

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur

Université Abderrahmane Mira de Bejaïa

Faculté de Technologie

Département de Génie Mécanique

Mémoire fin de cycle

En vue de l'obtention du diplôme de Master en Génie Mécanique

Option : Maintenance Industrielle

Préparé par :

- ✓ Mr : BRAHAM Farid
- ✓ Mr : BELALA Massinissa

Thème

**Contribution à l'étude de la surveillance et
diagnostic des systèmes industriels par les systèmes
experts temps réel**

Devant le jury composé de :

- ✓ Président : Mr SAAD-EDDINE
- ✓ Examineur : Mr LAGGOUNE
- ✓ Examinatrice : M^{lle} HIMED
- ✓ Rapporteur : Mr BOUDERBALA

Session juin 2014

Remerciements:



Avant toute chose, nous tenons à remercier dieu le tout puissant de nous avoir donné le courage à mener ce travail jusqu'à sa fin.

Nos remerciements les plus sincères vont envers notre encadreur Mr BOUDARBALA de nous avoir aidé tout au long de notre travail, nous avoir guidé et pour sa disponibilité en dépit de ses nombreuses occupations.

Nous remercions les membres de jury qui vont prendre le soin de lire et de corriger notre travail.

Nous remercions également nos parents qui ont sacrifié leur vie pour notre réussite

Nos vifs remerciements pour l'ensemble du personnel de département Génie Mécanique

FARID & MASSI



Je dédie ce modeste travail :

*A ma mère et mon père qui m'ont soutenu durant tout mon cycle d'étude, je
leurs témoigne ma reconnaissance pour tous leurs efforts et sacrifices qu'ils ont
entrepris pour me voir réussir.*

*A mes grandes mère, à mes sœurs SAMIA, ZAHIA et LYNDIA, à mes frères
MOURAD et HICHAM.*

A mes cousines et cousins, à mes tantes et oncles.

A mes ami(e)s LYDIA, ZIDANE et MOUNIR.

A mon ami et binôme MASSI et toute sa famille.

A tous ceux que je connais de près ou de loin.

FARID

Je dédie ce modeste travail :

Aux deux être les plus chères, mes parents, pour leurs exprimer le respect que j'ai pour eux, ainsi que pour leurs témoigner ma reconnaissance pour tous les efforts et les sacrifices qu'ils ont entrepris afin de me voir réussir.

A

Mes grands parent, Ma sœur NAOUEL, son mari et leurs fille SOFIA, à ma chère sœur DINA et mon chère frère IMAD, mes cousines et cousins, mes oncles et tantes.

A

Tous mes amis

A

Mon ami et binôme FARID et toute sa famille.

A

Tous ceux que je connais et qui me connaissent, et tous ceux qui m'aiment et que j'aime.

MASSINISSA

AMDE	Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets
AMDEC	Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité
ACP	Analyse en Composantes Principales
HAZOP	Hazard and operability study
IA	Intelligence Artificielle
LISP	List Programming
MCP	Moindres Carrés Partiels
OCE	Objet Commandable Élémentaire
PO	Partie Opérative
PROLOG	Programming Logic
PMC	Perceptron Multicouches
RdP	Réseaux de Pétri
RNA	Réseau de Neurones Artificiels
RdF	Reconnaissance de Formes
RàPC	Raisonnement à Partir de Cas
RFR	Réseau à Fonctions de base Radiales
RRFR	Réseau Récurrent à Base de Fonctions Radiales
SE	Système Expert
SETR	Systèmes Experts Temps Réel
SED	Systèmes à Événements Discrets
SI	Système Industriel
STC	Signatures Temporelles Causales
SACT	Système d'Acquisition, de Contrôle et de Traitement de données en temps réel

Figure I.1. Les différents types de maintenance.....	6
Figure I.2. Structure générale d'un système industriel.....	8
Figure I.3. Schéma d'un Système industriel réel.	8
Figure I.4. Domaine de la surveillance.	12
Figure I.5. Les différents types de surveillance.	17
Figure I.6. Détection par comparaison d'un résidu à un seuil.	18
Figure I.7. Architecture générale de la supervision en ligne.....	19
Figure I.8. Schéma général de supervision.	21
Figure I.9. Processus de diagnostic.	23
Figure I.10. Différentes étapes du diagnostic Industriel.	24
Figure I.11. Positionnement des différentes méthodes dans le contexte de la supervision.....	25
Figure II.1. Classification des méthodes de surveillance.....	27
Figure II.2. Schéma de base de diagnostic avec systèmes experts.	28
Figure II.3. Architecture d'un réseau de neurone artificiel.	30
Figure II.4. Etapes de diagnostic par reconnaissance des formes.....	31
Figure II.5. Diagnostic à base de modèles.	32
Figure II.6. Les différents types des systèmes experts hybrides.	36
Figure II.7. Structure centralisée.....	37
Figure II.8. Structure décentralisée, cas de deux diagnostiqueurs locaux.	38
Figure II.9. Structure Distribuée, cas de deux diagnostiqueurs locaux.	39
Figure II.10. Schéma générale de la surveillance.	42
Figure III.1. Composants d'un Système Expert.....	51
Figure III.2. Chaînage avant.	52

Figure III.3. Chaînage arrière.	53
Figure III.4. Appel aux données par les métarègles.	54
Figure III.5. Application des règles d'inférence.	54
Figure III.6. Enregistrement des résultats.	55
Figure III.7. Rappels des faits par les métarègles.	55
Figure III.8. Rendu du résultat.	56
Figure III.9. Acquisition automatique des connaissances.	59
Figure III.10. Raffinement des paramètres de base de connaissance.	59
Figure III.11. Domaines d'application de l'intelligence artificielle.	60
Figure III.12. Cycle du raisonnement à partir de cas.	62
Figure III.13. Reconnaissance des formes par réseau de neurones.	64
Figure III.14. Classifications des outils d'IA suivant les méthodes de diagnostic.	68
Figure IV.1. Structure de base d'un système expert à base de règles.	75
Figure IV.2. Diagnostic de défaut en utilisant des modèles de système.	77
Figure IV.3. Structure de base d'un système expert en ligne.	78
Figure IV.4. Exemple détaillé d'un ensemble mesure-contrôle de procédé.	82
Figure IV.5. Exploitation des réseaux statiques pour des traitements dynamiques par utilisation de fenêtre temporelle (a) ou par utilisation de connexions récurrentes (b).	86
Figure IV.6. Représentation du comportement dynamique d'un neurone récurrent.	87
Figure IV.7. Réseau RRFR (Réseaux Récurrents à Fonctions de base Radiales).	91
Figure IV.8. Application des réseaux de neurones en surveillance d'équipements industriels.	92
Figure IV.9. Réseau RRFR (Réseaux Récurrents à Fonctions de base Radiales).	95
Figure IV.10. Points d'équilibre du neurone bouclé : - a - comportement d'oubli ($kw_{ii} \leq 2$). - b -comportement de mémorisation temporaire ($kw_{ii} > 2$).	96

Figure IV.11. Influence du produit $kwii$ sur le comportement du neurone bouclé. Le neurone stimulé à $t = 0$, évolue différemment en fonction des deux paramètres.....	97
Figure IV.12. Ajustement des rayons d'influence avec deux seuils θ^- et θ^+ . Pas d'ajout de prototype pour le nouveau vecteur d'entrée ($\phi^B_{(x_n)} > \theta^+$). Le seuil θ^- permet de réduire les zones de conflits par les relations suivantes : $\phi^B_{(x_A)} < \theta^-$; $\phi^A x_n < \theta^-$; $\phi^A_{(x_B)} < \theta^-$. 99	99
Figure IV.13. Modèle neuronal de surveillance.....	99
Figure IV.14. Correspondance entre la valeur d'entrée du signal capteur et le prototype mémorisé.	100
Figure IV.15. Principe de calcul des sorties du neurone bouclé face à un pic de fausse alarme et un palier de dégradation.....	103
Figure IV.16. Réponse du réseau de neurone pour une fausse alarme et un palier de.....	104
Figure IV.17. Application du réseau RRFR pour la surveillance d'un bras de robot. Les sorties des trois capteurs de forces constituent les entrées du réseau RRFR. L'apprentissage permet de définir le nombre, ainsi que les paramètres des neurones gaussiens.	105
Figure IV.18. Différents types de collisions possibles du robot lors de l'exécution d'une tâche : collision frontale, par derrière, à gauche ou par la droite.	105
Figure IV.19. Réponses des capteurs de force (F_x , F_y et F_z) pour chaque type de collision.....	106

Tableau II.1. Comparaison qualitative de quelques méthodes étudiées.	43
Tableau III.1. Champ d'application des systèmes experts.	48
Tableau IV.1. Techniques de système expert pour la détection et le diagnostic de défaut, avantages et inconvénient.	80
Tableau IV.2. Sensibilité du neurone bouclé en fonction du paramètre k de la sigmoïde et du poids de l'auto-connexion w_{ii}	102
Tableau IV.3. Résultats du RRFR sur la détection et le diagnostic de chaque défaillance.	107

