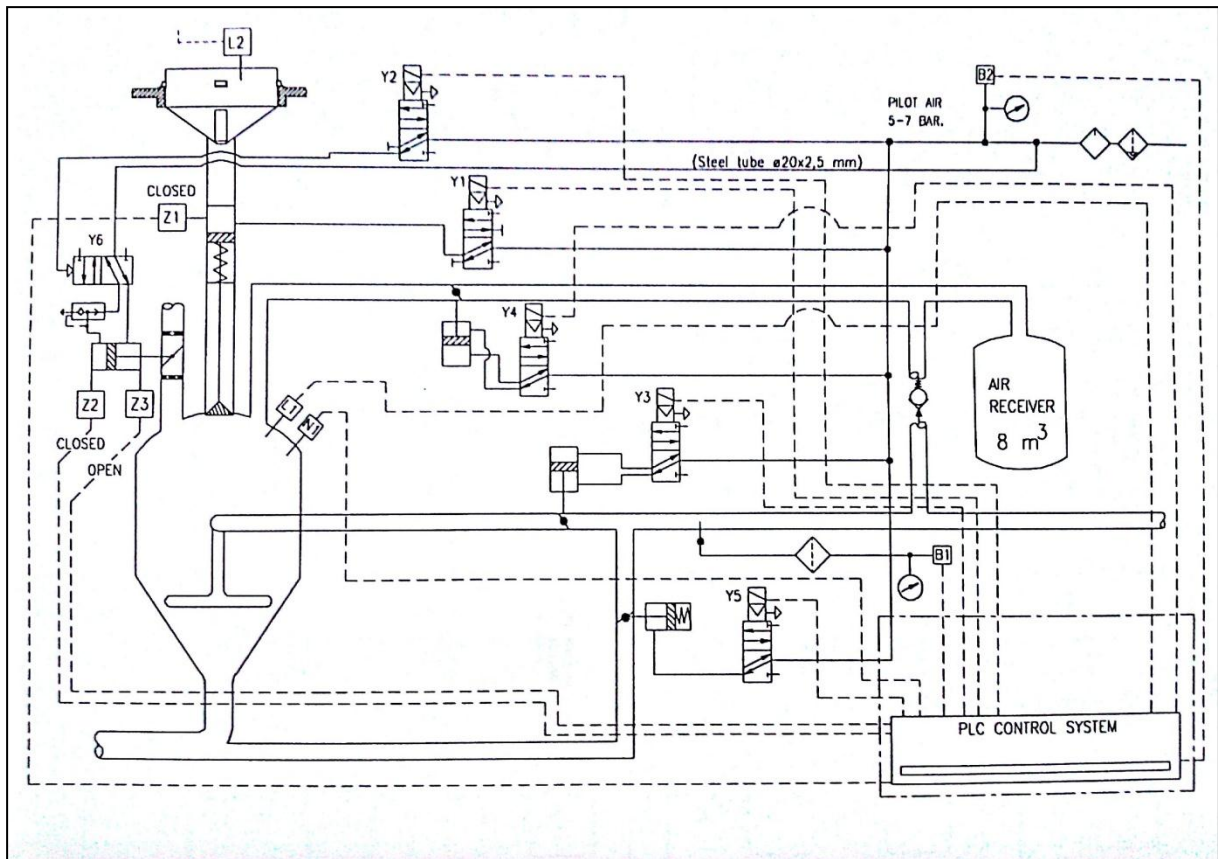


Figure2.11 : Présentation le système de fonctionnement de la pompe a flux. [21]

2.5.5 L'INTERFACE GENERAL DE L'AUTOMATE PROGRAMMABLE :

IMAGE DU MENU PRINCIPAL :

Image du menu principal montre les différentes images qui peuvent être sélectionnés par l'activation de la clé de contact approprié :

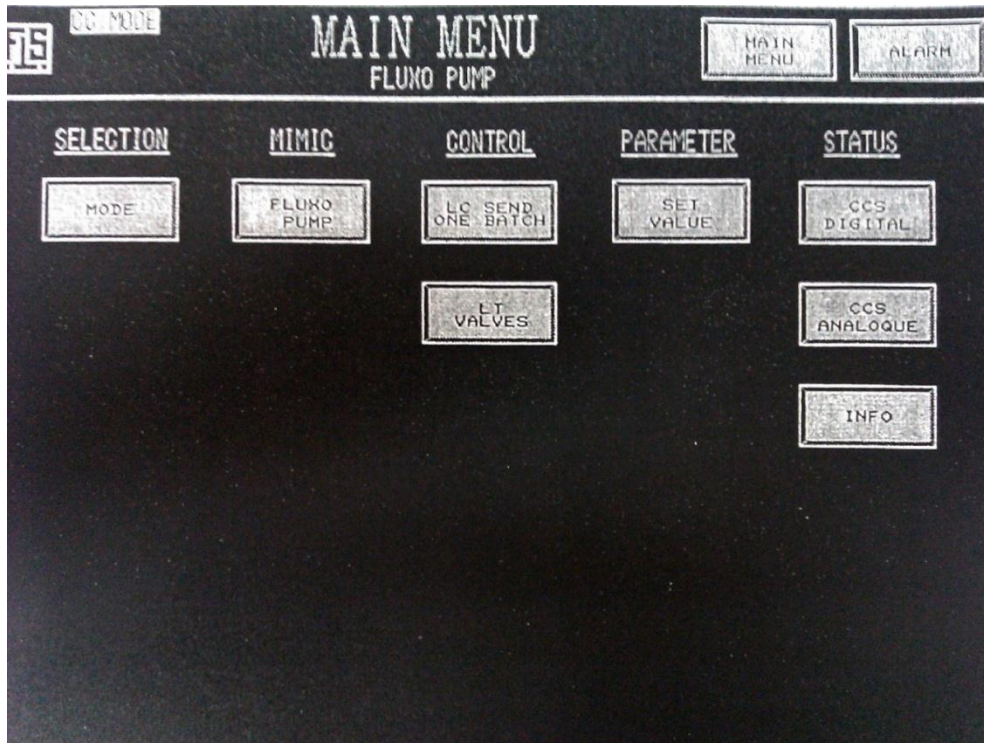


Figure2.12 : Image du menu principal. [21]

SELECTION:

sélection entre les différents modes de fonctionnement.

Trois modes de fonctionnement pour la machine différentes peuvent être sélectionnées. Le mode sélectionné réelle sera indiquée avec la lumière dans la clé de contact rattachent.

Le mode de commande centrale:

Dans ce mode, l'appareil est commandé à partir du système central de commande (CCS). Cela signifie que la machine est lancé, arrêté et régulé par les CSC.

Le mode de contrôle central est le mode de base que le système sera toujours dans ce mode lorsque le système est sous tension et que le système revient automatiquement à ce mode de contrôle local ou test local n'est pas sélectionné.

Imiter:

synoptique montrant l'état du processus.

Contrôle:

exploitation / régulation des machines et diverses fonctions de test local peut avoir lieu à partir de ces images.

Paramètre:

lorsque le signal CCS de la clé de contact est appuyé d'un clavier numérique s'affiche.

Statut:

lorsque le signal CCS de la clé de contact est enfoncé un statut de signaux entre le CSC et le panneau de commande local (LCP) apparaîtra.

Alarme:

la liste de toutes les alarmes actives dans le système. [21]

Date	Time	Error No.	Alarm Type	Signal Number	Description
08/11	6:25:06	00	A2	A01X41	Emergency stop has been activated
08/11	6:25:04	01	A1	A01X42	Local Permission override

Figure2.13 : les alarmes actives dans le système. [21]

2.5.6. Diagnostic et Maintenance des Alarmes de système existant :

Dans la salle de contrôle, plusieurs alarmes apparaissent au cours de la marche de l'atelier du broyeur ciment, soit dans l'alimentation, le broyage ou le stockage et les actions de maintenance à effectuer. Le tableau englobe la totalité des alarmes qui peuvent être engendrées.

Alarme	Désignation	Action de maintenance
U05P1	Air comprimé Mini	Vérifier les compresseurs, si sont bons, arrêter le broyeur et démarrer localement le cycle de vidage de la pompe.
U05P1	Y1 non ouvert	Vérifier les bobines ou distributeurs de l'électrovane.
U05P1	Y2 non ouvert	Vérifier les bobines ou distributeurs de l'électrovane.
Arret d'urgence	L'atelier s'arrête	Redémarrer l'atelier après stabilisation.
U04L1	Niveau max pompe flux : Signifie que la trémie qui alimenter la pompe flux est surchargé et ceci indique que la pompe ne fonctionne pas correctement.	cette alarme dépend l'intervention de l'expert pour voir la cause du problème.

Tableau2.3 : Diagnostic et maintenance des alarmes.

Diagnostic de l'expert : Après le signal de l'alarme l'expert intervient afin de suggérer un nombre de solution à tester:

1- Niveau max pompe flux (Pompe vide) :

- Niveau pilote (sensibilité, fixation)
- Aérateur défaut écoulement de produit (retard de remplissage)
- Mauvais tirage au filtre Z1 ,Z2 P 21 Filtre a manche
- Défaut Y02 (Y02 non ouvert a 0,3 bars, blocage valve Y02, chute pression air de commande).

- bétonnage transmetteur de pression.
- Retour ciment sous pression (Silo plein, Les Filtres des silos (défaut) , Deux pompes dans un silo)

2- Niveau max pompe flux (Bourage réel) :

- Blocage une ou plusieurs des vannes (Y01,Y02,Y03,Y04) ou bien leurs bobines ou distributeurs
- Bétonnage (tube annulaire)
- Défaut transmetteur de pression
- Defaut niveau testeur (bonbone)
- Défaut niveau pilote (trémie)
- Silo plein au radard (defaut)

3. Procédure d'intervention pour l'alarme (niveau max pompe flux):

Salle de contrôle reçoit une alarme (**niveau max pompe a flux**) à travers d'un capteur monté dans la trémie en dessus de la pompe a flux ce capteur il ait appelé :(niveau pilote de trémie), et puis Les opérateurs dans la salle de contrôle envoient quelqu'un pour savoir la cause de la panne. Et ce n'est pas toujours le travail de la personne envoyée (p.ex. électricien), la réponse à la salle de contrôle est : ce n'est pas le problème d'un électricien, l'opérateur est obligé d'envoyer un mécanicien, et peut être aussi l'opérateur entend la même réponse, il est obligé d'envoyer cette fois l'instrumentiste. (Figure2.14)

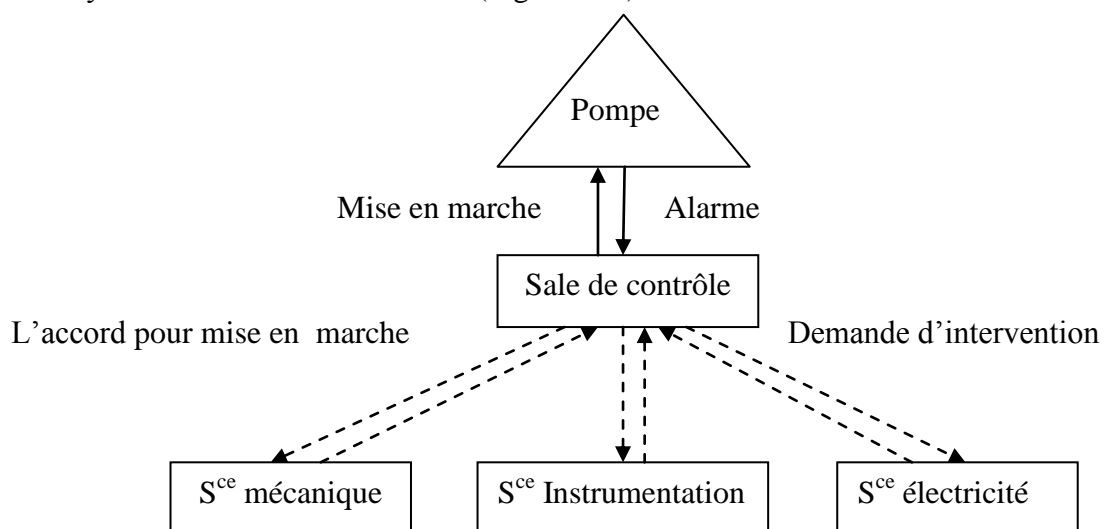


Figure2.14 : Procédure d'intervention.

Nous avons observé :

Beaucoup de temps perdu avant que signaler l'alarme (la trémie prend Beaucoup de temps pour remplir).

La procédure d'intervention prend beaucoup de temps pour juste savoir la cause de la panne, et encore plus de temps pour la réparer.

2.5.7. LE NOUVEAU SYSTEME DE SURVEILLANCE ET DIAGNOSTIC PROPOSE

: voir (figure2.15)

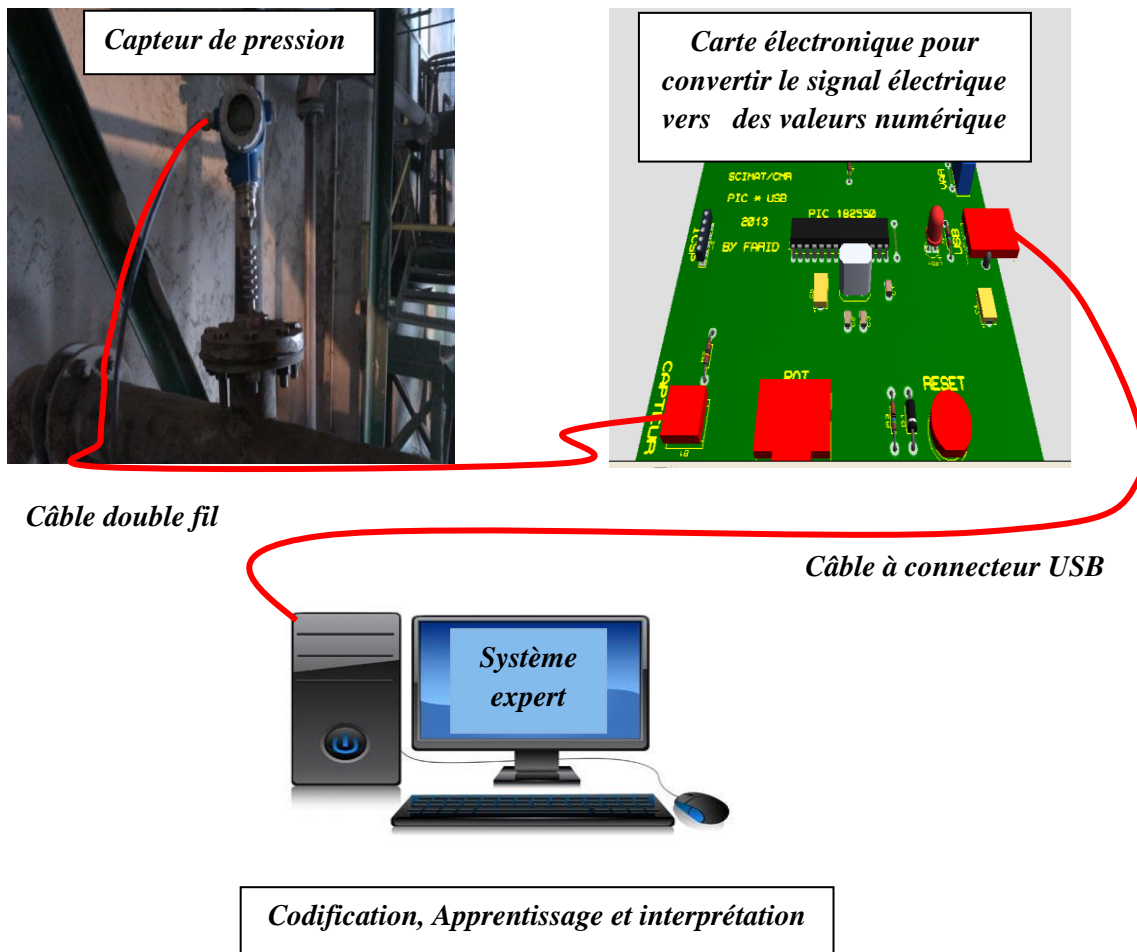


Figure2.15 : Le nouveau système de surveillance et diagnostic proposé.

2.6. L'objectif de nouveau système est :

L'opération de vidage et remplissage est observable avec des niveaux en temps réel.

Localisation et diagnostic des pannes en temps réel.

2.5.8. Conclusion :

Le bourrage au niveau des différent conduits de la pompe et le bétonnage des capteurs sont Parmi les plus de défaillances qui conduisent à l'alarme (niveau max pompe flux), l'incapacité de déterminer la cause directe de cette alarme conduit à une durée d'indisponibilité très longue, La procédure d'intervention prend beaucoup de temps pour juste savoir la cause de la panne, et encore plus de temps pour la réparer, selon les statistiques on a 860 heures/an, c'est-à-dire on' a des pertes de 112000 tonnes/an.

La problématique est l'amélioration le contrôle ainsi que le diagnostic de la pompe par l'exploration du potentiel des techniques de l'IA. Étant donné la rareté de trouver des capteurs spécifiques pour quelque défaillances (bourrage au niveau des vannes et le colmatage de ciment sur les capteurs...), on a préféré utiliser des capteurs logiciels et développer une interface pour pouvoir détecter les problèmes en temps réel.

Nous avons utilisé les modèles de Markov cachés comme une solution à notre problème. Les MMCs est plus performant dans notre cas, son gros avantage est qu'il intègre la notion de temps. Cette notion explique pourquoi il est souvent employé pour résoudre le problème de diagnostic et contrôle de la pompe flux.

Mais avant de détailler ce nouveau système de contrôle et diagnostic, il faut connaître les Modèles de Markov Cachés, et c'est le but du troisième chapitre.

Chapitre III

Présentation :

La reconnaissance automatique des séquences temporelles est une problématique en plein essor. Sous ses différentes formes, elle a déjà donné lieu à une grande variété d'applications comme le traitement automatique de la parole. Par son récent rapprochement au traitement d'images, elle tend désormais à s'ouvrir plus largement à de vastes domaines d'applications : reconnaissance de mouvements, classification de vidéo par le contenu, vision robotique, en bioinformatique et dans les domaines médicaux tels que le diagnostic médical avec des données puce ADN, l'analyse et la segmentation du signal ECG et dans les domaines industriels tels que le suivi de processus industriel et la classification des défauts d'un processus industriel et dans le pronostic et diagnostic. Ce chapitre, aborde en détail une méthode efficace et très employée pour la classification et la reconnaissance de telles séquences, il s'agit des Chaines de Markov Cachées. [8]

Les Modèles De Markov Cachés.

3.1. INTRODUCTION :

La classification est une partie de l'intelligence artificielle qui rend le comportement de la machine plus intelligent. Tout classifieur assurant la classification nécessite la définition des classes, des attributs, l'algorithme de décision et un moyen pour mesurer ses performances ; à partir d'un ensemble de règles d'état explicites ou bien à travers des exemples d'apprentissage.

La modélisation stochastique permet l'utilisation des modèles probabilistes pour traiter les problèmes à information incertaine ou incomplète. Ainsi, les modèles de Markov connaissent un regain d'intérêt tant dans leurs aspects théoriques qu'appliqués.

La théorie des chaînes de Markov est née en 1913, une première application a été développée par Markov pour analyser le langage. Ces travaux ont été utilisés régulièrement mais les premières applications exploitables furent réalisées dans les années 60, telles que les modèles probabilistes d'urnes par Neuwirth, le calcul direct du maximum de vraisemblance ou l'observation de la suite d'états dans une chaîne de Markov. Ceci a permis à la communauté scientifique d'exploiter pleinement le potentiel de ces modèles. C'est dans les années 70 que des chercheurs ont apporté des algorithmes puissants permettant de résoudre les problèmes de reconnaissance, d'analyse et d'apprentissage. [1]

3.2. LES PROCESSUS STOCHASTIQUES :

Un processus stochastique est une fonction, ou plus généralement une application $X(w, t)$, définie dans l'ensemble fondamental Ω à valeurs dans $F(t)$, ensemble des fonctions d'une variable t . L'évolution d'un processus stochastique est une suite de transitions d'états : $s_0 s_1 \dots s_T$, pour laquelle on note s_0 l'état du processus à l'instant 0. Sa loi d'évolution est obtenue à l'aide de la probabilité $P(s_0 \dots s_T)$ définie successivement de la manière suivante (eq. (1)) :

$$P(s_0 \dots s_T) = P(s_0) \times P(s_1 | s_0) \times P(s_2 | s_0 s_1) \times \dots \times P(s_T | s_0 \dots s_{T-1}) \quad (1)$$

La caractérisation du processus se résume donc par l'obtention des probabilités initiales $P(s_0)$ et des probabilités des états conditionnés par leurs évolutions antérieures. La loi de probabilité des états, à un instant t , dépend de l'histoire du processus qui garde la mémoire de son passé. L'espace des états S est l'ensemble dénombrable des valeurs prises par l'ensemble des variables aléatoires du processus stochastique. Ces valeurs, tout comme celles prises dans l'espace du temps T , peuvent être discrètes ou continues, ce qui permet de les classer respectivement par rapport à w et t :

- T et S sont continus : $X(w, t)$ est continu, on parle alors de processus de renouvellement ou de diffusion.
- T est continu, S est discret : $X(w, t)$ discontinu en w , pour l'étude des files d'attente.
- T est discret, S est continu : $X(w, t)$ discontinu en t , pour l'étude des séries temporelles.
- T et S sont discrets : $X(w, t)$ est discontinu en w et en t , ce sont les processus markovien ou chaînes de Markov qui nous intéressent particulièrement. [9]

3.3. LES CHAINES DE MARKOV

Théorie des chaines de Markov :

Un processus stochastique est un phénomène où intervient le hasard, nous définissons $X(t)$ une variable aléatoire évoluant en fonction du temps.

Exemple : une suite de lancers de dés 1, 6, 2, 5 d'où $X_1=1, X_2=6, X_3=2, X_4=5$.

Ce processus est dit markovien si son évolution ne dépend pas de son passé, mais uniquement de son état présent. (Ceci est appelé la propriété de Markov.)

Un processus markovien peut être modélisé par un modèle théorique dit « Modèle de Markov ». [1]

Il existe deux types de Modèle : Observable et Caché.

3.3.1. Les Chaîne de Markov Observables :

L'évolution du processus de Markov peut être représentée par un graphe de transitions d'états (Figure3.1) qui fait apparaître la structure du processus selon les règles suivantes:

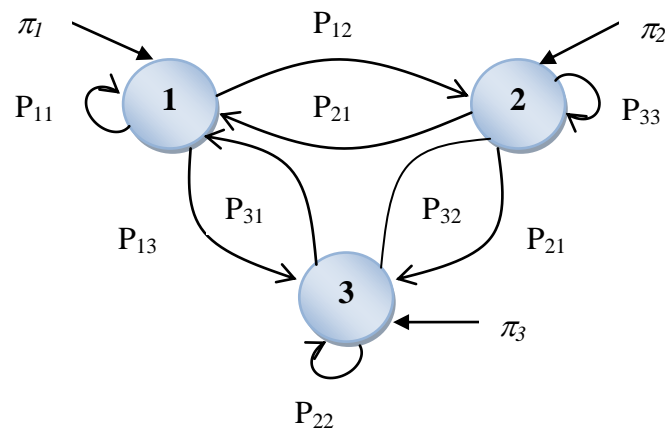


Figure3.1 : Graphe d'un Modèle de Markov Observable.

-Les états sont représentés par des sommets. (Etat n)

On parle d'alphabet des états : $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$, les états de la chaîne de Markov

-Les transitions (possibilité de passer d'un état à un autre) sont représentées par des arêtes, elles sont pondérées par leur probabilité. (Flèche)

Les probabilités sont regroupées dans une matrice de transition :

$$A = \{a_{ij} = P(s_j/s_i)\}$$

-Les probabilités de départ : ce sont les probabilités de débiter dans un état ou un autre (point 0) Elles sont regroupées dans un vecteur d'initialisation :

$$\Pi = \{\pi_i = P(s_i)\}$$

On notera : $\sum_{i=1}^N \Pi(i) = 1$

Un modèle λ est dit observable car les états sont directement observables, il est caractérisé par une matrice de transition A et un vecteur d'initialisation π , on note : $\lambda = \{\Pi, A\}$. [1]

3.3.2. Les chaines de Markov cachées

3.3.2.1. Généralités :

Les Modèles de Markov cachés ont d'abord été introduit au cours des Années 1960, ils ont été appliqués au traitement de la parole dans les années 1970. Les MMCs ont été récemment appliqués à diverses applications dans le suivi et le contrôle des machines-outils, la reconnaissance de la parole, la détection de défaut.

Un MMC est un modèle stochastique, il est désigné en tant que sources de Markov ou des fonctions probabilistes des chaînes de Markov.

Une chaîne de Markov cachée est un processus aléatoire de variables discrètes évaluées, qui implique un nombre d'états. Ces Etats sont liés par des transitions possibles, chacune avec une probabilité associée et chaque état dispose d'une observation associée. La transition d'état est seulement dépendante de l'état actuel et non sur les états passés. La séquence réelle des états n'est pas observable, d'où le nom de « caché ».

La représentation compacte pour un MMC avec une distribution discrète de probabilité de sortie est donnée par (1).

$$\lambda = (A, B, \pi) \dots\dots(1)$$

3.3.2.2. Chaîne de Markov Cachée :

Dans un Modèle de Markov Caché les états $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ sont non observables cependant ils émettent des signaux observables $O = (o_1, o_2, \dots, o_k)$ qui sont pondérés par leur probabilité.

Le modèle λ peut être représenté graphiquement (Figure3.2), avec :

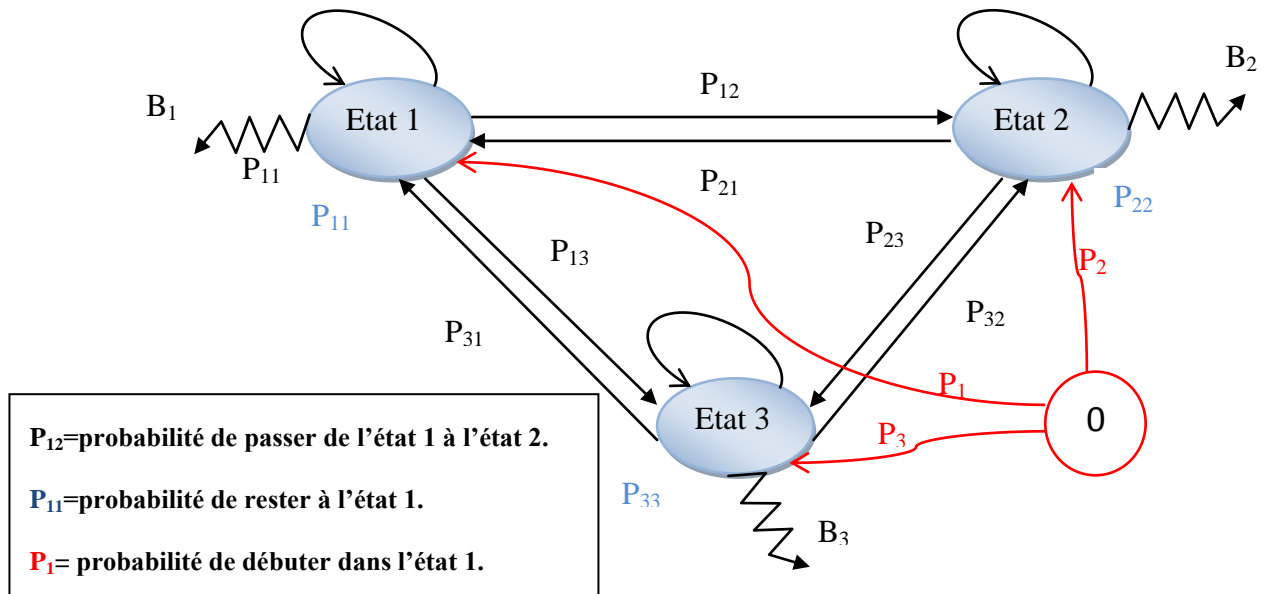


Figure3.2: Graphe d'un Modèle de Markov Caché.

- Les probabilités initiales des états $\Pi = \{\pi_i = P(s_i)\}$, $\sum_{i=1}^N \Pi(i) = 1$
- Le modèle de transition des états
 - L'alphabet $\Sigma = \{s_1, \dots, s_m\}$ décrivant les états de la chaîne de Markov
 - La matrice des probabilités de transitions entre états $A = \{a_{ij} = P(s_j/s_i)\}$,

$$\sum_{i=1}^N a_{ij} = 1$$
 .
- Le modèle d'observation de l'évidence
 - L'alphabet $\Omega = \{o_1, \dots, o_k\}$ des symboles émis par les s_i pour un MMC discret
 - Les probabilités d'émission $B = \{b_i(o_k) = P(o_k/s_i)\}$,

$$\sum_{k=1}^M b_j(k) = 1$$
 .

Un Modèle de Markov Caché λ est caractérisé par une matrice de transition A , une matrice d'observation B et un vecteur d'initialisation π , on note : $\lambda = \{\Pi, A, B\}$. [1]

3.3.2.3. Définition:

Un modèle de Markov Caché ou HMM (Hidden Model Markov) est un processus doublement stochastique dont une composante est une chaîne de Markov non observable. Ce processus peut être observé à travers un autre ensemble de processus qui produit une suite d'observations.

Plus simplement, c'est un modèle qui décrit les états d'un processus markovien à l'aide des probabilités de transition et des probabilités d'observation par états.

Un exemple de modèle de Markov caché :

Rien ne nous permet de connaître la saison ou nous sommes : posent les états (**P**rintemps, **E**té, **H**iver, **A**utomne) sont des états de modèle de Markov caché (Figure3.3).