Liste des abréviations	i
Liste des figures	ii
Liste des tableaux	iii
INTRODUCTION GENERALE	1
Chapitre I	
I.1. Introduction.....	3
I.2. Concepts généraux	4
I.2.1. Quelques concepts associés.....	4
I.2.2. Maintenance	5
I.2.2.1. Maintenance préventive.....	6
I.2.2.2. Maintenance corrective.....	7
I.2.3. Structure générale d'un système industriel	7
I.2.3.1. Système industriel réel.....	8
I.2.3.2. Une conduite temps réel des systèmes industriels.....	8
I.2.3.3. La surveillance d'un Système Industriel.....	9
a) Surveillance et diagnostic des systèmes industriels	9
b) Les méthodologies de surveillance	10
b.1) La surveillance avec modèle	10
b.2) La surveillance sans modèle.....	11
I.2.3.4. Organisation générale d'un système de surveillance.....	11
I.3. Théorie générale de la supervision industrielle: surveillance et diagnostic.....	14
I.3.1. La surveillance et le diagnostic dans le cadre de la supervision	15
I.3.2. Principes de la supervision	15
I.3.3. Techniques de la supervision	16
I.3.4. Architecture générale de la supervision en ligne	18
I.3.4.1. La Surveillance	19
I.3.4.2. Le diagnostic.....	22
I.3.5. Les différentes étapes techniques du diagnostic industriel :	24
I.3.6. Diagnostic pour la surveillance : détection, localisation et identification de défauts	24

I.4. Conclusion	25
Chapitre II	
II.1. Introduction	26
II.2. Méthodes de diagnostic	26
II.2.1. Méthodes externes.....	27
II.2.1.1. Les systèmes experts	28
II.2.1.2. Réseaux de neurones	29
II.2.1.3. La reconnaissance des formes	30
II.2.2. Méthodes internes	31
II.2.2.1. Les méthodes à bases de modèles quantitatifs	32
II.2.2.2. Les méthodes à base de modèles qualitatifs	32
II.2.3. Méthodes à base de connaissance	33
II.2.4. Méthodes à partir des données historiques	35
II.2.5. Méthodes de diagnostic hybrides	35
II.3. Structure de la prise de décision du diagnostic.....	36
II.4. Les différentes approches en diagnostic	39
II.4.1. Méthodes reposants sur l'approche modèle	39
II.4.2. Méthodes reposant sur l'approche signal.....	39
II.5. Les méthodes de surveillance	39
II.5.1. Les méthodes de surveillance par modélisation fonctionnelle et matérielle.....	40
II.5.2. Les méthodes de surveillance par modélisation physique	40
II.5.3. Les méthodes de surveillance par analyse des signatures externes	40
II.6. Synthèse des approches de surveillance	41
II.7. Comparaison qualitative de quelques méthodes.....	42
II.8. Conclusion	43
Chapitre III	
III.1. Introduction	44
III.2. Concepts et caractéristiques désirées du système de surveillance et diagnostic des pannes	44
III.2.1. Concepts de base.....	44

III.2.2. Caractéristiques désirées pour un système de diagnostic des pannes	44
III.3. Les systèmes experts	46
III.3.1. Qu'est-ce qu'un Système Expert ?	46
III.3.2. Champ d'application et objectifs communs des systèmes experts	47
III.3.2.1 Champ d'application des systèmes experts.....	47
III.3.2.2. Les objectifs communs des systèmes experts	48
III.3.3. Structure de base des systèmes experts	48
III.3.3.1. Composantes du système expert	49
III.3.3.1.1. La base de connaissances	49
III.3.3.1.2. L'interface usager	50
III.3.3.1.3. Le moteur d'inférence.....	50
Figure III.1. Composants d'un Système Expert.....	51
III.3.4. Principes de fonctionnement des systèmes experts	51
III.3.4.1. Propriété du moteur d'inférence	51
III.3.4.1.1 Le chaînage avant	51
III.3.4.1.2. Le chaînage arrière	52
III.3.4.1.3. Le chaînage mixte	53
III.3.5. Cycle d'un système expert.....	53
III.3.5.1 Engagement des paramètres.....	53
III.3.5.2. Application des règles d'inférence.....	54
III.3.5.3 Enregistrement des résultats.....	55
III.3.5.4 Engagement des paramètres.....	55
III.3.5.5. Rendu du résultat	55
III.3.6. la connaissance en système expert.....	56
III.3.6.1. Niveaux de connaissances.....	56
III.3.6.2. Catégories de connaissances	57
III.3.6.3. Acquisition des connaissances	57
III.3.6.4. Techniques d'acquisition de connaissances	57
III.3.6.4.1. Acquisition manuelles	58
III.3.6.4.2. Acquisition automatisée	58

III.4.L'intelligence artificielle	60
III.5. Surveillance par l'intelligence artificielle	61
III.5.1 Outils statistiques de reconnaissance de formes	61
III.5.1.1. Raisonnement à partir de cas	62
III.5.1.2. Reconnaissance de formes par réseaux neuronaux	63
III.5.1.3. Reconnaissance de formes par logique floue	64
III.5.1.4. Les réseaux neuro-flous	65
III.5.2. Les méthodes à base de modèles explicatifs	66
III.5.3. Les méthodes à base de modèles comportementaux	66
III.5.3.1. Les automates d'états finis	66
III.5.3.2. Les réseaux de Pétri	67
III.6. Conclusion.....	68
Chapitre IV	
IV.1. Introduction.....	69
IV.2. Les systèmes experts temps réel (SETR)	70
IV.2.1. Définition.....	70
IV.2.2. Caractéristiques des applications temps réel	71
IV.2.3. Caractéristiques des SETR	72
IV.2.4. Les applications des SETR.....	73
IV.2.5. Système expert diagnostic à base des règles	74
IV.2.6. Système expert diagnostic à base modèle	75
IV.2.7. Systèmes experts de diagnostic en ligne	77
IV.2.8. L'environnement de développement des systèmes experts	80
IV.3. Le système d'acquisition, de contrôle et de traitement de données en temps réel (SACT) ..	81
IV.3.1 Systèmes d'acquisition et de traitement de données	81
IV.3.2. Les objectifs de SACT	82
IV.3.3. Évolution des techniques d'acquisition de connaissance	83
IV.4. Réseaux de Neurones Artificiels.....	85
IV.4.1. Représentation du temps dans les réseaux de neurones	85

IV.4.2. Architectures Neuronales Temporelles	85
IV.4.3. Représentation dynamique du temps dans les réseaux de neurone	86
IV.4.3.1. Représentation implicite du temps : Réseaux de neurones récurrents.....	87
IV.4.3.2. Représentation explicite du temps dans les réseaux de neurones.....	88
IV.4.4. Les réseaux de neurone et la surveillance industrielle	88
IV.4.4.1. La reconnaissance de séquences temporelles	89
IV.4.4.2. La prédiction temporelle.....	89
IV.4.4.3. La reproduction de séquences temporelles	89
IV.4.5. Proposition d'un réseau de neurones dynamique pour la surveillance industrielle.....	90
IV.4.6. Application des réseaux de neurone en surveillance dynamique	91
IV.5. Etude d'une application industrielle de surveillance dynamique d'un bras de robot en utilisant les réseaux de neurones artificiels	93
IV.5.1 Réseaux de neurones à fonctions de base radiales RFR.....	93
IV.5.1.1 Généralités	93
IV.5.1.2. Régression ou prédiction	94
IV.5.1.3. Classification	94
IV.5.1.4. Neurone bouclé.....	95
IV.5.2. Dimensionnement, initialisation et apprentissage des RRFR	97
IV.5.3. Application du RRFR en surveillance dynamique	99
IV.5.4. Détection d'un palier de dégradation. Sensibilité du neurone bouclé.....	100
IV.5.5. Détection d'une fausse alarme.....	102
IV.5.6. Cas pratique : Surveillance dynamique d'un bras de robot manipulateur.....	104
IV.6. Conclusion	107
CONCLUSION GENERALE	109

Introduction générale

L'évolution des technologies a engendré un accroissement du niveau d'automatisation et, en conséquence, une augmentation de la complexité des procédés et de la probabilité d'occurrence de défaillances. L'efficacité et la sûreté des systèmes industriels sont ainsi devenues indissociables et la présence des opérateurs humains reste encore indispensable pour prendre en charge la surveillance et assurer le fonctionnement du procédé.