$O = \{ 'Nuage', 'Pluie', 'Soleil' \}$

$A = \{ a_{ij} \}$

$B = \{ b_{j(o_k)} \}$

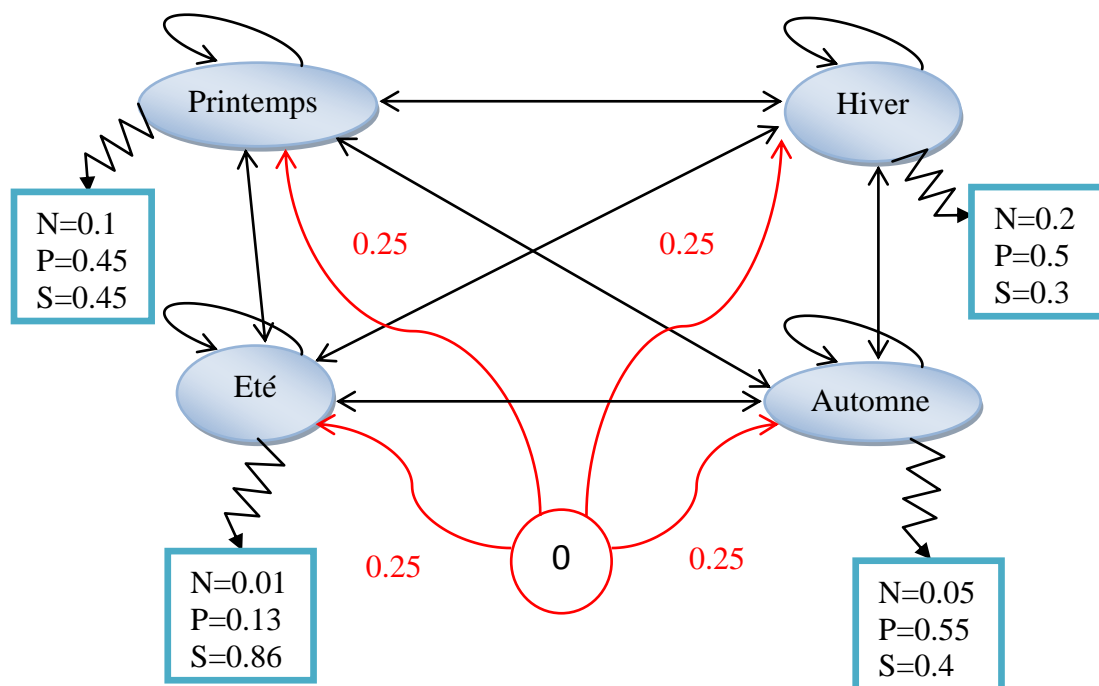


Figure3.3: un exemple de modèle de Markov caché. [1]

$$\mathbf{A} = \begin{matrix} & \begin{matrix} P & E & A & H \end{matrix} \\ \begin{matrix} P \\ E \\ A \\ H \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0.3 & 0.5 & 0 & 0.2 \\ 0.2 & 0.5 & 0.2 & 0.1 \\ 0 & 0.1 & 0.8 & 0.1 \\ 0.3 & 0.1 & 0.2 & 0.4 \end{bmatrix} \end{matrix} \quad \mathbf{B} = \begin{matrix} & \begin{matrix} N & P & S \end{matrix} \\ \begin{matrix} P \\ E \\ A \\ H \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0.1 & 0.45 & 0.45 \\ 0.01 & 0.13 & 0.86 \\ 0.05 & 0.55 & 0.4 \\ 0.2 & 0.5 & 0.3 \end{bmatrix} \end{matrix} \quad \mathbf{\Pi} = \begin{matrix} & \begin{matrix} P \\ E \\ A \\ H \end{matrix} \\ \begin{matrix} P \\ E \\ A \\ H \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0.25 \\ 0.25 \\ 0.25 \\ 0.25 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

3.3.2.4. Les 3 problèmes fondamentaux des Modèles de Markov Cachés :

Voici la liste de ces problèmes, il est nécessaire de les résoudre afin de pouvoir utiliser les HMM lors de la modélisation d'un processus réel.

- **Problème 1 Reconnaissance :** Etant donné un HMM $\lambda = \{\Pi, A, B\}$ et une séquence observée $O = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$ quelle est la vraisemblance $P(O|\lambda)$ que le modèle λ génère O ?

Plusieurs techniques permettent de résoudre ce problème : méthode d'évaluation directe, procédure « **Forward-Backward** ». [8]

Algorithme Forward-Backward :

Dans cette approche, on considère que l'observation peut se faire en deux étapes :

1. L'émission de la suite d'observations $\{o_1, o_2, \dots, o_t\}$ et la réalisation de l'état q_t au temps t : **Forward**
2. L'émission de la suite d'observations $\{o_{t+1}, o_{t+2}, \dots, o_T\}$ en partant de l'état q_t au temps t : **Backward**

$P(O|\lambda)$ peut être défini à chaque instant $t \in [1, T]$ par :

$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_t(i) * \beta_t(i)$$

Où $\alpha_t(i)$ est la probabilité d'émettre la suite $\{o_1, o_2, \dots, o_t\}$ et d'aboutir à q_i à l'instant t et $\beta_t(i)$ la probabilité d'émettre la suite $\{o_{t+1}, o_{t+2}, \dots, o_T\}$ en partant de l'état q_i au temps t , connaissant λ .

Le calcul de $\alpha_t(i)$ se fait avec t croissant tandis que celui de $\beta_t(i)$ se fait avec t décroissant, d'où l'expression Forward-Backward. [8]

(a) La variable Forward:

Soit la probabilité $\alpha_t(i) = p(o, q_t = s_i | \lambda)$ de générer $o = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$ et de se trouver dans l'état q_t à l'instant t .

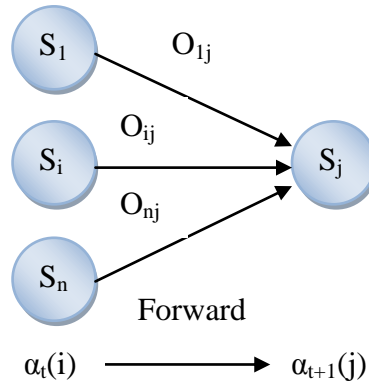


Figure3.4 : Séquence d'opérations pour forward. [1]

Cet algorithme permet de calculer cette probabilité :

Algorithme 1 : Forward [1]

1. **Initialisation :**
 $\alpha_1(i) = \pi_i * b_i(o_1).$
2. **Itération :** $\alpha_{t+1}(j) = [\sum_{i=1}^N a_t(i) a_{ij}] * b_j(o_{t+1})$, pour $t \in [1, T - 1], j \in [1, N]$.
3. **Terminaison :** $P(o|\lambda) = \sum_{i=1}^N a_T(i).$

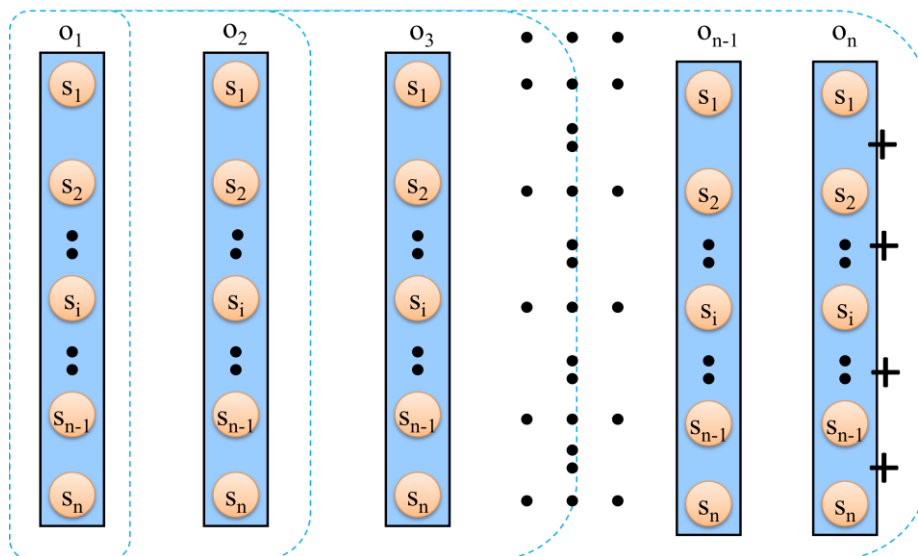


Figure3.5 : Le principe de fonctionnement de l'algorithme de Forward.

(b) La variable Backward:

Soit la probabilité $B_t(i) = p(o, q_t = s_i | \lambda)$ de générer $o = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$ et de se trouver dans l'état q_t à l'instant t . [1]

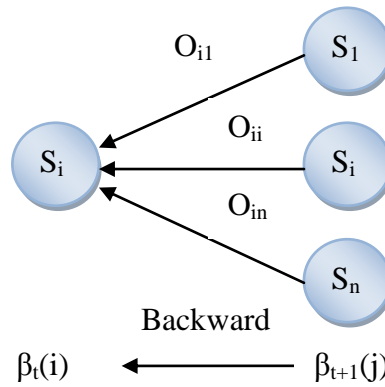


Figure3.6 : Séquence d'opérations pour Forward.

Cet algorithme permet de calculer cette probabilité :

Algorithme 2 : Forward. [1]**1. Initialisation :**

$$\beta_T(i) = 1 \quad ; i = 1, 2, \dots, N.$$

2. Itération :

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j) \quad ;$$

$$i=1, 2, \dots, N \quad ; \quad t=T-1, \dots, 1.$$

- **Problème 2 Analyse :** Etant donné un HMM λ et une séquence observée O , quelle est la séquence des états qui a la probabilité maximale d'avoir généré O ?

Il existe plusieurs méthodes : le critère local, le critère global et l'algorithme de **Viterbi**.

[8]

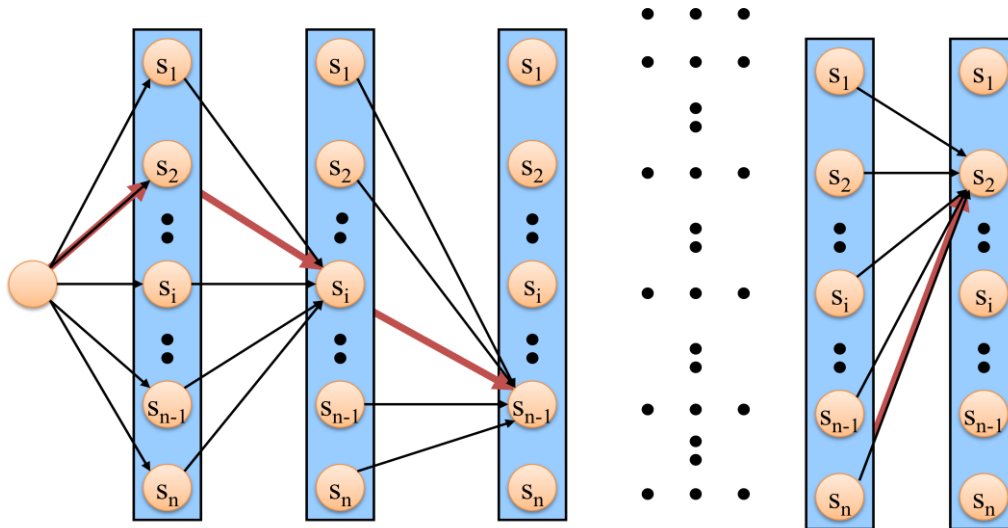


Figure3.7 : Le principe de fonctionnement de l'algorithme de Viterbi.

L'ALGORITHME DE VITERBI : [8]

1. Initialisation :

$$\alpha_1(i) = \pi_i * b_i(o_1)$$

Pour $t=1$ et $1 \leq i \leq$ nombre d'états m ,

$$\Psi_1(i) = 0$$

2. Récurrence :

Pour $t = 2, \dots, n$,

$$\alpha_{t+1}(i) = \max_{j=1..m} [\alpha_t(j) * a_{j,i}] * b_i(o_{t+1})$$

Et $1 \leq i \leq m$,

$$\Psi_t(i) = \arg \max_{j=1..m} (\alpha_{t-1}(j) * a_{j,i})$$

3. Terminaison :

$$s(n) = \operatorname{argmax}_i \alpha_T(i)$$

4. Retour en arrière :

Pour $t = n-1, \dots, 1, s(t) = \Psi_{t+1}(s(t+1))$

- **Problème 3 Apprentissage :** A partir d'une chaîne d'observations $O = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$ comment ajuster les paramètres du HMM $\lambda = \{\Pi, A, B\}$ pour maximiser la vraisemblance de l'ensemble d'apprentissage $P(O|\lambda)$?

Le fait que la longueur de la suite d'observations (données d'apprentissage) soit finie, il n'existe pas de solutions analytiques directes (d'optimisation globale) pour construire le modèle.

Néanmoins, nous pouvons choisir $\lambda = \{\Pi, A, B\}$ tel que $P(O|\lambda)$ est un maximum local en utilisant une procédure itérative telle que celle de **Baum-Welch**.