Les systèmes industriels sont en effet devenus de plus en plus complexes avec l'automatisation des boucles de contrôle, l'introduction des microprocesseurs à différents niveaux et, plus récemment, l'informatisation hiérarchisée et distribuée. De fait, cette évolution a complexifié la tâche de diagnostic des systèmes industriels. En effet, les procédures de diagnostic de défauts dans les systèmes physiques deviennent très complexes dès que les systèmes considérés ne sont plus élémentaires. Ce qui rend normale et même légitime le vouloir des entreprises d'acquérir un système efficace de surveillance afin d'améliorer la sécurité des personnels et d'assurer une fiabilité et une disponibilité accrues de leur outil de production.

Aujourd'hui, les statistiques industrielles estiment que le coût économique des situations anormales est très élevé. De ce fait, à l'heure actuelle, il existe plusieurs communautés de recherche, telles que celle de l'automatique, de la productique, de l'intelligence artificielle, qui s'intéressent au domaine de la surveillance et plus particulièrement, au diagnostic et qui visent aux développements d'outils pour améliorer la supervision des unités complexes.

Pour que les méthodes de diagnostic puissent s'appliquer à des systèmes complexes, il est crucial de concevoir des méthodologies à un environnement bien défini. Ainsi implémenter ces méthodologies, les systèmes de diagnostic doivent être conçus pour supporter de nombreuses procédures se déclenchant les unes des autres et fonctionnant souvent en parallèle. De nombreux tests de détection, appelés aussi tests de cohérence ou tests de consistance, orientés en bon ou mauvais fonctionnement, reposant sur différents modèles, doivent être réalisés. Certains de ces tests peuvent être effectués en permanence, d'autres déclenchés par d'autres tests. A un niveau supérieur, les résultats des tests de détection doivent être interprétés pour conduire à un diagnostic tenant compte du passé du système surveillé [1].

En effet, le diagnostic et la supervision des systèmes sont des disciplines dont la problématique est abordée à la fois par la communauté de l'intelligence artificielle et par celle de l'automatique, ils sont devenus des domaines de recherche d'autant plus actifs que la diversité et la complexité des problèmes ne cessent de croître.

L'idée principale était donc de développer et de construire un système complet pour augmenter les possibilités d'une gestion à moindre risque et plus efficace des systèmes industriels. Un tel outil a une portée extrêmement large, englobant la gestion d'information, la surveillance, la détection et le diagnostic des défaillances, la gestion des alarmes et l'optimisation

La supervision de processus reste une tâche très importante qui est encore en grande partie une activité manuelle, exécutée par les opérateurs, notamment lorsqu'il s'agit de répondre aux événements anormaux. Cette activité, peut selon la nature et la criticité des anomalies ou dysfonctionnements, avoir un impact économique, environnemental et de sécurité plus ou moins significatif, non seulement au niveau des équipements mais aussi des opérateurs. D'autant plus que le fait de gérer une grande quantité d'information et d'avoir besoin d'agir vite peut mener les opérateurs à prendre des décisions incorrectes, dégradant encore plus la situation.

Dans ce contexte, de nombreuses approches ont été développées, en vue de la détection de défaillances et du diagnostic, par les différentes communautés de recherche en automatique, productique et intelligence artificielle. L'utilisation des techniques et des méthodes issues de l'intelligence artificielle (IA), comme par exemple les systèmes experts temps réel (SETR) et les réseaux de neurones artificiels (RNA), est considérée comme une solution performante pour le développement des systèmes de surveillance fiables. Ces méthodes se différencient par rapport au type de connaissances a priori sur le processus qu'elles nécessitent. Ainsi elles peuvent être classées, de façon générale, comme des méthodes à base de modèles, à base de connaissances et des méthodes à base de données historiques. Les méthodes à base de modèles considèrent un modèle structurel du comportement du processus basé sur des principes physiques fondamentaux. Ces modèles peuvent être de type quantitatif, exprimés sous forme d'équations mathématiques ou bien de type qualitatif, exprimés par exemple sous forme de relations logiques

Dans le premier chapitre, on présentera l'architecture d'un système industriel, quelques concepts généraux à la supervision, la maintenance industrielle.

Dans le deuxième chapitre, on présentera un état de l'art des deux catégories de méthodes de surveillance qui existent ; les méthodes à base de modèle et les méthodes sans modèle.

Dans le troisième chapitre on présentera les systèmes experts comme système de traitement de l'information aussi que quelques aspects sur le vaste domaine de l'intelligence artificielle (IA).

Dans le quatrième chapitre, on présentera les SETR comme systèmes d'aide à la surveillance des systèmes industriels en exposera un exemple sur un robot industriel.

I.1. Introduction

La recherche dans le domaine de la sûreté, la surveillance et la supervision des systèmes de production permet de mettre en œuvre la politique de conduite déterminée en amont, de détecter toute déviation par rapport à un ou plusieurs objectifs prédéterminés, de proposer un diagnostic et enfin une aide à la reprise.

En effet, initialement, l'étude d'un système lors de sa phase de conception se limite uniquement à l'aspect sûreté. Cependant avec le développement rapide de l'électronique et de l'informatique, le traitement de l'information issue de l'instrumentation des processus joue un rôle important pour la surveillance du fonctionnement (détection et diagnostic de défaillances) et la supervision (maintenance conditionnelle, accommodation aux défaillances), de celui-ci d'où la nécessité d'étudier, à toutes les étapes de conception, d'exploitation, voire de démantèlement d'un système, les problématiques de sûreté, surveillance et supervision.

En raison de la diversité des systèmes concernés par cette problématique et de la multiplicité des objectifs poursuivis, celle-ci attire des chercheurs de différentes communautés: automatique, traitement du signal, statistiques, fiabilité, intelligence artificielle, etc.

Cependant, les techniques utilisées reposent soit sur les techniques de l'intelligence artificielle, soit sur des méthodes puissantes qui peuvent prendre en compte des phénomènes très diverses.

De nos jours, la recherche d'accroissement des performances des systèmes de production, qui deviennent de plus en plus variés et techniquement complexes, conduit notamment à transférer sur la fonction maintenance, la responsabilité de garantir la disponibilité des systèmes de production. La maintenance à travers ses opérations consiste à vérifier l'installation et à assurer une surveillance permanente de systèmes. Elle tient compte des événements de l'environnement pour satisfaire les objectifs, de coût, délai et qualité, fixés par la direction de production.

La surveillance et le diagnostic de défaillance des systèmes industriels représentent des moyens pour contribuer à gagner des points de productivité ; s'ils sont réalisés avec efficacité ou s'ils permettent de détecter de façon précoce une dégradation [4].

Dans ce chapitre on donnera un aperçu sur l'état de l'art de la surveillance et de sa nécessité dans les systèmes industriels, puis nous donnerons quelques aspects fondamentaux de la supervision et du diagnostic industriel.

I.2. Concepts généraux

I.2.1. Quelques concepts associés

Dans le contexte de la surveillance et diagnostic industriels, il est important de définir quelques concepts associés [5] :

- **Erreur** : Une erreur est définie comme l'écart entre une valeur mesurée ou estimée d'une variable et la vraie valeur spécifiée par le modèle d'un capteur jugé théoriquement correcte.
- **Dégradation** : Une dégradation est l'état d'un composant présentant une perte de performances dans une ou plusieurs de ses fonctions pour lesquelles est conçu. Si les performances sont au-dessous du seuil d'arrêt défini dans les spécifications fonctionnelles de cet équipement, il n'y a plus dégradation mais défaillance.
- **Défaut** : Un défaut est un écart entre un comportement attendu et un comportement observé. Cet écart est constaté grâce à un indicateur de défaut. Un défaut peut être invisible pendant un certain temps avant de donner lieu à une défaillance.
- **Défaillance** : Une défaillance est une modification indésirable du système se traduisant par une variation d'un ou de plusieurs paramètres par rapport à une valeur de référence. Les défaillances peuvent provenir des actionneurs, des capteurs, des contrôleurs ou du processus lui-même.

On peut classer les défaillances selon leur degré de sévérité par :

- *Défaillance critique* : nécessite une intervention d'urgence,
 - *Défaillance significative* : nécessite un processus de traitement,
 - *Défaillance absorbable* : pouvant être ignorée dans un premier temps.
- **Résidu** : Un résidu ou indicateur de fautes exprime l'incohérence entre les informations disponibles et les informations théoriques fournies par un modèle.
 - **Panne** : Une panne est une interruption permanente de la capacité du système à réaliser sa fonction requise.

Une panne peut être considérée comme permanente ou intermittente :

- **Les pannes permanentes** sont définies comme un mauvais fonctionnement d'un composant qui doit être changé ou réparé. Elles peuvent être la conséquence du changement progressif des caractéristiques d'un composant, comme le vieillissement par exemple, ou un changement brutal comme une casse matériel.
- **Les pannes intermittentes** peuvent, quant à elles, permettre un retour du procédé dans sa dynamique de fonctionnement. Par exemple, une canalisation bouchée peut être débouchée par pression interne. Ces pannes sont très souvent le prélude à

une panne permanente et expriment une dégradation progressive des performances du procédé.