L'idée de l'application est donc d'utiliser des procédures de ré-estimation qui affinent le modèle, petit à petit, selon les étapes suivantes :

- Choisir un ensemble initial de paramètres λ_0 .
- Calculer λ_1 à partir de λ_0 .
- Répéter ce processus jusqu'à un critère de fin ; [7]

ALGORITHME DE BAUM-WELCH : [8]

1. Choix du paramétrage initial du HMM

2. Répéter

- Pour chaque séquence O^i
 - Calculer $\alpha_t^i(j)$ avec l'algorithme forward
 - Calculer $\beta_t^i(j)$ avec l'algorithme backward
 - Calculer $\xi_t^i(j)$
 - Calculer $\gamma_t^i(j)$
- Fin pour
- Ré estimer les paramètres du HMM avec les formules précédentes

3. Jusqu'à stabilité des paramètres;

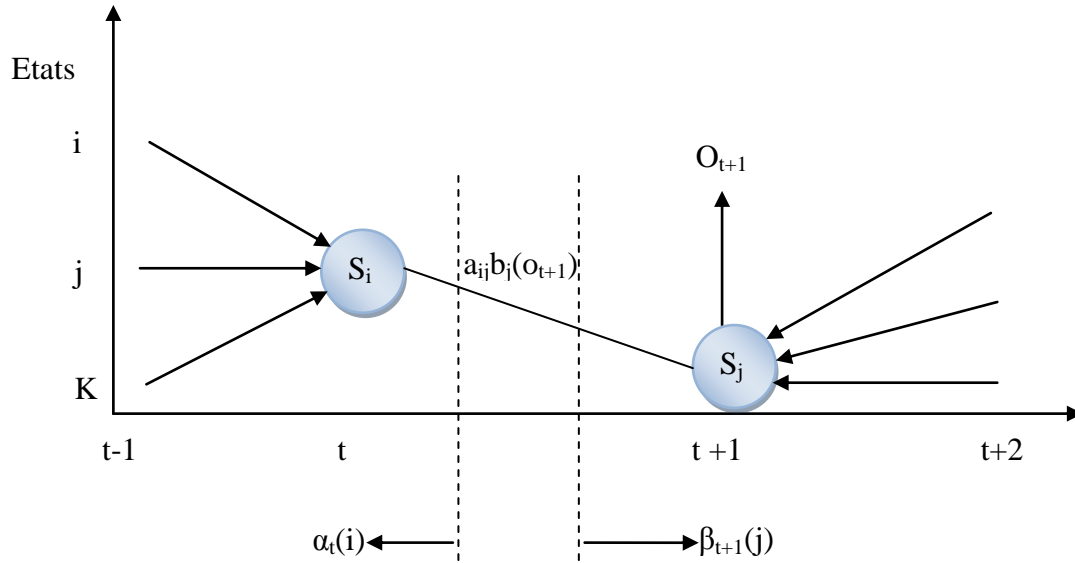


Figure3.8 : Séquence d'opérations pour Baum-Welch. [1]

Probabilité que l'on passe par s_i en t et s_j en $t+1$ en générant O avec λ :

$$\xi_t(i, j) = P(s_{i(t)} = s_i, s_{i(t+1)} = s_j | O, \lambda)$$

$$\xi_t(i, j) = \frac{\alpha_t(i) * a_{i,j} * b_j(o_{t+1}) * \beta_{t+1}(j)}{P(O|\lambda)}$$

$\gamma_t(i) = \sum_{j=1}^m \xi_t(i, j)$: Probabilité qu'on passe en s_i à t en générant O avec λ

Espérance du nombre de transitions par $s_j \dots$: $\sum_{t=1}^{n-1} \xi_t(i, j)$

$\sum_{t=1}^{n-1} \gamma_t(i)$: Espérance du nombre de passages par $s_i \dots$

$$\pi_{(i)}^-(t = 1) = \gamma_1(i)$$

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)}$$

$$\bar{b}_j(k) = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(j)} \quad \text{s.t } O_t = V_k$$

$$P(O|\bar{\lambda}) > P(O|\lambda)$$

$$\sum_{i=1}^N \bar{a}_{ij} = 1 ; \quad i = 1, 2, 3 \dots, N.$$

$$\sum_{k=1}^M \bar{b}_j(k) = 1 ; \quad j = 1, 2, 3 \dots, N.$$

$$\sum_{i=1}^N \pi_{(i)} = 1$$

Cette figure représente Les étapes principales pour l'application de l'algorithme de (BW) :

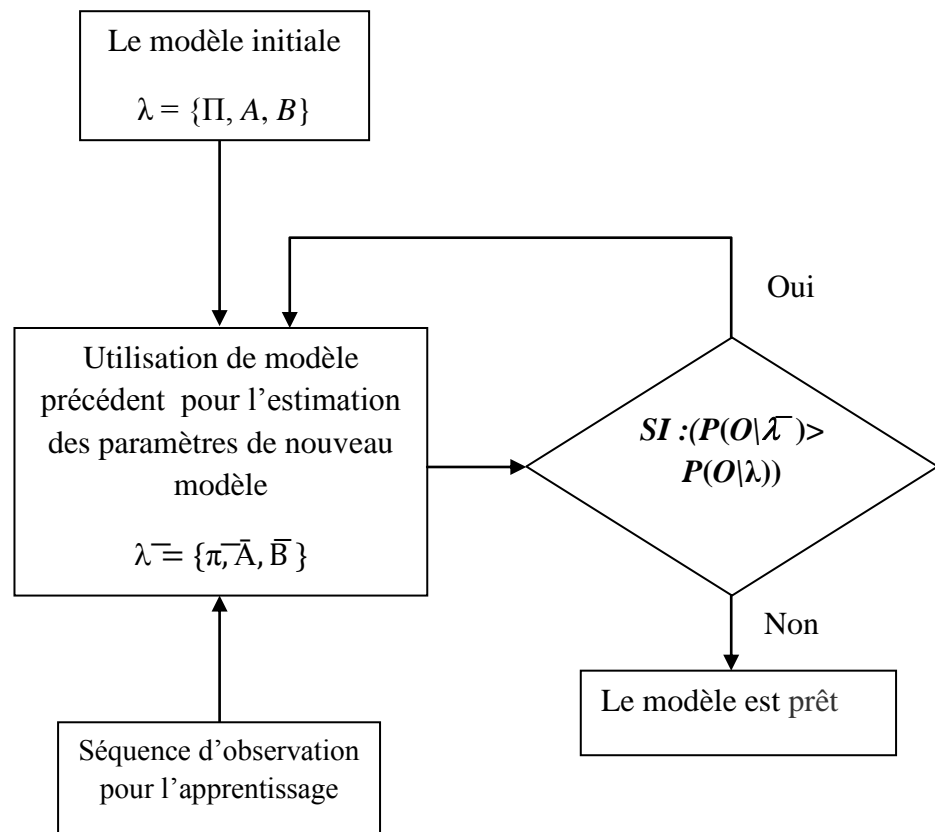


Figure3.9 : Les étapes principales pour l'application de l'algorithme de (BW). [2]

3.3.2.5. PROBLEME DE NORMALISATION :

L'algorithme (Baum-Welch) ne peut pas être appliqué à certains problèmes en raison de la longueur de la séquence d'observations, surtout dans les séquences trop longues. Lorsqu'il est appliqué l'algorithme (BW) de tout langage de programmation de haut niveau, il ya des problèmes qui doivent être examinées, surtout quand (T) est grand, parce que le calcul des paramètres du modèle de Markov caché vont dépasser l'étendue exacte. [7]

L'objectif est la normalisation $\alpha_t(i)$ et $b_t(i)$ Où symbolise pour eux : $\hat{\alpha}_t(i)$ et $\hat{b}_t(i)$

Les étapes normalisation l'algorithme (Forward) : [7]

1. Initialisation :

$$\alpha_1(i) = \pi_i * b_i(o_1), C_1 = \frac{1}{\sum_{i=1}^N \alpha_1(i)}, \hat{\alpha}_1(i) = C_1 * \alpha_1(i); i = 1, 2, \dots, N.$$

2. Itération :

$$\alpha_t(i) = [\sum_{j=1}^N \hat{\alpha}_{t-1}(j) a_{ij}] * b_i(o_t), C_t = \frac{1}{\sum_{i=1}^N \alpha_t(i)},$$

$$\hat{\alpha}_t(i) = C_t * \alpha_t(i); i = 1, 2, \dots, N, t = 2, 3, \dots, T.$$

3. Terminaison :

$$\log[P(o|\lambda)] = -\sum_{i=1}^N \log(C_t).$$

Les étapes normalisation l'algorithme (Backward) : [7]

3. Initialisation :

$$\beta_T(i) = 1, \hat{\beta}_T(i) = C_T; i = 1, 2, \dots, N.$$

4. Itération :

$$\hat{\beta}_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j), \beta_t(i) = C_t \hat{\beta}_t(i);$$

$$i=1, 2, \dots, N; t=T-1, \dots, 1.$$

Les étapes normalisation l'algorithme (Baum-welch) : [7]

$$\xi(i, j) = \frac{\alpha_t(i) \alpha_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_t(i) \alpha_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j)} \quad , \quad \gamma_t(i) = \sum_{j=1}^N \xi_t(i, j).$$

$$\pi_{(i)} = \gamma_1(i)$$

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \xi(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)}$$

$$\bar{b}_j(k) = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(j)} \quad \text{S.t } O_t = V_k$$

$$i, j = 1, 2, \dots, N$$

3.3.3. Architecture des MMCs :

Différentes architectures peuvent représenter les MMCs en fonction des contraintes imposées par le modèle réel. Deux grandes familles peuvent être distinguées dans ce contexte, et qui sont l'architecture ou structure (ou encore modèle) ergodique et l'architecture gauche-droite ou encore connue sous le nom de « Bakis ». [2]

- *Modèle ergodique :*

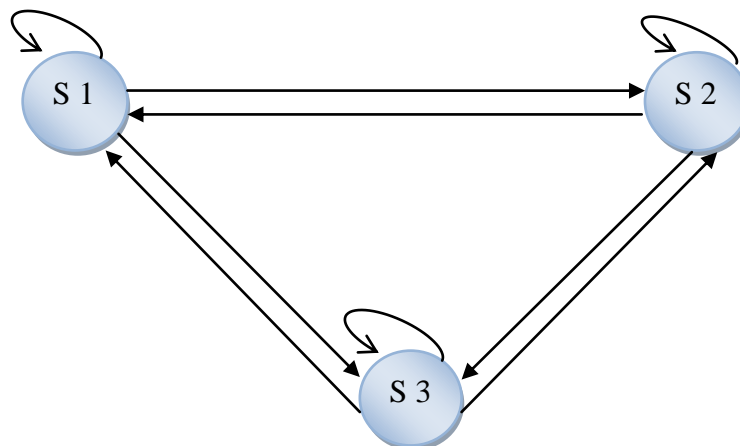


Figure3.10 : Modèle ergodique à 3 états. [2]

Dans ce type de structure, chaque état peut être atteint ou visité de n'importe quel autre état (figure3.10 et figure3.11), c'est-à-dire que tous les états communiquent entre eux (le cas des modèles de traitement, d'image etc...), selon une représentation graphique, tous les états sont

reliés entre eux par des flèches indiquant le sens de transition et la probabilité qui lui correspond. Ce modèle est largement utilisé dans le traitement de la parole, l'alignement de séquence génétique.

- *Modèle gauche-droite :*

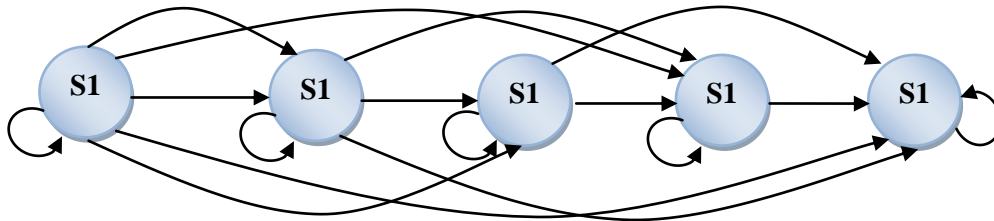


Figure3.11 : Modèle gauche droite à 5 états. [2]

Dans le modèle gauche-droite (figure3.11); on constate une communication de la gauche vers la droite dans un système évolutif irréversible. Ces modèles peuvent être utilisés pour modéliser des processus possédant des propriétés variantes dans le temps, tel que les signaux, de parole, de l'usure d'outil de coupe, de roulement, ou de diagnostic et pronostic de défauts. [2]

3.4. EXTENSIONS DES MODELES DE MARKOV CACHES :

3.4.1. Densité de probabilité :

Selon le type de densité de probabilité d'observations, discrète ou continue, il est possible de construire deux types de modèles de MMC : soit un MMC discret soit un MMC continu.

- MMC discret : les observations en général sont continues puisqu'elles proviennent de phénomènes physiques continus. Dans le cas d'un MMC discret, les observations continues sont quantifiées à l'aide d'un dictionnaire (l'alphabet d'observations dénombrables).
- MMC continu : bien qu'il soit possible de quantifier les observations continues, il peut y avoir une sérieuse dégradation d'information associée à cette quantification. Il sera, alors, avantageux de choisir une fonction de densité de probabilités d'observations continues, conditionnée par les états du processus.

Voici un tableau comparatif de ces deux modèles :

	A. MMC continu	B. MMC discret
Nombre de paramètres à estimer.	<i>Un nombre élevé.</i>	<i>Moins que A.</i>
Précision de la classification.	<i>Précis.</i>	<i>Moins précis que A.</i>
Hypothèses sur la nature des observations.	<i>Importantes.</i>	<i>Moins importantes que A.</i>
Implémentation.	<i>Difficile et lente.</i>	<i>Plus facile et plus rapide que A.</i>
Nombre de corpus d'apprentissage.	<i>Moyen.</i>	<i>Plus élevé que A.</i>

Tableau.1 : tableau comparatif entre MMC continu et MMC discret. [1]

3.4.2. Durée de séjour dans un état :

L'un des inconvénients des MMC de base est le manque d'informations concernant la variabilité de la durée de séjour dans un état en favorisant les courtes durées.

Pourtant, c'est d'une importance majeure dans certains processus physiques, à titre d'exemple, la variabilité de la durée des sons dans la parole.

Principalement deux méthodes ont été développées :

- La méthode de Ferguson basée sur un MMC de Durée variable Discrète « Variable Duration Hidden Markov Model VDHMM ».
- Et celle de Levinson basée sur un MMC de durée variable continue « Continuous Duration Hidden Model CDHMM ».

3.4.3. L'ordre d'une chaîne :

Une limitation des Modèles de Markov Cachés de base est dans sa définition. Ils modélisent un processus markovien. C'est-à-dire que son évolution ne dépend pas de son passé, mais uniquement de son état présent. Le processus est d'ordre un, ce qui n'est pas le cas de nombreuses applications.

Dans un processus, si l'état futur dépend des k états précédents, la chaîne est d'ordre k .

Une application à la reconnaissance de l'écriture a été faite par Kendu et Bahl [KHB 88]; ils ont montré l'avantage des MMC du second ordre sur ceux du premier ordre. Ils ont également signalé la difficulté d'implémentation des MMC du second ordre due à l'indisponibilité de leurs formules de ré estimation dans la littérature.

Ceci a été corrigé par He et Krouille [KRIO 88]. Ils ont développé et traité une technique d'extension des algorithmes de Viterbi et de Baum-Welch pour un HMM du second ordre et d'ordre quelconque.

Les résultats, dans le domaine de la parole, de ces modèles du second ordre comparés à ceux du premier ordre, ont montré l'utilité et l'efficacité de cette approche. [1]

3.5. Les avantages et les inconvénients des Modèles de Markov Cachés : [8]

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> - Base mathématique solide pour comprendre son fonctionnement. - Variabilité de la forme. - Alignement temporel incorporé systématiquement. - Reconnaissance réalisée par un simple calcul de probabilité cumulée. - Décision globale sans obligation d'utiliser des seuils. - Séparation franche entre données et algorithmes. 	<ul style="list-style-type: none"> - Le choix à priori de la typologie des modèles (nombre d'état, transitions autorisées et règles de transitions). - Dégradation des performances si l'apprentissage n'est pas suffisant.

Tableau.2 : Les avantages et les inconvénients des Modèles de Markov Cachés.

3.6. Conclusion :

Nous avons présenté dans ce chapitre les principes des modèles de Markov cachées, c'est une méthode qui a été utilisée, au début pour la prévision et puis elle a été appliquée dans le domaine de la reconnaissance et de la classification en général.

Nous avons défini les notions de base des chaines de Markov cachés comme les états cachés, l'alphabet des symboles, la matrice de transition et la matrice d'émission qui sont les élément briques de ces modèles.[8]

The page features a decorative design with three overlapping blue circles of varying sizes and shades, arranged in a diagonal line from the top right to the bottom right. Thin blue lines intersect these circles, creating a geometric pattern.

Chapitre IV

Présentation :

Ce chapitre dresse la synoptique de la démarche préconisée, la présentation des différentes étapes de l'application réalisée et le modèle de Markov caché proposé dans notre application, l'apprentissage et l'analyse ainsi que la discussion des expérimentations effectuées et l'interprétation des résultats obtenus.

***Système de Contrôle
et Diagnostic d'un
Dispositif de
Pompage de Ciment.***

4.1. Introduction :

La complexité des systèmes de production a exigé un développement important des techniques et méthodes du contrôle de ces systèmes.

Ce chapitre présente les différentes étapes réalisées pour la conception et le développement d'un système peut être considéré comme un système expert particulier ayant pour objectif de remplacer plusieurs opérateurs qualifiés dans son observation et son jugement ce système est basé sur Reconnaissances des formes (RDF) par l'application d'un outil performant d'intelligence artificielle il s'agit les modèles de Markov cachés (déjà présenté dans le troisième chapitre), notre système capable de connaître l'état de notre dispositif du pompage de ciment, en contrôlant la marche ainsi que le diagnostic a partir de différentes formes de la courbe de pression qui a été généré par la pompe. Le système développé est un outil spécifique dédié au diagnostic des pannes et des dysfonctionnements. La modélisation de la base de connaissance est réalisée à l'aide d'un expert, La validation du bon fonctionnement du notre système a été assurée à l'aide d'un exemple réel (base de connaissance réel de fonctionnement et dysfonctionnement d'un dispositif du pompage de ciment).

4.2. Mise en œuvre du diagnostic :

La mise en œuvre du diagnostic est difficile et cette difficulté devient plus grande avec la complexité du système étudié. Pour la réaliser nous devons :

- avoir une connaissance approfondie de la machine en fonctionnement et de ses différents paramètres ;
- faire le maximum de mesure ;
- connaître les phénomènes en interaction ;
- enfin simuler les pannes avec le modèle représentatif.

Ce dernier point est bien souvent une aide précieuse dans le cas où l'on ne dispose pas de données expérimentales et devant une dégradation énergétique inexplicée. Evidemment plus le modèle représentatif reproduit fidèlement le fonctionnement de la machine et plus le diagnostic est facilité (les symptômes seront retenus avec plus de précision). [17]

4.2.1. IDENTIFICATION DU DEFAUT :

Cette opération permet de connaître les caractéristiques du défaut (le syndrome). Les symptômes sont le moyen unique d'identification. Il se peut qu'un ensemble de défauts présente les mêmes symptômes globaux et pour faire la distinction entre tel ou tel défaut, il faut revenir vers le diagnostic différentiel et effectuer des tests de précision sur l'identification

de nouveaux symptômes. La découverte de nouvelles caractéristiques confirme le défaut détecté. [17]

Pour connaître les caractéristiques du défaut (le syndrome), nous avons choisi le paramètre: Pression.

4.2.2. LOCALISATION DE LA SOURCE DE PERTURBATION

Là aussi, la localisation fait appel au contenu de la base des faits, qui permet le retour vers les causes probables pour localiser la source réelle de l'incident. [17]

4.3. SCHEMA DE PRINCIPE :

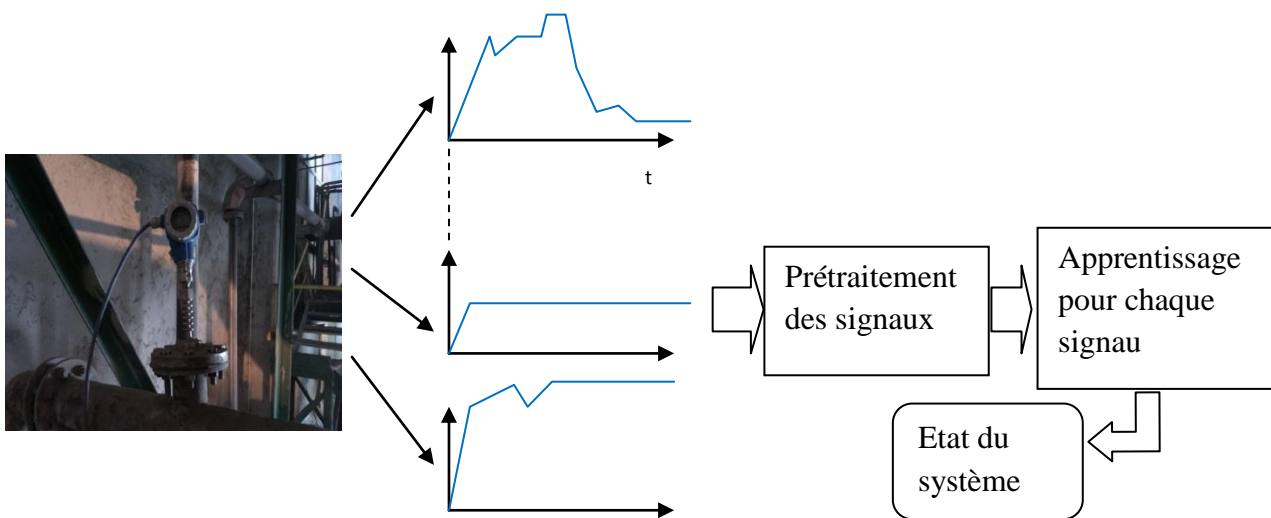


Figure4.1 : Schéma de principe.

L'objectif de cette application est de surveiller les changements dans la pression, Selon le capteur (C) qui sont installés sur la pompe flux et que de fournir à ces changements en permanence, et quand de problème, notre système est analysée ces données et diagnostiquée les causes du dysfonctionnement et ensuite affiché sur l'écran pour aider à prendre les actions nécessaires.

4.4. LA DEMARCHE DE L'APPLICATION :

cette démarche est caractérisée par (4) phases implantées (figure4.2):

1. préparation et codification des données ;
2. Apprentissage ;
3. Classification et diagnostic ;
4. Teste et evaluation par l'utilisation d'une base de données réel.

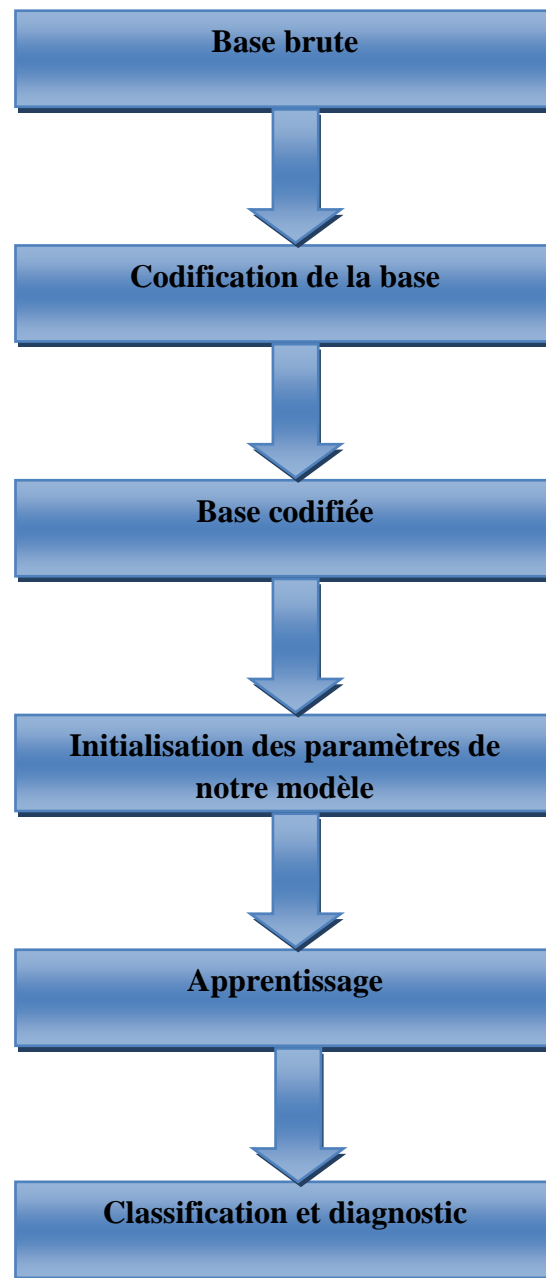


Figure.4.2 : La synoptique de notre démarche.

4.4.1. Présentation de la base de données :

La base de données de notre application c'est une ensemble des valeurs mesuré chaque seconde partir d'un capteur de présion installée sur la pompe flux en cours de la phase de remplissage et vidage.



Figure.4.3 : Capteur de pression pour la pompe flux.

La préssion sur la pompe flux est variée entre 0 et 5 bar selon l'état de marche (5 bar c'est la puissance maximale des compresseurs) .

4.4.2. LES OBSERVATIONS (LA BASE DE DONNEES) :

Ce type de données ne convient pas au modèle MMC. Il faut donc mettre en place un système de conversion des données, qui permet d'accorder une signification aux valeurs des données à tout instant. Cela passe par une méthode de discrétisation que nous appellerons transformation numérique-symbolique. La conversion d'une variable numérique en variable symbolique, c'est-à-dire définie sur un ensemble discret d'hypothèses, nécessite l'utilisation d'un modèle permettant de définir une classe de valeurs numériques par hypothèse. Nous présentons quelques techniques qui permettent d'effectuer cela :

- SEUILLAGE :

Cette approche consiste à définir des seuils sur l'ensemble continu des valeurs numériques possibles, définissant des sous ensembles stricts sur lesquels une hypothèse particulière sera vraie. On définit ainsi un certain nombre (nombre de seuils+1) de sous-ensembles X_i auxquels on peut associer une fonction caractéristique μ_i telle que : [8]

$$\text{Pour tout point } x, \mu_{i(x)} = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in X_i \\ 0 & \text{si } x \notin X_i \end{cases}$$

La (figure4.4) Représente la règle de conversion du paramètre pression en une variable symbolique à 7 états.

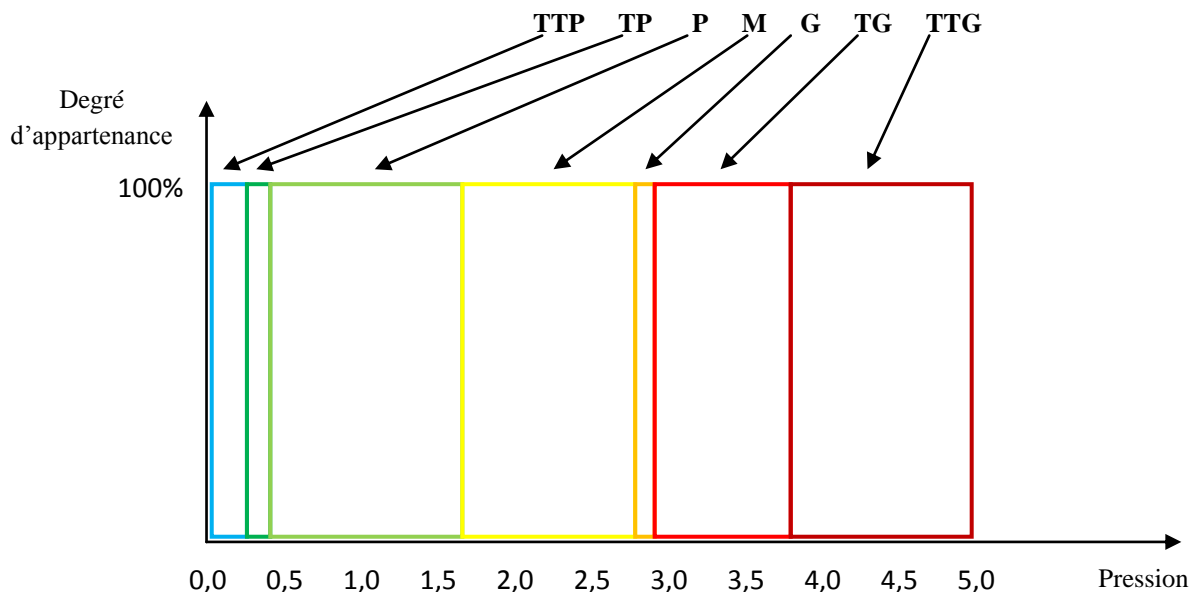


Figure.4.4 : Modèle de conversion de la pression par seuillage.

Les seuils sont définis à partir de connaissance expert sur le système soit avec l'analyse des données de base, soit par l'acquisition des connaissances, ce qui permet de faire une correspondance entre la valeur des données et l'état de système.

- SOUS ENSEMBLE FLOUE :

Le concept fondamental dans la théorie des ensembles flous (théorie floue ou même théorie des sous-ensembles flous) est la notion d'ensemble flou.

« Un ensemble flou est une classe d'objets avec une échelle continue de degrés d'appartenance. Chaque ensemble est caractérisé par un fonction d'appartenance qui attribue à chaque objet un degré d'appartenance qui s'étend entre 0 et 1 ».

« Un ensemble flou F est désigné par un ensemble de paires ordonnées, le premier élément indique l'élément x et le second $\mu_F(x)$, le degré d'appartenance, ou μ_F prend des valeurs dans l'intervalle $[0,1]$ ».

La fonction d'appartenance μ_F d'un ensemble flou F correspond à la fonction caractéristique d'un ensemble classique. Elle est définie comme :

$M_F : U \rightarrow [0,1]$, U étant l'univers de discours de l'ensemble F

L'ensemble flou F est complètement défini par l'ensemble de paires ordonnées :

$$F = \{(x, \mu_F(x)) \mid x \in U\},$$

Où x est un élément de l'univers de discours U et μ_F est une fonction d'appartenance donnant une valeur (degré) d'appartenance $\mu_F(x)$ pour chaque élément x.