- **Contraintes** : Les contraintes sont les limitations imposées par la nature (lois physiques) ou l'opérateur.
- **Supervision** : La supervision consiste à conduire une installation industrielle aux moyens d'écrans de supervision placés aux postes de pilotage, rafraîchis à chaque instant par les informations provenant des automatismes et des capteurs intelligents.
- **Surveillance** : C'est le traitement de l'ensemble des informations concernant le fonctionnement d'un processus, issues des instruments de mesure et émises par l'opérateur, pour la détection, la localisation et le diagnostic de défaillances, et pour le suivi des conditions de fonctionnement liées au vieillissement des composantes du processus et au changement de l'environnement.
- **Symptôme** : Un symptôme est l'événement ou l'ensemble de données au travers duquel le système de détection identifie le passage du procédé dans un fonctionnement anormal.
- **Sûreté** : Il s'agit de la fiabilité technique et humaine d'un processus. La conception d'un système sûr de fonctionnement doit évaluer les risques de défaillances matérielles, logicielles et humaines, ainsi que les conditions environnementales.

I.2.2. Maintenance

La maintenance est l'étape qui intervient généralement après l'étape de prise de décision elle consiste à maintenir ou à restaurer les performances des composants ou du système d'une façon globale, pour l'accomplissement de sa tâche requise, ces activités sont une combinaison d'activités techniques, administratives et de gestion.

Lorsqu'au cours d'une tâche préventive un composant interne du matériel est trouvé ou jugé défaillant, sa réparation ou son remplacement doit être considéré comme de la maintenance corrective. S'il est trouvé non défaillant mais dégradé, même au-delà de la valeur de défaillance potentielle, sa réparation ou son remplacement est de nature préventive. La figure(I.1) regroupe les différents types de maintenance [15].

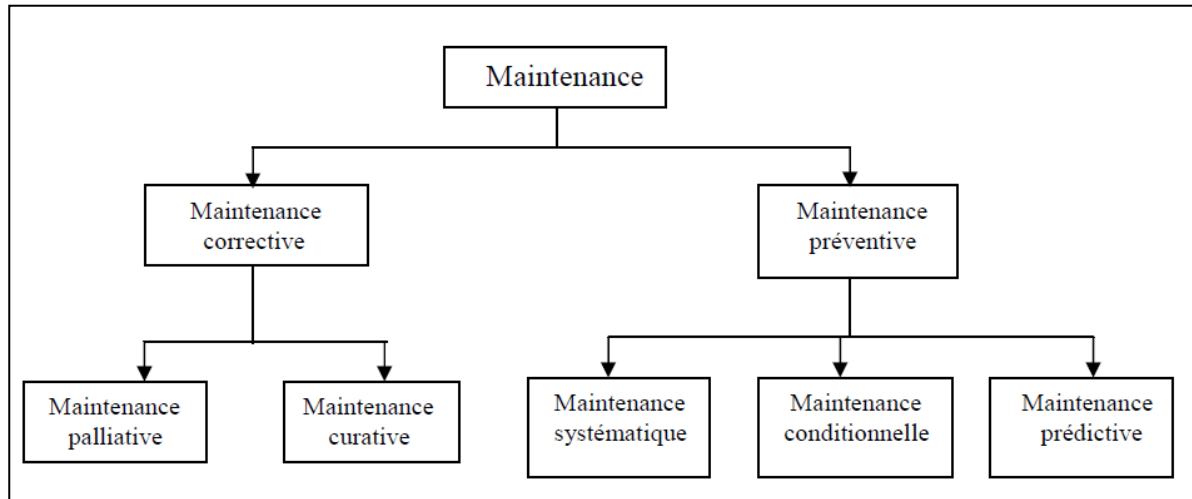


Figure I.1. Les différents types de maintenance.

I.2.2.1. Maintenance préventive

L'objectif de la maintenance préventive est de diminuer la probabilité de défaillance ou la dégradation d'un composant qui pourrait nuire à sa fonction requise, ce type de maintenance intervient si une durée de vie d'un composant est expirée (maintenance systématique) ou si ce composant se trouve dans un état de dégradation significatif et qui pourrait provoquer une défaillance sur le système qui le rendra incapable d'accomplir sa fonction requise (maintenance conditionnelle) [15].

- *Maintenance préventive systématique* : La maintenance préventive systématique intervient avant même qu'une simple dégradation ait été constatée, car, elle intervient à la limite de la fin de la durée de vie des composants et ce ci sans prendre en considération l'état du système à cet instant, il est remplacé d'une façon systématique.

Le remplacement de composants peu coûteux pour éviter les dépenses d'évaluation de leur état et l'essentiel des opérations de service (remplacement de fluides, filtres, etc.)

- *Maintenance préventive conditionnelle*: Ce type de maintenance préventive intervient pour la restauration des fonctions des composants jugées potentiellement défaillantes, et ceci après avoir étudié et comparé leurs états à un critère prédéfini.

Ce type de maintenance préventive requiert donc des tâches additionnelles pour le niveau de dégradation, la plupart d'entre elles soient effectuées selon une programmation régulière.

- *Maintenance préventive prévisionnelle* : Maintenance préventive prévisionnelle est liée à la dégradation des composants et son évolution dans le temps, son rôle consiste à retarder la défaillance et de planifier des interventions.

I.2.2.2. Maintenance corrective

La maintenance corrective consiste en toute tâche réalisée pour rétablir le bon fonctionnement du système, que se soit d'une façon définitive ou d'une façon temporaire, et cela après qu'un défaut ait lieu, de ce fait, on distingue deux types de maintenance corrective; la maintenance corrective palliative et la maintenance corrective curative.

- *Maintenance palliative* : La maintenance palliative consiste à rétablir les fonctions requises du système d'une façon temporaire et provisoire, on général ce type de maintenance est toujours suivie de la maintenance curative, appelée aussi dans un langage courant de dépannage, son rôle est de gagner du temps pour la préparation et la planification pour les tâches de la maintenance curative.
- *Maintenance curative* : La maintenance curative est un ensemble d'actions qui permettent de faire rétablir le bon fonctionnement du système d'une façon permanente, ces actions peuvent être des réparations, des remplacements de composants ou des aménagements qui permettront de supprimer les défaillances.

I.2.3. Structure générale d'un système industriel

Tout système industriel peut être devisé en plusieurs sous système interconnectés les uns aux autres, chaque sous système contient plusieurs actionneurs et plusieurs capteurs qui, à chaque instant envoi des informations sur l'état du système, la figure suivante représente un système industriel avec tous ses composants.

Les systèmes industriels sont constitués de quatre parties principales qui sont :

- Un ensemble de sous systèmes destiné à l'accomplissement d'une fonction globale.
- Un ensemble de système d'actionnements constitué d'une interface de puissance (distributeur, variateur de vitesse, etc.) et de l'actionneur proprement dit (vérins, moteur, résistance, etc.).
- Une instrumentation composée d'un ensemble de chaîne de mesures incluant les capteurs. Cette chaîne assure en particulier le filtrage et la mise en forme des signaux issus des capteurs.
- Un système permettant l'élaboration des lois de commande en fonction des Consignes de production et des mesures réalisées sur l'ensemble des processus élémentaires.

Chaque sous système du système global : capteurs, actionneurs sont susceptibles de subir des défauts et sont soumis à des perturbations diverses supposées non mesurables, appelées aussi entrées inconnues [7].