Les ensembles flous peuvent être considérés comme une généralisation des ensembles classiques. La fonction d'appartenance d'un ensemble classique ne peut prendre que les valeurs 0 et 1, tandis que une fonction d'appartenance d'un ensemble flou peut prendre toutes les valeurs dans l'intervalle $[0,1]$. [8]

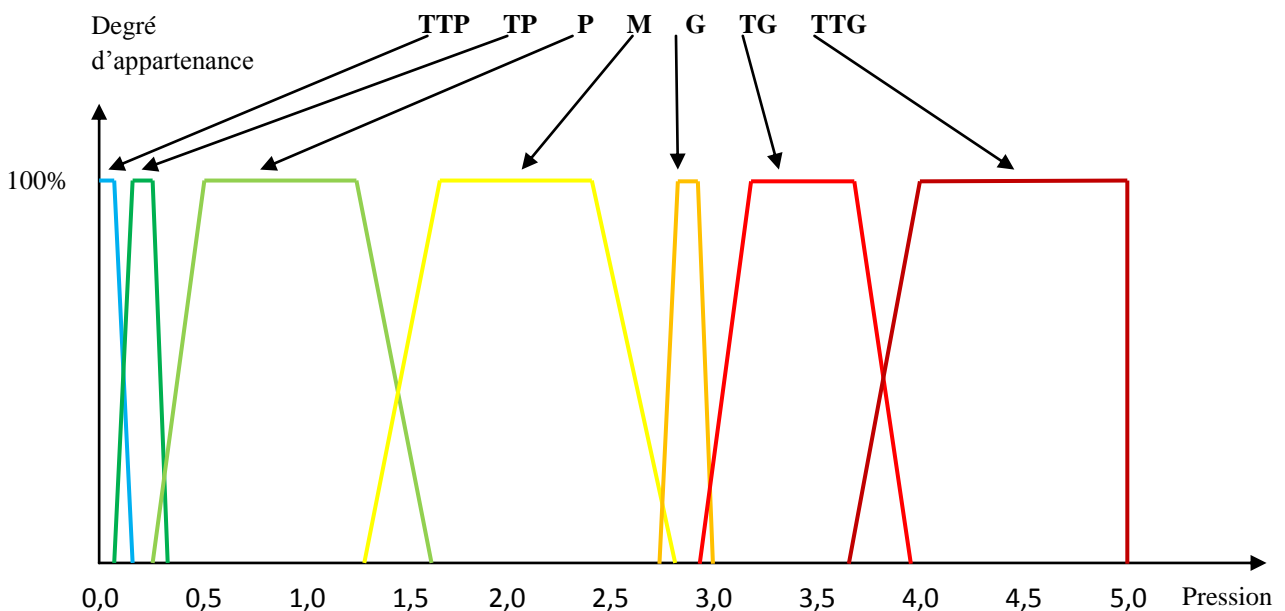


Figure.4.5 : Modèle de conversion de la pression par sous ensemble flou.

4.4.3. L'APPRENTISSAGE DE MODELE MARKOV CACHE :

L'apprentissage par l'application des chaînes de Markov cachés (MMC), a été effectué par l'application de l'algorithme de baum-welch, selon la démarche de la (figure4.6), qui récapitule les phases primordiales de l'apprentissage et mise en œuvre par un calcul et traitement informatique sous Matlab.

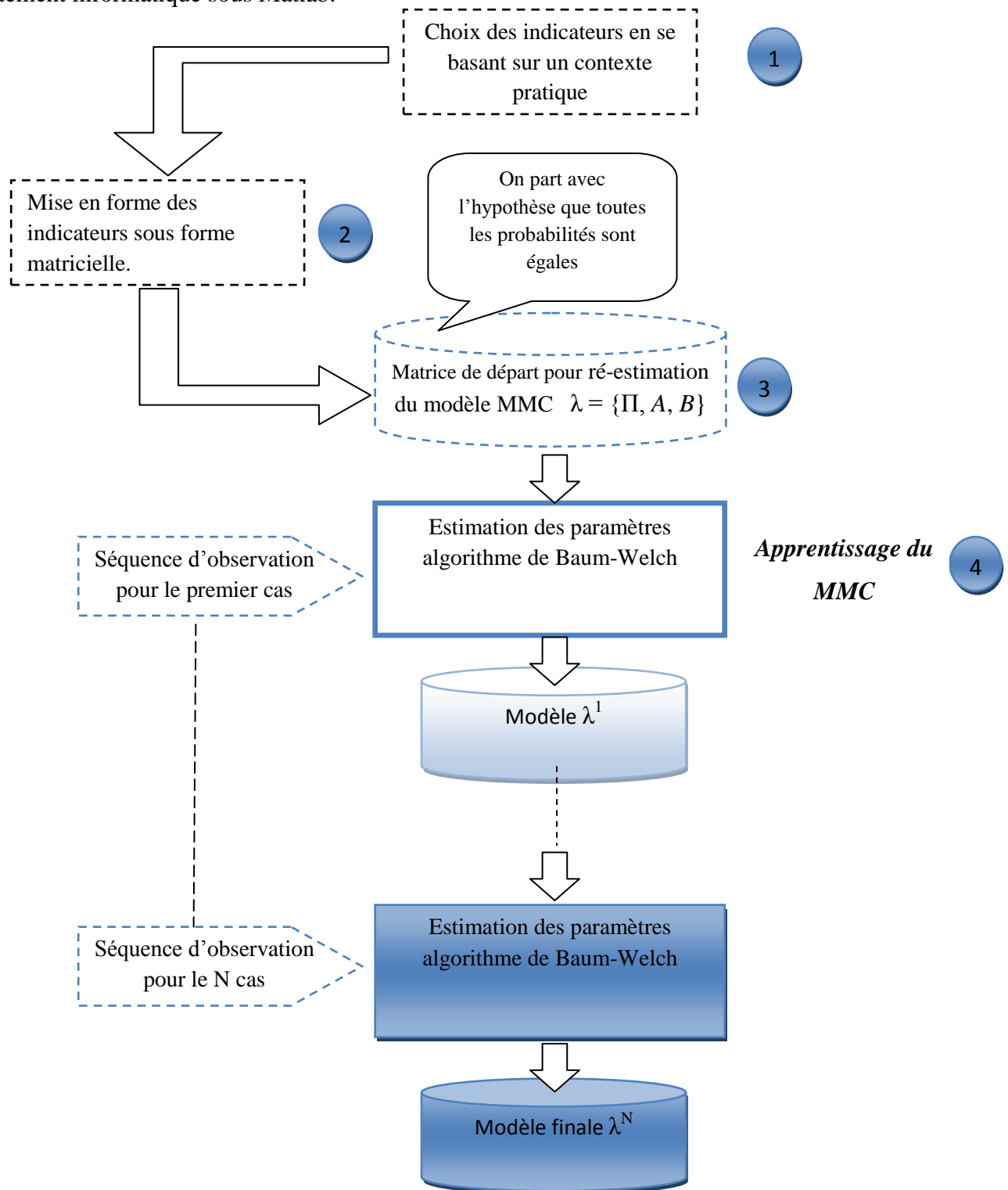


Figure.4.6 : La Démarche de L'implémentation d'algorithme de Baum-welch.

ALGORITHME D'APPRENTISSAGE :**1. Choix du paramétrage initial du HMM****2. Répéter**

Pour chaque ensemble des séquences $O(1)=\{o_1, o_2, \dots, o_n\}$, $O(2)=\{o_1, o_2, \dots, o_n\}$, ...
 $O(N)=\{o_1, o_2, \dots, o_n\}$ *de chaque état*

Répéter

- Pour chaque séquence O^i
 - Calculer $\alpha_t^i(j)$ avec l'algorithme forward
 - Calculer $\beta_t^i(j)$ avec l'algorithme backward
 - Calculer $\xi_t^i(j)$
 - Calculer $\gamma_t^i(j)$
- Fin pour.
- Ré estimer les paramètres du HMM avec les formules précédentes.

Jusqu'à stabilité des paramètres;

Fin pour.

3. Modèle finale.**4.4.4. CHOIX DES INDICATEURS EN SE BASANT SUR UN CONTEXTE PRATIQUE:**

Le choix des paramètres de notre modèle est basé sur le passage d'une phase à autre phase selon le fonctionnement de l'automate programable et sur l'aide d'un expert, on divise les valeurs de pression à 7 intervalles :

1 : Très très petit

2 : Très petit

3 : Petit

4 : Moyen

5 : Grand

6 : très grand

7 : très très grand

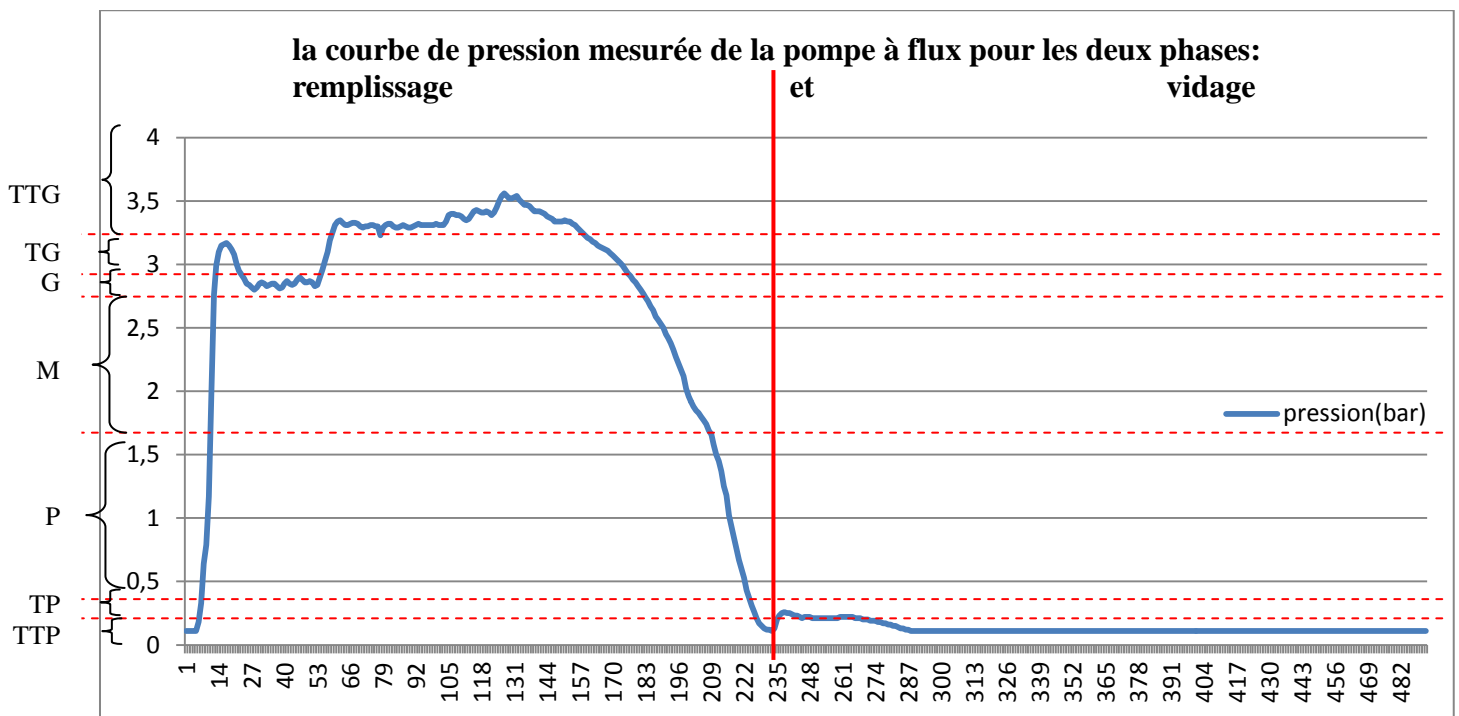


Figure.4.7 : la courbe de pression mesurée de la pompe flux.

4.4.5. LE CHOIX DES ETATS DE SYSTEME :

Le choix des états de bon fonctionnement est basé sur le fonctionnement de l'automate programmable.

Mais Les différent états de dysfonctionnement a été choisir à l'aide d'un expert.

Description les états cachés de la pompe flux :

Fonctionnement	Dysfonctionnement
V1 : niveau de vidage 1. V2 : niveau de vidage 2. V3 : niveau de vidage 3. V4 : niveau de vidage 4. V5 : niveau de vidage 5. V6 : niveau de vidage 6. R1 : niveau de remplissage 1. R2 : niveau de remplissage 2.	Y1 : bourrage au niveau de la vanne Y1. Y2 : bourrage au niveau de la vanne Y2. Y3: bourrage au niveau de la vanne Y3. Y4: bourrage au niveau de la vanne Y4. Bs : bourrage dans la sortie de pompe. TA : tube Annulaire bouché. Filtre : le filtre d'Y2 est bouché. C : le capteur pression est colmaté.

Tableau4.1 : Description les états cachés de la pompe flux.**4.4.6. ADAPTATION DU MODELE :****✚ Les états :**

Qui donnent à un instant donné, la description du système. Ils correspondent aux classes de notre modèle (V1, V2, V3, V4, V5, V6, R1, R2, Y1, Y2, Y3, Y4, Bs, C, TA, Filtre).

Ces 16 états modélisent l'état caché du système.

✚ Les transitions :

Qui sont les changements d'état. Ceux sont les probabilités de passer d'une classe vers une autre.

Le modèle proposé :

Le Modèle de Markov Caché ou HMM. Le processus caché correspondra à l'état du système et les observations seront les informations visibles (la pression mesurée) dans le système (Figure4.8).

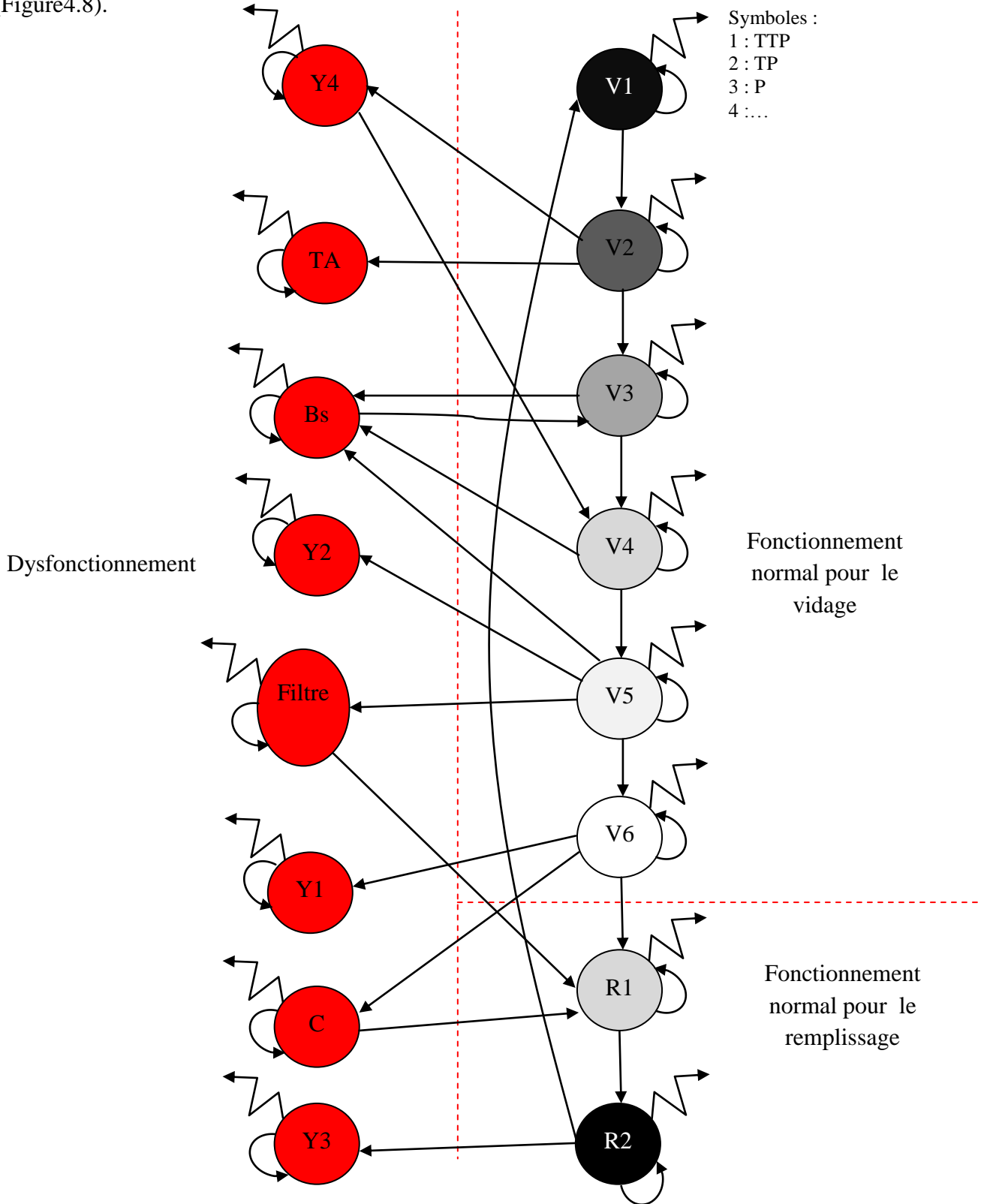


Figure.4.8 : Le processus caché correspondra à l'état du système.