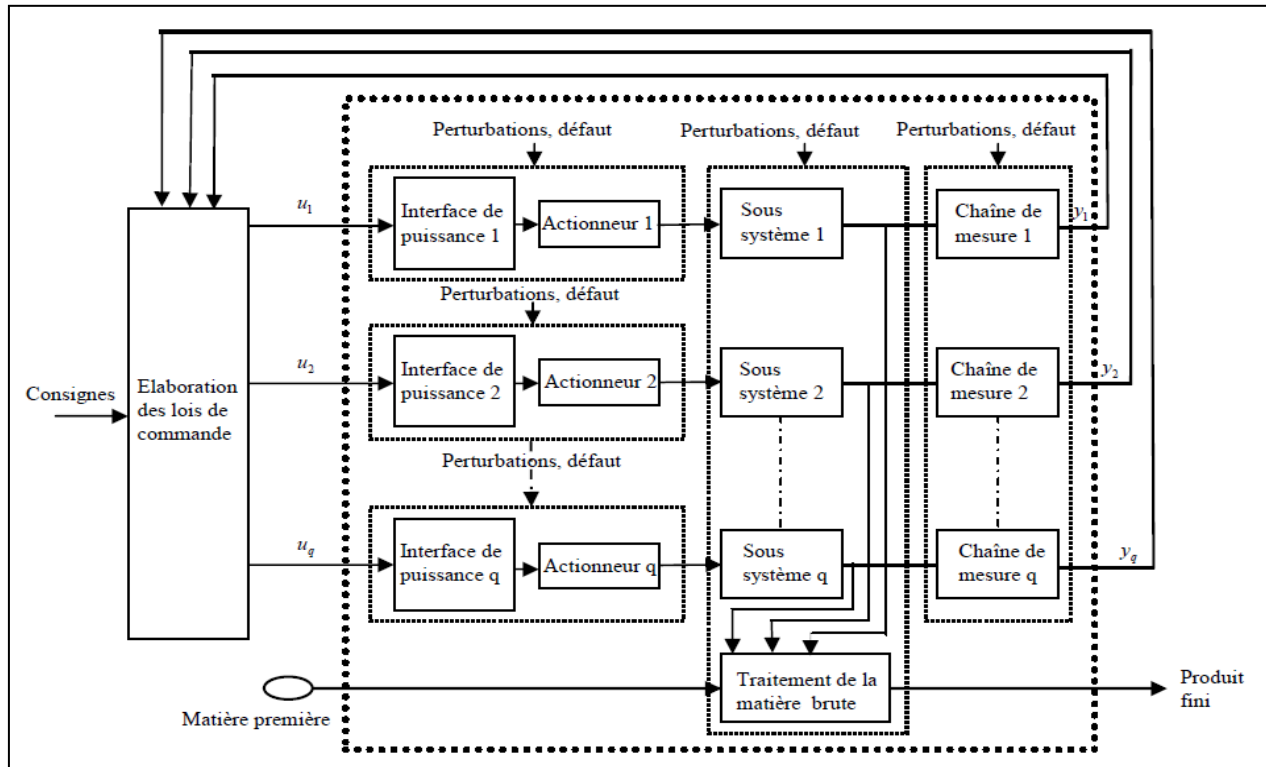


Figure I.2. Structure générale d'un système industriel.

I.2.3.1. Système industriel réel

Il ressort de la description précédente, qu'un SI n'atteint pas ces objectifs lorsque les matières d'œuvre sont inadéquates, le procédé ou la conduite inadaptée. L'existence d'écarts possibles n'est évidemment pas sans conséquences sur la structure d'un SI. La figure (I.3.) représente le schéma d'un système industriel réel, compte tenu des facteurs précédents.

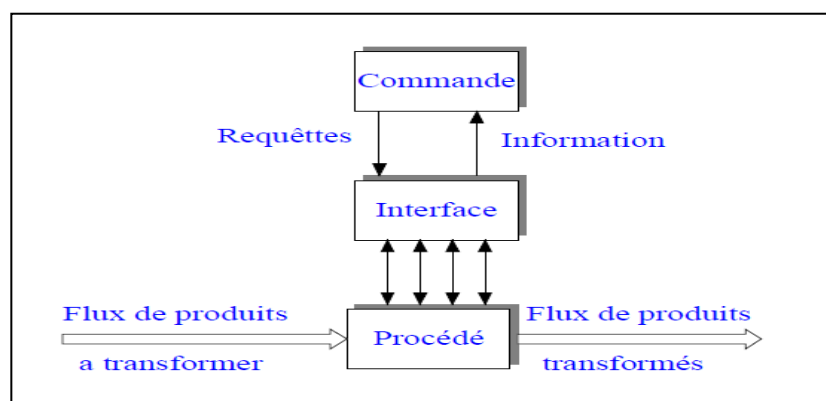


Figure I.3. Schéma d'un Système industriel réel.

I.2.3.2. Une conduite temps réel des systèmes industriels

Dans le concept d'automatisation intégrée, on assiste à un niveau supérieur de la conduite et de la supervision des systèmes complexes et/ou de grande taille. Il s'agit des activités de surveillance, détection de défaut, diagnostic et prise de décisions, impliquant un haut niveau

cognitif et généralement confiées à un opérateur ou à une équipe d'opérateurs humains dans un poste ou une salle de contrôle.

La notion temps réel est devenue très importante et indispensable dans la procédure de surveillance et de supervision en générale, elle permet de faire le rafraichissement des signaux à chaque instant, ce qui permet de suivre l'évolution de l'état du système d'une façon continue [7].

I.2.3.3. La surveillance d'un Système Industriel

a) Surveillance et diagnostic des systèmes industriels

Le diagnostic s'intègre dans le cadre plus général de la surveillance et de la supervision. Le diagnostic à base de modèles trouve sa place dans les démarches "qualité" des entreprises et s'inscrit dans la sûreté de fonctionnement. La fonction d'une opération de diagnostic est de déterminer les composants ou organes défaillants d'un système physique. Elle peut intervenir à plusieurs stades :

- Les contrôles "qualité" : Il s'agit de tester des produits afin de garantir que leur caractéristiques sont conformes à des spécifications.
- La supervision : consiste à doter les systèmes physiques d'une intelligence en les équipant de dispositifs étudiant en temps réel leur comportement pour produire automatiquement un diagnostic qui sera fourni et exploité par l'opérateur.
- La maintenance prédictive. Il s'agit de déceler des dérives de comportements d'un système physique avant qu'une fonction ne soit altérée afin de remplacer les organes dégradés avant qu'ils ne tombent en panne.
- L'aide au diagnostic : permet d'aider un opérateur à remonter aux organes défectueux.

Dans un grand nombre d'applications industrielles, une demande croissante est apparue en matière de remplacement des politiques de maintenance curative par des stratégies de maintenance préventive. Cette mutation d'une situation où on « *subit les pannes* » à une situation où on « *maîtrise les pannes* », nécessite quelques moyens technologiques ainsi que la connaissance de techniques d'analyse appropriées. La fonction surveillance en continu de l'évolution de l'équipement à travers des données quantifiables et qualifiables permet ainsi de prévenir un dysfonctionnement avant qu'il n'arrive et d'écarter les fausses alarmes qui peuvent ralentir la production. De nombreux auteurs ont abordé le domaine de la surveillance industrielle mettant ainsi en évidence l'intérêt croissant manifesté par la communauté scientifique et les industriels par rapport à cette problématique [8].

b) Les méthodologies de surveillance

La détection et le diagnostic de pannes, qu'on appelle aussi la surveillance, sont des tâches primordiales pour la supervision de procédés industriels. On peut distinguer deux types de surveillances, l'un détecte rapidement des défaillances graves pour assurer la sécurité, l'autre détecte des dégradations lentes pour optimiser la maintenance. La maintenance décidée par le deuxième type de surveillance est appelée maintenance conditionnelle, à l'opposé de la maintenance systématique préprogrammée. Les méthodes qu'on propose sont plus adaptées à la maintenance conditionnelle qui vise à améliorer le rendement de production sans le faire au détriment de la sécurité.

Les méthodologies de surveillance peuvent être divisées en deux grandes catégories : les méthodologies qui se basent sur l'existence d'un modèle formel de l'équipement à surveiller (analytiques des domaines de l'automatique, du traitement du signal et de la statistique), et les méthodologies qui se basent uniquement sur l'analyse des variables de surveillance ainsi que sur les connaissances a priori des experts humains (celles du domaine de l'intelligence artificielle et celles basées sur des méthodes.) [8]

b.1) La surveillance avec modèle

La surveillance avec modèle se base sur l'existence d'un modèle formel de l'équipement et utilise généralement les techniques de l'automatique. Les méthodes qui se basent sur une modélisation de l'équipement sont naturellement tributaires de l'existence ainsi que de la qualité d'une modélisation physique de l'équipement. Ce modèle servira de référence pour un fonctionnement nominal et tout écart par rapport au point de fonctionnement nominal est synonyme de défaillance. L'inconvénient de ces techniques est l'existence d'incertitudes de modélisation qui sont dues au fait que la modélisation physique ne prend pas en considération tous les paramètres et les aléas qui peuvent influencer sur une information d'un paramètre de surveillance. Ces incertitudes de modélisation sont généralement prises en compte par le modèle d'une manière explicite (additive ou multiplicative). Si la modélisation de composants est souvent réalisable, un problème délicat concerne la modélisation de toute une machine complexe ou d'un procédé entier. Ceci conduit à la remarque suivante : lorsque l'on veut surveiller un équipement (ou un système) sur lequel on ne dispose que de très peu d'informations physiques, on peut se poser la question de savoir s'il serait intéressant de prendre le risque d'investir dans l'élaboration d'un modèle de l'équipement, ou bien d'utiliser la deuxième méthodologies qui ne se basent pas sur l'existence d'une modélisation physique [8].

b.2) La surveillance sans modèle

Cette catégorie de méthodologie est plus intéressante dès lors qu'un modèle de l'équipement est inexistant ou difficile à obtenir. Dans ce cas, on utilise les outils de la statistique et de l'Intelligence Artificielle. Les techniques de surveillance sans modèle sont divisées en deux parties.