4.4.7. MISE EN FORME DES INDICATEURS SOUS FORME MATRICIELLE :

a) MATRICE DE TRANSITION :

	V1	V2	V3	V4	V5	V6	R1	R2	Y1	Y2	Y3	Y4	Bs	C	TA	Filtre	
A:	1/2	1/2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	V1
	0	1/4	1/4	0	0	0	0	0	0	0	0	1/4	0	0	1/4	0	V2
	0	0	1/3	1/3	0	0	0	0	0	0	0	0	1/3	0	0	0	V3
	0	0	0	1/3	1/3	0	0	0	0	0	0	0	1/3	0	0	0	V4
	0	0	0	0	1/5	1/5	0	0	0	1/5	0	0	1/5	0	0	1/5	V5
	0	0	0	0	0	1/4	1/4	1/4	0	0	0	0	0	1/4	0	0	V6
	0	0	0	0	0	0	1/2	1/2	0	0	0	0	0	0	0	0	R1
	1/3	0	0	0	0	0	0	1/3	0	0	1/3	0	0	0	0	0	R2
	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	Y1
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	Y2
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	Y3
	0	0	0	1/2	0	0	0	0	0	0	0	1/2	0	0	0	0	Y4
	0	0	1/2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1/2	0	0	0	Bs
	0	0	0	0	0	0	1/2	0	0	0	0	0	0	0	1/2	0	C
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	TA
	0	0	0	0	0	0	1/2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	Filtre

b) MATRICE D'EMISSION :

	TTP	TP	P	M	G	TG	TTG	
B:	1/3	1/3	1/3	0	0	0	0	V1
	0	0	0	1/3	1/3	1/3	0	V2
	0	0	0	0	0	1	0	V3
	0	0	0	0	1	0	0	V4
	0	0	0	1/4	1/4	1/4	1/4	V5
	1/4	1/4	1/4	1/4	0	0	0	V6
	1/2	1/2	0	0	0	0	0	R1
	1/2	1/2	0	0	0	0	0	R2
	1	0	0	0	0	0	0	Y1
	0	1	0	0	0	0	0	Y2
	1	0	0	0	0	0	0	Y3
	0	0	0	0	1	0	0	Y4
	0	0	0	0	0	0	1	Bs
	0	0	0	1	0	0	0	C
	0	1	0	0	0	0	0	TA
	0	1	0	0	0	0	0	Filtre

c) VECTEUR D'INITIALISATION :

$$\pi: [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$$

4.4.8. **ANALYSE ET INTERPRETATION** : Etant donné un MMC λ et une séquence observée O (dans notre cas la séquence observée est la pression mesurée), le problème est quelle est la séquence des états qui a la probabilité maximale d'avoir généré O ? L'analyse a été effectuée par l'application de l'algorithme de viterbi, selon la démarche de la (figure4.9).

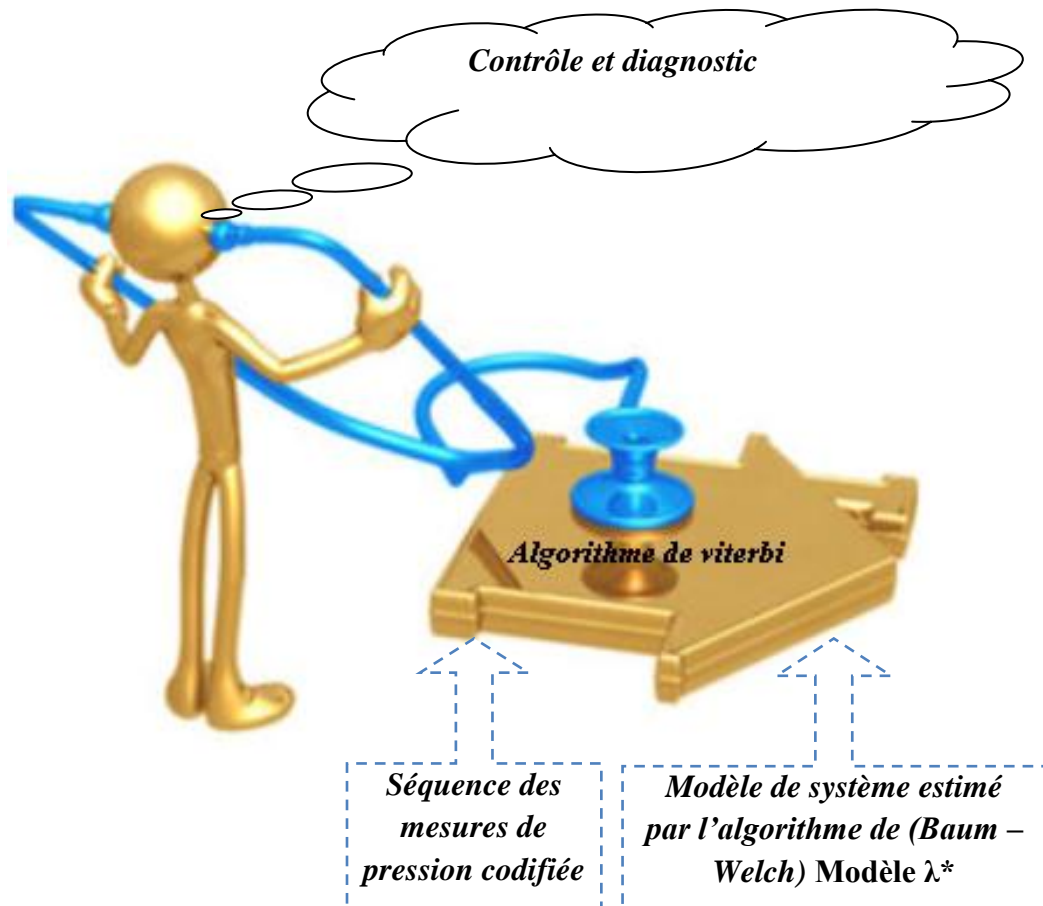


Figure.4.9 : La Démarche de L'implémentation d'algorithme de viterbi.

4.5. Présentation du système :

Le choix du langage de programmation :

Nous avons réalisé notre application dans un environnement de développement puissant : Matlab.

MATLAB : est une abréviation de *MAT*rix *LAB*oratory, était destiné à faciliter l'accès au logiciel matriciel. MATLAB est un langage de calcul scientifique de haut niveau et un environnement interactif pour le développement d'algorithmes, la visualisation et l'analyse de données, ou encore le calcul numérique.

Caractéristiques Matlab :

- Résoudre des problèmes de calcul scientifique plus rapidement.
- MATLAB offre un certain nombre de fonctionnalités pour la documentation et le partage de votre travail.
- Des boîtes à outils supplémentaires (collections de fonctions MATLAB à vocation spécifique, disponibles séparément) élargissent l'environnement MATLAB pour résoudre des catégories particulières de problèmes dans ces domaines d'applications : SIMULINK, réseaux de neurones et la logique floue.

Utilisation Matlab :

MATLAB utilisé dans une grande variété d'applications :

- Le traitement du signal et d'images.
- Les communications.
- La conception de systèmes de contrôle.
- Les tests et les mesures.
- La modélisation et l'analyse financière.

4.6.4 Principales fonctionnalités

- Langage de haut niveau pour le calcul scientifique.
- Environnement de développement pour la gestion du code, des fichiers et des données.
- Outils interactifs pour l'exploration itérative, la conception et la résolution de problèmes.

- Fonctions mathématiques pour l'algèbre linéaire, les statistiques, l'analyse de Fourier, le filtrage, l'optimisation et l'intégration numérique.
- Fonctions graphiques 2D et 3D pour la visualisation des données.
- Outils pour la construction d'interfaces graphiques personnalisées.
- Fonctions pour l'intégration d'algorithmes développés en langage MATLAB, dans des applications et langages externes (C/C++, Fortran, Java, COM et Microsoft Excel). [8]

4.6. SIMULATION ET RESULTATS :

Procédure de calcul de l'appartenance à un état:

On veut tester l'efficacité de la prise de décision en cas d'évolution vers un mode de défaillance. Comme exemple nous choisissons un cas de dysfonctionnement réel pour effectuer ce test.

Dans ce cas, nous avons la pression mesurée par le capteur installé dans la pompe.

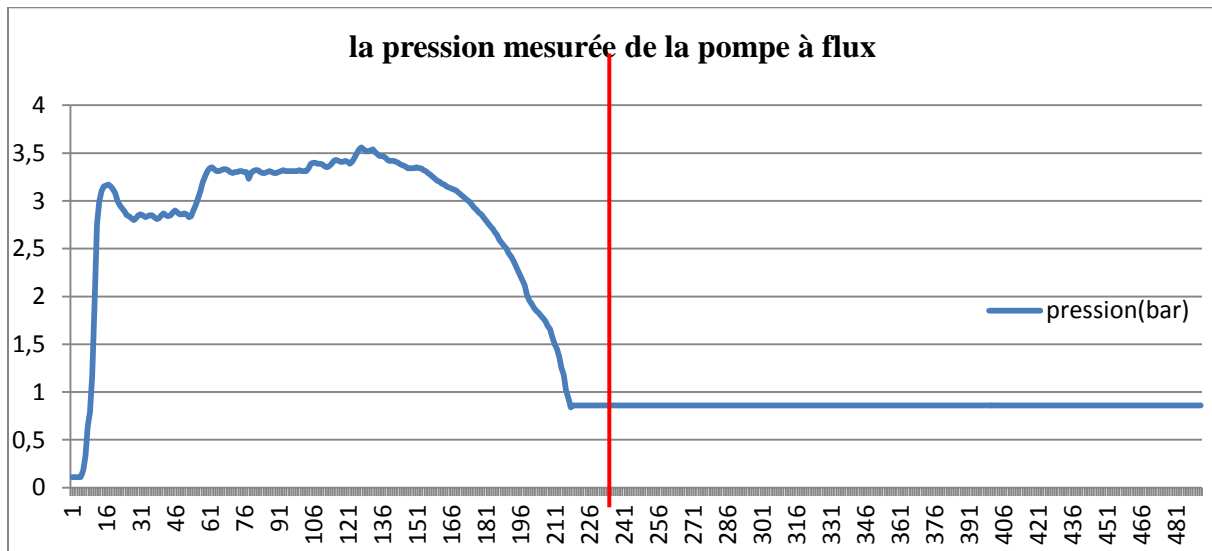


Figure.4.10 : la pression mesurée de la pompe à flux.

Donc nous pouvons constater que la pression est stabilisée à 0,8 bar pendant que la pression dans l'état de fonctionnement normale diminuant jusqu'à 0,3 bar pour ouvrir l'électrovanne de dépression puis continuer le cycle de remplissage.

4.6.1. Codage de la séquence d'observations:

A partir des données dont nous disposons, nous avons travaillé dans un premier temps à synthétiser le bilan des observations codifiées de notre cas soit au total 481 relevés relatés chronologiquement dans le Tableau 4.2. La base de temps choisie étant la seconde.

La pression mesurée	codification symbolique
0,11, 0,11, 0,12, ...0,13, 0,13,..., 0,23, 0,25, ..., 2,73, 2,76, ..., 0,11, 0,11,...	TTP, TTP, ..., TPP, TP, TP, ..., TP, P, P, ..., P, M, M,...M, G, G,...G, TG, TG,...TG, G, G,...G, TG, TG,...TG, TTG, TTG,...TTG, TG, TG,...TG, G, G,...G, M, M,...M, P, P, P, P, P, P, P, P, P, P, P, P ..., P...

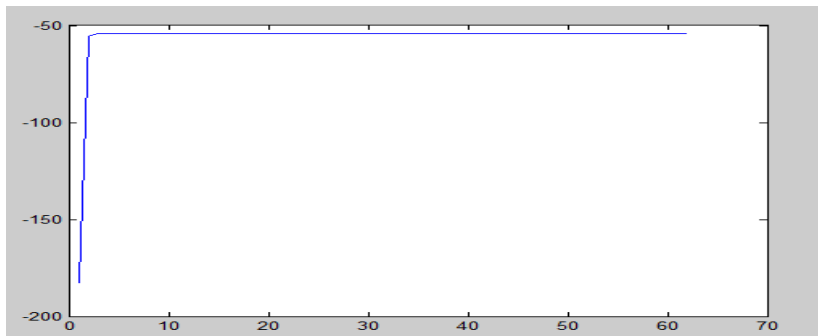
Tableau4.2 : Principe de codage de la séquence d'observations.

4.6.2. Apprentissage :

A partir d'une chaîne des mesures codifier O de notre état de dysfonctionnement nous avons ajusté les paramètres du HMM $\lambda = \{\Pi, A, B\}$ par l'application de l'algorithme de Baum-welch pour maximiser la vraisemblance de l'ensemble d'apprentissage $P(O|\lambda)$.

Nous avons Construire le Modèle λ^* qui a la probabilité maximale de générer O .