- La première partie correspond aux outils statistiques et de traitement du signal qui sont généralement qualifiés d'outils de traitement de bas niveau, parce qu'ils sont en contact direct avec le signal capteur, et ne servent généralement que pour la génération d'alarmes brutes, sans aucune information concernant leur signification.
- La deuxième partie est celle des techniques dites de haut niveau et qui sont plutôt orientées vers la communication avec l'expert. Celles-ci représentent les techniques de l'Intelligence Artificielle (IA) et servent comme outil de base pour l'aide à la décision. Leur réponse est donc plus élaborée que celle des techniques de bas niveau. Cette réponse peut être obtenue soit à partir des données brutes venant directement des variables de surveillance, soit à partir des données traitées venant des sorties des traitements de bas niveau. Le rôle que peut jouer un expert humain reste tout de même indispensable si l'on veut concevoir un outil de surveillance avec les techniques de l'Intelligence Artificielle.

Notant que les deux approches Automatiques / Intelligence Artificielle peuvent être combinées pour profiter de certains avantages de chacune et avoir ainsi une certaine complémentarité. Les méthodes de l'Automatique, en particulier les méthodes statistiques du traitement du signal, sont par nature proches du système surveillé puisqu'elles travaillent directement à partir des données issues des capteurs; elles sont ainsi principalement utilisées pour la génération d'alarmes. Les méthodes de l'Intelligence Artificielle sont quant à elles, plus tournées vers la communication avec l'opérateur et se focalisent plus sur la transformation d'un ensemble d'informations brutes et non reliées entre elles en une information interprétable directement par l'opérateur chargé de la conduite; elles sont donc utilisées pour l'interprétation des alarmes et l'aide à la décision [8].

I.2.3.4. Organisation générale d'un système de surveillance

La surveillance d'un procédé regroupe l'ensemble des traitements temps réel concernant les défaillances du procédé. Il s'agit de **détecter**, en temps réel, tous les comportements anormaux ou non nominaux (panne de machine...) et d'effectuer un **diagnostic**.

La surveillance du procédé permet de donner l'état exact de système de production, qui permettra de prendre les décisions les plus pertinentes possibles.

Afin de répondre à ces objectifs, la surveillance est décomposée en sous systèmes de détection/filtrage et de diagnostic. On définit les composants de ces deux sous systèmes qui s'articulent généralement autour des phases représentées sur la figure (I.4.).

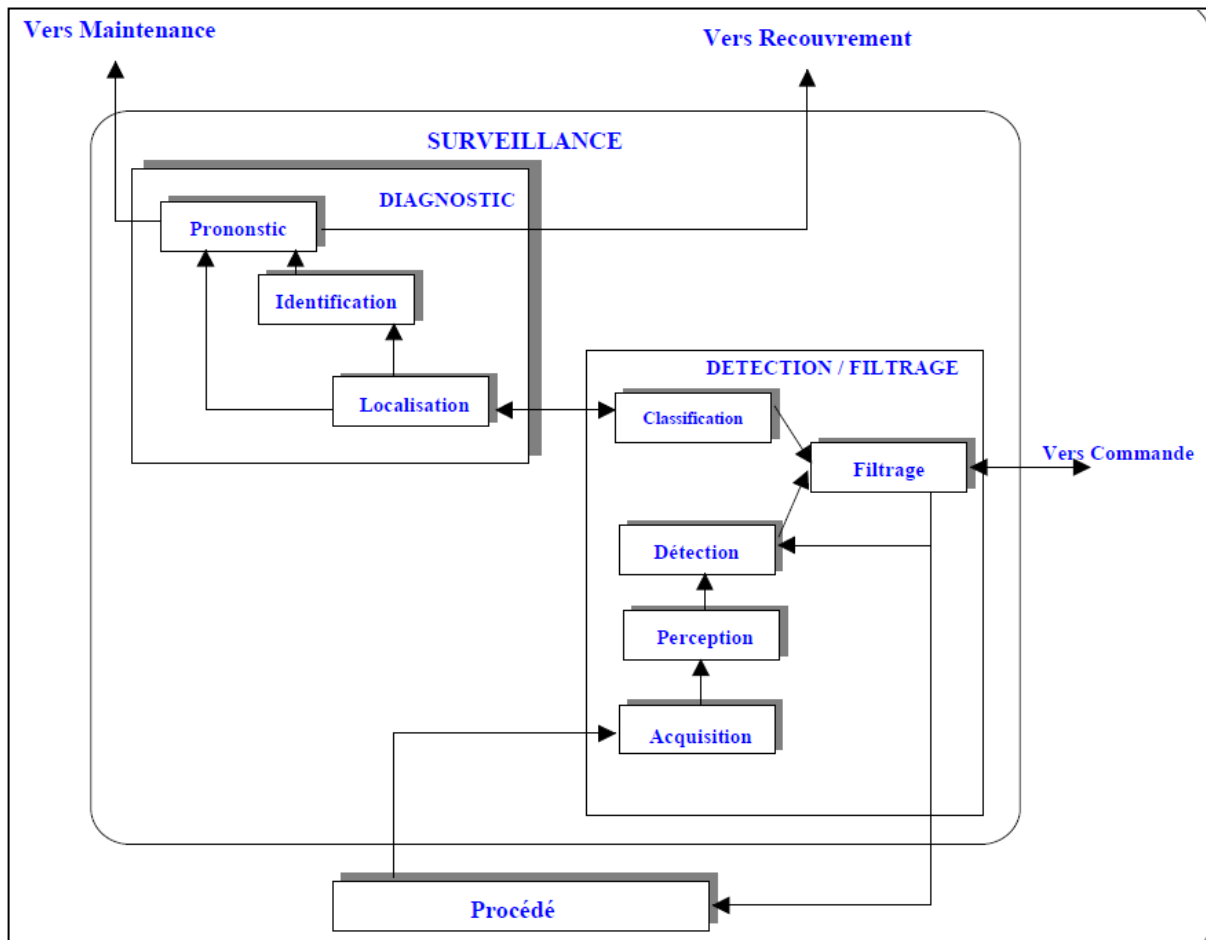


Figure I.4. Domaine de la surveillance.

➤ **Sous-système de détection/filtrage :** Le sous-système de détection/filtrage est fortement dépendant de la contrainte temps réel. Ce sous-système comporte plusieurs fonctions élémentaires :

- L'**acquisition** a pour rôle d'acquérir les données pertinentes du procédé. Elle peut être périodique ou événementielle.
- La **perception** est conçue comme une fonction de compression d'informations puisqu'elle extrait, à partir des données issues d'un capteur, les indicateurs de défaut pertinents nécessaire à la détection parce que ces données sont souvent entachées d'erreurs.
- La **détection** signale les anomalies rencontrées au niveau du procédé. Elle vise à déterminer si l'état courant du système et de ces éléments est normal ou anormal ; ceci par comparaison des informations générées par les phases précédentes, à des états de référence.

- Le **filtrage** a pour fonction de s'assurer que la commande envoyée au procédé est saine c'est-à-dire compatible avec l'état de ce dernier.
 - La **classification** évalue le degré de sévérité des anomalies détectées au niveau du procédé. Cela permet de savoir si le système a assez de temps pour lancer une procédure complète de diagnostic ou s'il doit prendre immédiatement des mesures afin de garantir la sécurité sur le plan humain comme sur le plan des machines.
- **Sous-système de diagnostic** : Le diagnostic de pannes dans les installations industrielles est le processus qui, à partir des symptômes observés, permet l'identification des causes à l'origine des dysfonctionnements et d'incriminer le (ou les) composant (s) en panne du système.

A partir des symptômes détectés par le sous-système de détection/filtrage le sous-système de diagnostic va déterminer plus précisément la cause initiatrice de la défaillance, et évaluer la propagation de cette même défaillance.

Ce sous-système peut se décomposer en trois fonctions :

- La **localisation** détermine le sous-ensemble fonctionnel défaillant et progressivement affine cette détermination pour désigner l'organe ou dispositif élémentaire défectueux.
- L'**identification** donne les causes qui ont engendré la ou les défaillances constatées.
- Le **pronostic** s'intéresse à la propagation des défaillances. Il indique les conséquences inéluctables et mesure celles qui peuvent être anticipés de façon à ne pas solliciter les sous-systèmes de la ressource défaillante. Le pronostic est une étape sans laquelle la prise de décision n'est pas faisable.

La surveillance consiste donc à détecter la défaillance et en faire un diagnostic, la supervision et la maintenance, à l'issue des décisions entreprises, ont le pouvoir de lancer les actions répondant aux stratégies de reprise souhaitées. A l'issue de sa conception, il est possible de déterminer si un système est diagnosticable, c'est à dire susceptible d'être soumis à un diagnostic. Pour cela, il doit être muni d'organes d'observation (capteurs) et d'un système d'analyse pour étudier les informations qu'il fournit. Ce système peut être l'homme (l'opérateur, l'analyste ou autre) [9].