La Courbe log-vraisemblance : après 62 itérations log-vraisemblance est stabilisé à $-54,133$



```
log =
Columns 1 through 11
-182.7576 -85.4773 -54.3317 -54.1788 -54.1525 -54.1471 -54.1456 -54.1449 -54.1444 -54.1439 -54.1434
Columns 12 through 22
-54.1429 -54.1424 -54.1419 -54.1414 -54.1408 -54.1403 -54.1398 -54.1393 -54.1388 -54.1384 -54.1379
Columns 23 through 33
-54.1375 -54.1371 -54.1367 -54.1363 -54.1360 -54.1357 -54.1354 -54.1352 -54.1349 -54.1347 -54.1345
Columns 34 through 44
-54.1344 -54.1342 -54.1341 -54.1340 -54.1338 -54.1337 -54.1337 -54.1336 -54.1335 -54.1334 -54.1334
Columns 45 through 55
-54.1333 -54.1333 -54.1333 -54.1332 -54.1332 -54.1332 -54.1331 -54.1331 -54.1331 -54.1331 -54.1331
Columns 56 through 62
-54.1331 -54.1330 -54.1330 -54.1330 -54.1330 -54.1330 -54.1330
```

Le Modèle λ^* : après 62 itérations nous avons construire le modèle λ^* qui a la probabilité maximale de générer O :

Matrice de transition (A) :

```
estTR =
0.9412 0.0588 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0.8750 0 0 0 0 0 0 0 0 0.1250 0 0 0 0
0 0 0.9524 0.0476 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0.7231 0.2769 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0.3685 0.0658 0 0 0 0 0 0.0658 0 0 0
0 0 0 0 0 0.8274 0.1726 0.0000 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0.5000 0.5000 0 0 0 0 0 0 0
0.0000 0 0 0 0 0 0 0.5000 0 0.5000 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 1.0000 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 1.0000 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1.0000 0 0 0 0
0 0 0 0.0596 0 0 0 0 0 0 0 0.9404 0 0 0
0 0 0.0263 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0.9737 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1.0000 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1.0000 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1.0000
```

Matrice d'émission (B):

estE =

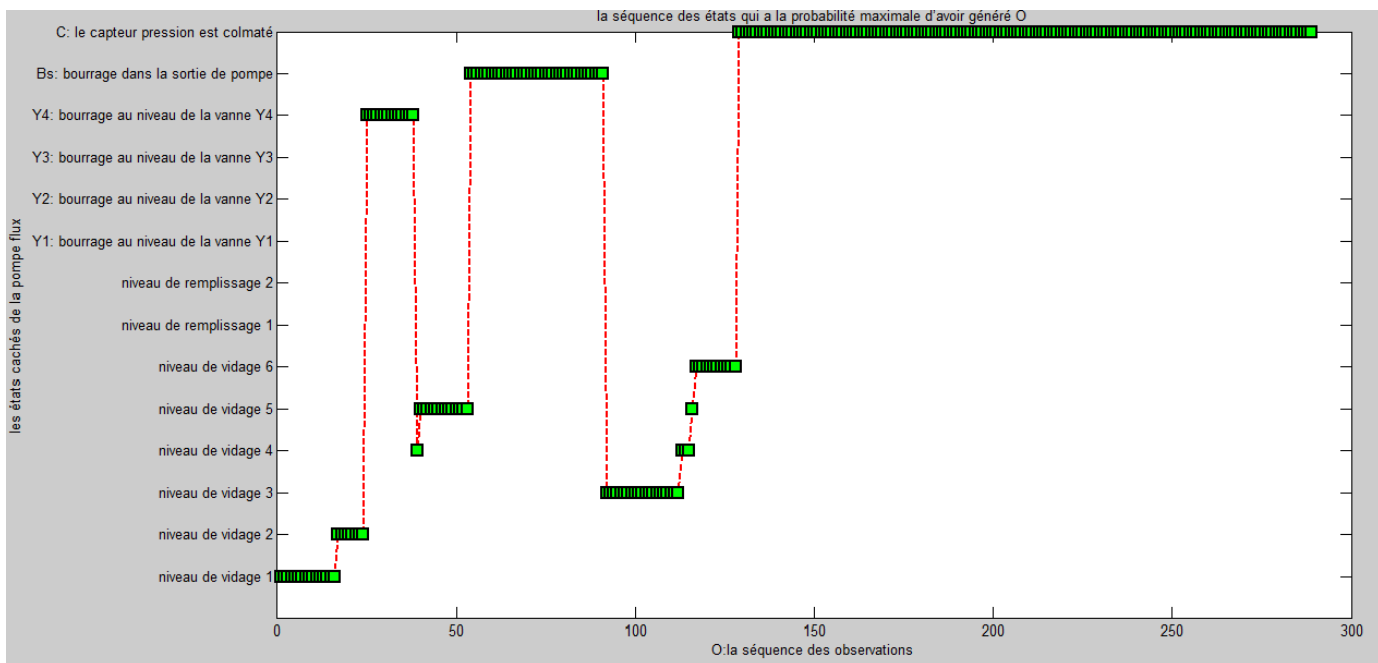
0.2500	0.4375	0.3125	0	0	0	0
0	0	0	1.0000	0.0000	0	0
0	0	0	0	0	1.0000	0
0	0	0	0	1.0000	0	0
0	0	0	0.0792	0.0000	0.9208	0.0000
0	0.0000	0.5177	0.4823	0	0	0
0.0000	1.0000	0	0	0	0	0
0.0000	1.0000	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0
1.0000	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1.0000	0	0
0	0	0	0	0	0	1.0000
0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0

4.6.3. Analyse :

Dans la phase d'analyse on calcule la séquence des états qui a la probabilité maximale d'avoir généré la pression mesurée dans notre cas de dysfonctionnement.

4.6.4. Résultat :

Le résultat présenté dans la (figure : 4.11) sont des états qui a la probabilité maximale d'avoir généré la pression mesurée dans notre cas de dysfonctionnement, donc à l'instant (t) on a un dysfonctionnement de type : c (capteur de pression colmaté).



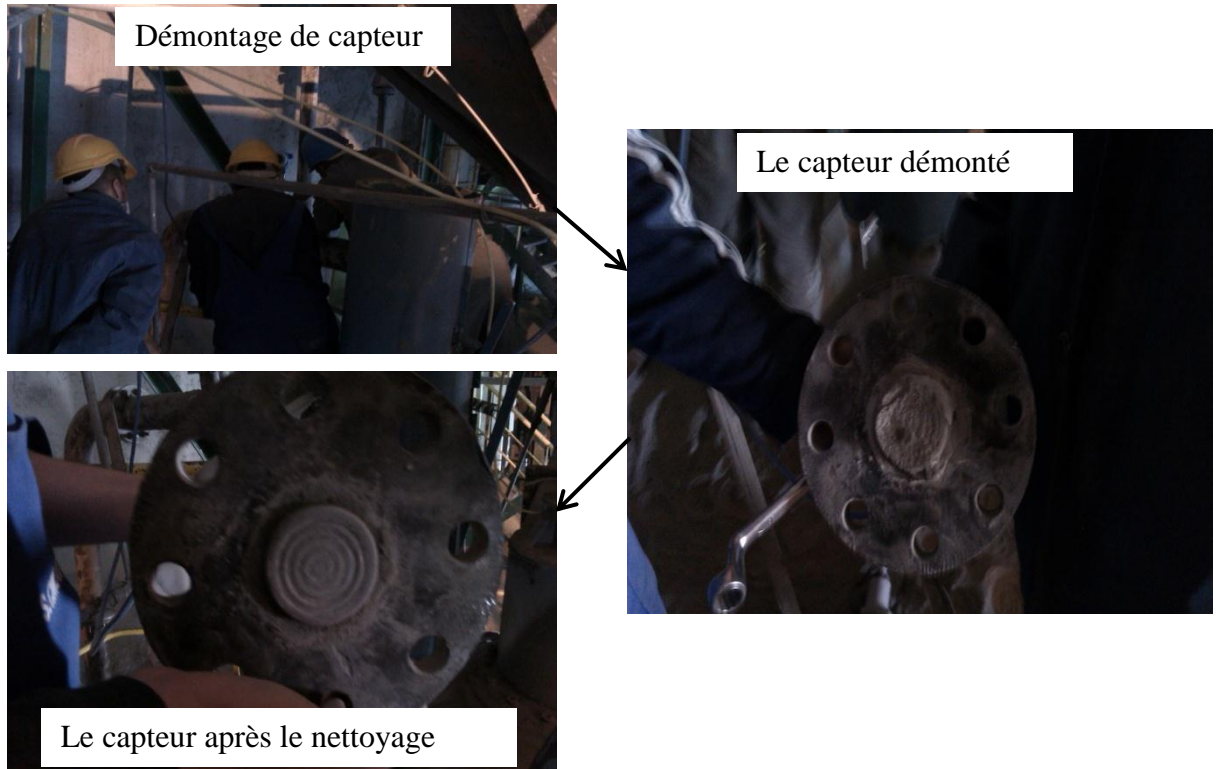


Figure.4.11 : Résultat et photos réel de l'intervention sur le capteur.

4.7. CONCLUSION :

Les résultats de tests sont à ce niveau satisfaisant, ils ont confirmé que le système fonctionne correctement suivant le but que nous nous sommes fixés au début.

La surveillance par l'application des MMCs fournit une bonne connaissance de l'état du système de pompage, Les résultats présentés montrent qu'il est possible de contrôler la marche de la pompe ainsi que le diagnostic en temps réel à partir des différentes formes de la courbe de pression, Cette connaissance doit pouvoir aider à minimiser le temps d'indisponibilité et aussi La facilité de l'adaptation avec le système existant sans aucune modification (un seul câble relie entre la pompe flux est la sale de contrôle), et la possibilité d'ajouter d'autres états, de modifier ou d'effacer.

CONCLUSION GENERALE

Augmenter la disponibilité des systèmes de production tout en diminuant les coûts liés à la maintenance : tels sont les objectifs des services de maintenance des entreprises. Pour cela des systèmes d'analyse d'informations sont mis en place. Le diagnostic fiable de la défaillance il permet de diminuer les coûts de la maintenance en n'effectuant que des réparations nécessaires au moment opportun. Disposer d'une méthode de diagnostic efficace est donc un enjeu d'actualité avec des retombées économiques importantes, et ceci non seulement dans l'industrie manufacturière mais aussi dans tous les domaines où sont présents des systèmes dynamiques : aéronautique, surveillance (vidéo), reconnaissance de la parole (signal), médical (pronostic de maladie)...

Le diagnostic en temps réel est une solution qui pourrait cerner rapidement l'anomalie à condition de faire appelle à l'analyse de tous les symptômes manifestés par un système de surveillance performant.

Initialement nous avons essayé de regrouper le maximum d'information sur les symptômes que le système manifeste. Pour chaque symptôme, une suite des observations possibles qui est nécessaire d'indiquer pour chaque type de défaut ses origines probables.

Et puis nous avons utilisé les modèles de Markov cachés comme une solution pour améliorer le système de diagnostic de la pompe flux. Les MMCs est plus performant dans notre cas, il fournit une bonne connaissance de l'état du système de pompage, cette connaissance doit pouvoir aider à minimiser le temps d'indisponibilité.

Les résultats de tests ont confirmé que le système fonctionne correctement suivant le but que nous nous sommes fixés au début.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUE

[1] : **Dequier JEROME**, ‘Chaînes de Markov et applications’, Centre D'enseignement De Grenoble ,2005.

[2] : **Miloud SEDIRA**, ‘Application des Modèles de Markov Cachés Dans la Classification des Défauts de Machines Tournantes’, laboratoire LMPA, université Ferhat Abbas Sétif Algérie, 2011.

[3] : **Samira BELHOUR**, ‘contribution a l’optimisation de la maintenance prédictive par l’utilisation du logiciel omnitrend’ , université de mentouri de Constantine, 2008.

[4] : **Pascal VRIGNAT, Manuel AVILA, Florent DUCULTY et Frédéric KRATZ**, ‘Estimation du niveau de dégradation d’un processus à l’aide de lois de dégradation et d’un modèle de Markov caché’, 1- Institut PRISME – Equipe MCDS – Université d’Orléans IUT de l’Indre 2, Av. François MITTERRAND 36000 Châteauroux, 2012.

[5] : **Valerie ZILLE**, ‘Modélisation et évaluation des stratégies de maintenance complexes sur des systèmes multi-composants’, Thèse de Doctorat préparée dans le cadre d’un partenariat entre, l’Université de Technologie de Troyes, Institut Charles Delaunay, le département Management de Risques Industriels de la division R&D d’EDF, 2009.

[6] : **Estelle DELOUX**, ‘Politiques De Maintenance Conditionnelle Pour Un Système A Dégradation Continue Soumis A Un Environnement Stressant’, Thèse de Doctorat de l’Université de Nantes, 2008.

[7] : **Christian GAGNE**, ‘Modèles de Markov caches (Apprentissage et reconnaissance)’, université de laval, 2010.

[8] : **Fatima zahraa AMARA, Meriem SERIARI**, ‘la reconnaissance des battements cardiaques par les HMM, université de Tlemcen, 2011.

[9] : **Ryadh BENAMMAR**, ‘Traitement Automatique De La Parole Arabe Par Les HMMs: Calculatrice Vocale’, université de Tlemcen, 25 Septembre 2012.

[10] : **Meriem BICHARI**, ‘Système de diagnostic des défaillances des machines électriques’, Laboratoire D’automatique Et Productique (LAP), Université de Batna-Algérie : mémoire de

magister, 2012.

[11] : **Hanen ZERMEN**, 'Les systèmes experts et la logique floue dans le domaine de diagnostic et de la maintenance', Laboratoire D'automatique Et Productique (LAP), Université de Batna-Algérie : mémoire de magister, 2011.

[12] : **Sonia BENAICHA**, ' Le Pronostic Industriel Par Les Systèmes Neuro-Flous', Université de Batna-Algérie : mémoire de magister, 2011.

[13] : **Claudia.N, Victoria.I**, 'Diagnostic par techniques d'apprentissage floues : conception d'une méthode de validation et d'optimisation des partitions', Université de Toulouse :Thèse de Doctorat, 2007.

[14] : **Pauline RIBOT**, 'Vers l'intégration diagnostic/pronostic pour la maintenance des systèmes complexes', Université Toulouse 3 Paul Sabatier (UT3 Paul Sabatier), 2009.

[15] : **Tarik ALANI**, ' Introduction au diagnostic des défaillances', Laboratoire A2SI-ESIEE-Paris, 2006.

[16] : **Malika NEZAR**, 'Diagnostic des associations convertisseurs statiques-machines asynchrones en utilisant les techniques de l'intelligence artificielle', Laboratoire de recherche LEB.Université de Batna-Algérie : Thèse de Doctorat, 2006.

[17] : **Sébastien AUPETIT**, 'contributions aux modèles de markov cachés : métaheuristiques d'apprentissage, nouveaux modèles et visualisation de dissimilarité', université de tours : Thèse de doctorat, 2005.

[18] : **Nait slimani BOUKHALFA**, 'synthese d'observation non linéaires : application au diagnostic de défauts', faculté de génie électrique et d'informatique, université de tizi-ouzou : mémoire de magister, 2011.

[19] : **Rim MRANI ALAOUI**, ' conception d'un module de diagnostic a base des suites de bandes temporelles en vue de la supervision Des procédés énergétique. Application en ligne à un générateur de vapeur', Laboratoire d'Automatique, Université des Sciences et Technologies de Lille: Thèse de Doctorat, 2004.

[20] : **Rabah FELLOUAH**, 'Contribution au Diagnostic de Pannes pour les Systèmes Différentiellement Plats', Université de Toulouse : Thèse de Doctorat, 2007.

[21] : **Documentation de l'entreprise (SCIMAT BATNA).**