I.3. Théorie générale de la supervision industrielle: surveillance et diagnostic

L'objectif de la surveillance est de vérifier l'état courant du procédé en incluant la détection de l'apparition d'un défaut et le diagnostic permet d'en trouver la cause puis d'en déduire la marche à suivre afin d'assurer la sûreté de fonctionnement du procédé. En généralisant, on peut dire que le diagnostic consiste à identifier les états du système en utilisant des indicateurs qui sont élaborés grâce aux variables du procédé. Dans la plupart des cas, le système de diagnostic cherche à identifier surtout les états à éviter.

Dans la littérature, deux étapes très importantes pour la supervision sont généralement distinguées:

- La détection, qui consiste à utiliser un jeu de mesures (indicateurs de défauts) qui permettent d'engendrer des symptômes. On parle aussi d'attributs quand on fait référence à l'utilisation de méthodes de classification pour la détection.
- La localisation ou la classification, qui consiste à remonter d'un ensemble de symptômes à un ensemble minimal de composants matériels dont le dysfonctionnement est suffisant pour expliquer l'apparition des symptômes observés.

Il est évidemment souhaitable que cet ensemble de composants suspectés soit le plus réduit possible et contient avec certitude le(s) composant(s) réellement défaillant(s) pour que le diagnostic soit précis et fiable.

Une difficulté importante pour trouver la cause des défaillances, concerne le lien qu'il faut établir entre le modèle comportemental d'un procédé et son modèle structurel (connaissance de l'ensemble des composants qui le constitue et de leurs interconnexions). Communément est appelé support d'un indicateur, l'ensemble des composants dont le modèle est utilisé pour construire cet indicateur [10].

Une des parties les plus importantes de la boucle de supervision est la partie diagnostic. Cette tâche permet d'identifier des causes de défaillance pour que l'expert puisse prendre une décision. Pour le diagnostic, il est donc très important d'inclure l'expertise de l'expert du système, et les techniques employées doivent permettre une « communication » homme-machine efficace.

Si le procédé est supervisé par un opérateur humain, on peut comprendre aisément qu'il lui est difficile de surveiller en même temps un grand nombre de variables. Une technique de diagnostic est alors nécessaire pour faire l'analyse des variables pertinentes et donner une information plus claire, concise et utile pour que l'opérateur puisse prendre des décisions.

Un système de supervision avancé devrait intégrer toute sorte d'aides pour diminuer la charge de travail et la fréquence des erreurs humaines, sans toutefois viser à éliminer l'opérateur

de la fonction de décision. Il y a une difficulté particulière des tâches liées à la détection des conditions anormales, l'identification de la situation (état) (diagnostic) en cours et l'anticipation de son évolution. Il est donc important de développer et d'améliorer les outils pour ce travail en se basant sur une supervision fondée sur une coopération homme/machine où l'homme se voit assisté non seulement dans ses tâches routinières mais aussi dans ses tâches de raisonnement.

Vu la difficulté existante de bien interpréter les alarmes à partir de l'analyse de variables individuelles, des outils permettant de relier des défauts aux différentes variables sont extrêmement utiles pour le diagnostic et la surveillance.

Pour accroître l'application des systèmes de surveillance, il est nécessaire d'introduire des techniques facilement utilisables par les experts des processus. Il y a un besoin de techniques qui soient facilement interprétables dans le contexte même du procédé où l'expert a une vaste connaissance. On prétend en effet de donner une aide à l'expert du procédé, qui n'est généralement pas un expert des techniques de surveillance, afin qu'il trouve une caractérisation adéquate des états, quand l'identification est basée sur des méthodes de classification floues.

Un autre aspect important pour le développement des techniques de diagnostic est d'éviter les fausses alarmes. Dans la construction d'un système utile pour le diagnostic, il faut tenir compte de cet aspect [11].

I.3.1. La surveillance et le diagnostic dans le cadre de la supervision

De manière générale, la supervision correspond à l'action de surveiller un système, afin de prendre des actions nécessaires si le système est hors de l'objectif de commande. De manière simple : la surveillance consiste à détecter le comportement présent du système en différenciant entre plusieurs états (normal et défaillants) du processus; et le diagnostic est l'identification de la nature d'un dysfonctionnement, d'une difficulté.

On peut considérer aussi le diagnostic comme l'identification des causes des divers modes des processus, on inclut non seulement les modes de fonctionnement normal mais aussi les modes de défaillances, qui correspondent aux différents états que peut prendre un procédé affecté par une panne ou un dysfonctionnement, états qui sont beaucoup plus difficiles à prévoir [10].

I.3.2. Principes de la supervision

Le rôle de la supervision est de contrôler l'effet de la commande sur le procédé. Il s'agit alors de vérifier (surveiller) que le procédé est en fonctionnement normal. S'il ne l'est pas, il agit au moins pour éviter des dommages sur l'installation, pour limiter les arrêts intempestifs et au mieux pour garantir la continuité de la production. Un schéma de supervision inclut les tâches

pour détecter l'état du système (surveillance), estimer les causes (diagnostic) et les tâches de corrections si le système s'écarte du point de fonctionnement (maintenance).

En effet, la supervision des systèmes correspond à établir l'état présent du système pour pouvoir prendre des décisions et pouvoir maintenir des critères de performance (qualité, rentabilité, sûreté, etc.) du système. On peut dire qu'elle consiste aussi à vérifier que le système ne s'écarte pas du point de fonctionnement choisi. La surveillance se réfère à la capacité de reconnaître un comportement anormal et de le signaler.

Les méthodes avancées de surveillance et de diagnostic de défauts sont nécessaires, pour répondre aux exigences issues de la supervision comme : l'anticipation de la détection de défauts, le diagnostic de pannes d'actionneurs ou de capteurs, de défauts de comportement du procédé, la détection de défauts dans les boucles fermées et la supervision de procédés lors d'états transitoires [11].

I.3.3. Techniques de la supervision

Pour concevoir un système de supervision on a besoin de maîtriser les techniques suivantes :

- **Acquisition de données :** L'acquisition de données est la première étape de la supervision, tel que, elle consiste à recueillir, à valider et à assurer l'acheminement des informations sur l'état du système jusqu'au poste de pilotage, cette tâche, est exécutée sans interruption et à chaque instant, ces opérations impliquent l'utilisation des capteurs permettant de mesurer les différentes variables du processus. Ces informations seront utilisées dans des relations de résidus pour accomplir l'étape de détection [10].
- **Surveillance :** La surveillance utilise les données provenant du système pour représenter l'état de fonctionnement puis en détecter les évolutions. La surveillance intervient en phase d'exploitation bien qu'elle soit prise en compte dès la phase de conception. Elle sert à filtrer les signaux et les événements issus du procédé et de la commande afin d'établir l'état du système. En fonctionnement normal, elle communique des comptes rendus filtrés à la commande. Elle permet également de détecter et diagnostiquer les fautes et les erreurs dans le système. En cas de dysfonctionnement, elle en informe le module de maintenance et le module de supervision. On distingue, deux types de surveillance: la surveillance du système opérant et la surveillance de la commande. La surveillance du système opérant se décompose elle même en deux types de surveillance : la surveillance curative et la surveillance prédictive.
 - *Surveillance de la commande :* Basée sur la notion de filtre de commande, elle permet de vérifier que les ordres émis sont conformes à l'état de la partie opérative. Le

concept d'Objet Commandable Élémentaire (OCE) a été développé pour la conception de ces filtres de commande.

- *Surveillance du système opérant* : Elle a en charge la surveillance des défaillances du procédé qui, dans le cadre de la sûreté de fonctionnement, sont classées en deux catégories : les défaillances cataleptiques et les défaillances progressives :
 - Les défaillances cataleptiques : Ce sont des défaillances soudaines et complètes. Il y a passage, sans transitoire, d'un état de fonctionnement normal à un état de panne.
 - Les défaillances progressives : Ce sont des défaillances partielles et graduelles.

La figure suivante présente les différents types de surveillance :

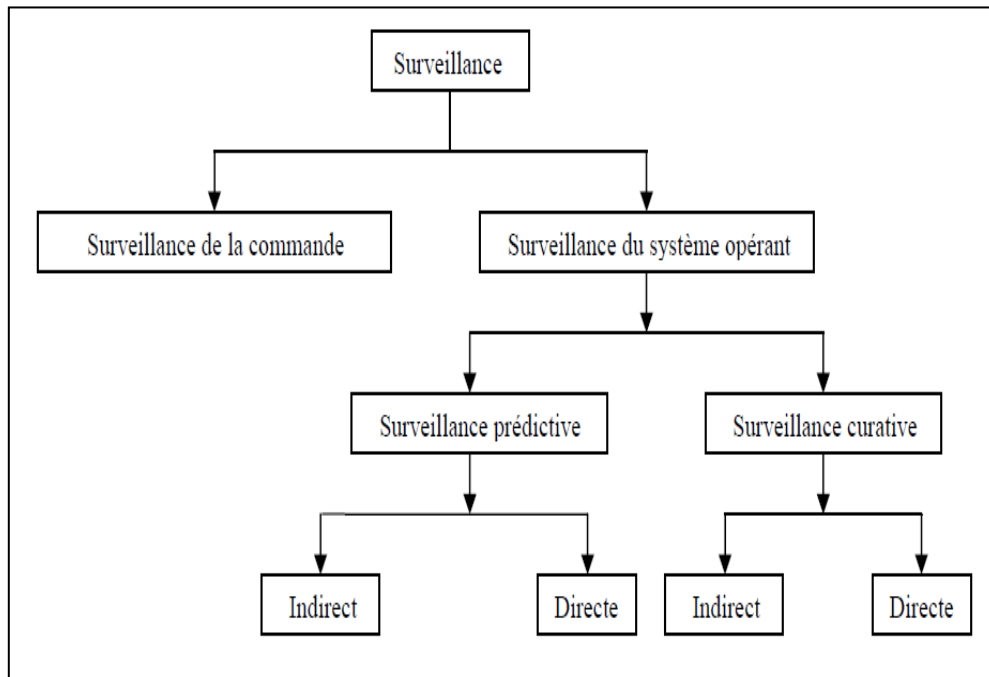


Figure I.5. Les différents types de surveillance.

- *Surveillance prédictive* : La surveillance prédictive peut être directe ou indirecte :

Le principe de la surveillance prédictive directe est fondé sur l'analyse des signaux, l'analyse des données et sur l'étude des processus stochastiques pour connaître l'état réel de l'élément et évaluer sa durée de vie restante.

La surveillance prédictive indirecte prend en compte tous les types de matériels ayant des défaillances se manifestant par une baisse de la qualité ou de la quantité des produits fabriqués. Elle utilise des paramètres tels que le flux de production ou la qualité des produits.

- *Surveillance curative* : Elle comporte deux fonctions : la détection et le diagnostic.

La détection est fortement dépendante de la contrainte temps réel. Son rôle est d'analyser le comportement de la partie opérative pour générer des symptômes en cas de dysfonctionnement.

Le diagnostic est basé sur un mécanisme constitué de deux étapes : la première étape consiste en une localisation du sous-système fonctionnel défaillant, à partir de symptômes signalés par la

détection. Elle est réalisée par une interprétation des symptômes au fur et à mesure de leurs occurrences. Cette étape utilise un modèle de connaissance obtenu à partir d'une analyse fonctionnelle du système à surveiller. Ce modèle est traduit sous forme de Signatures Temporelles Causales (STC). La deuxième étape permet l'identification des causes premières des défaillances ainsi que l'analyse de leurs conséquences. Elle est basée sur le graphe fonctionnel qui modélise les relations causales liant les fonctions internes du système à ses fonctions principales [1].

La détection est très importante car elle doit permettre de décider si le système se trouve ou non dans un état de fonctionnement normal en comparant les valeurs des résidus à des seuils qui sont fixés auparavant. En pratique, le signal mesuré est souvent entaché de bruit, et le modèle du système est souvent imparfait car le système réel est soumis à des perturbations non nécessairement mesurables, ce qui rend le résidu non nul même à l'absence de défaut. Par conséquent, cette étape fait le plus souvent appel aux tests statistiques ou, de manière plus simple, est réalisée à l'aide d'un seuillage. Le schéma suivant représente la comparaison d'un résidu à un seuil [3].

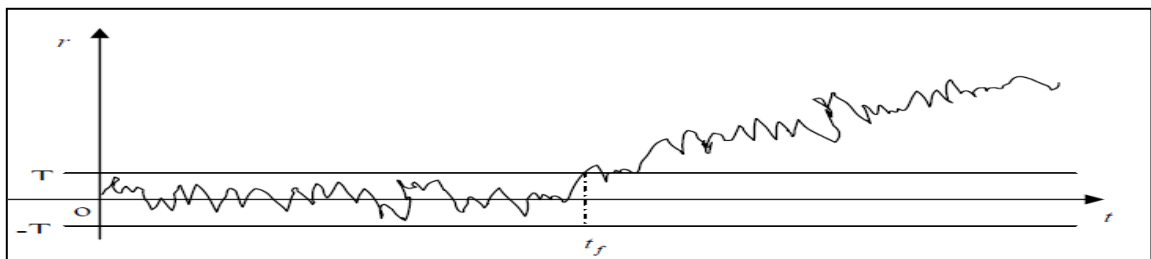


Figure I.6. Détection par comparaison d'un résidu à un seuil.

I.3.4. Architecture générale de la supervision en ligne

La supervision est d'un niveau supérieur et qui superpose à la boucle de commande, elle assure les conditions d'opérations pour lesquelles les algorithmes d'estimation et de commande ont été conçus. Parmi les tâches principales de la supervision se trouve la surveillance, l'aide à la décision, le diagnostic et la détection.

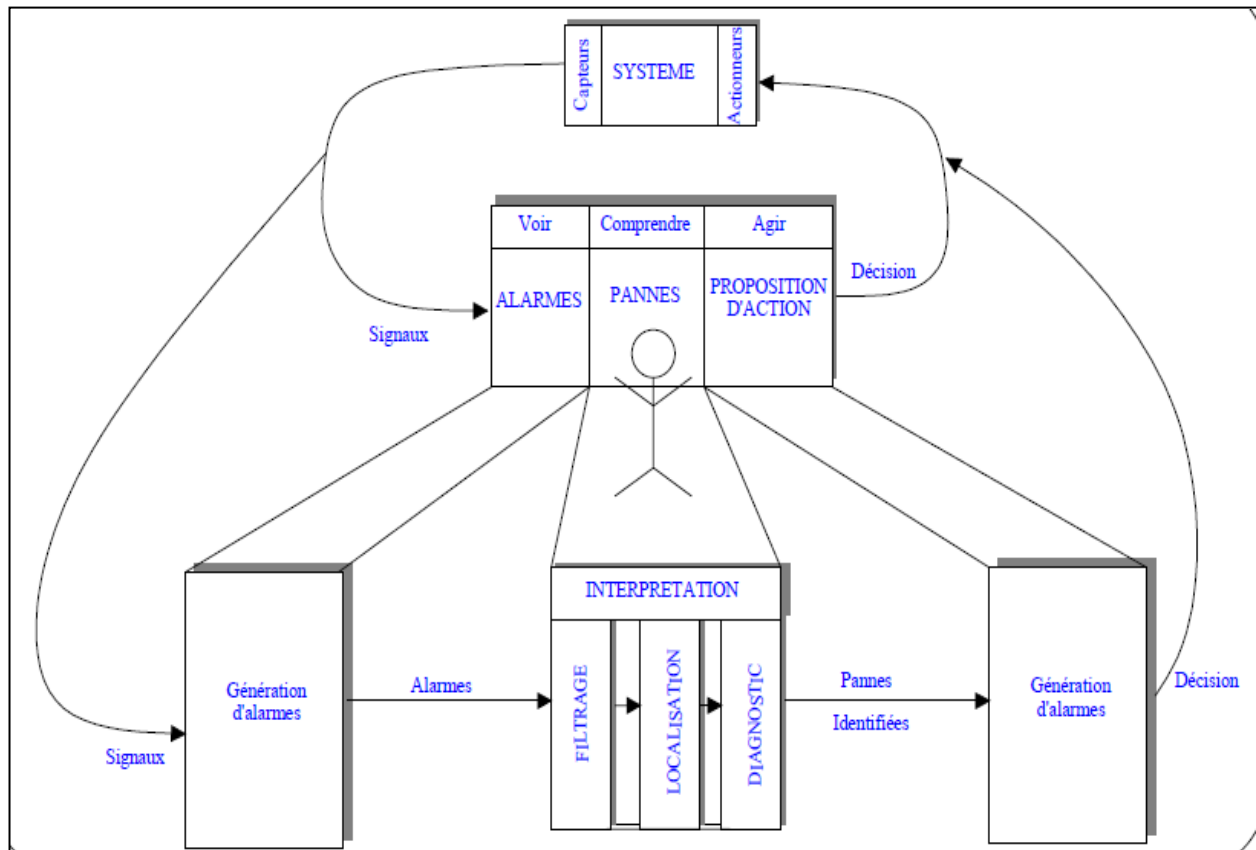


Figure I.7. Architecture générale de la supervision en ligne.

I.3.4.1. La Surveillance

Est un processus continu d'observation d'un système ou d'une partie d'un système en vue de s'assurer de son bon fonctionnement, en mesurant une ou plusieurs grandeurs du système et en comparant les résultats de ces mesures à des valeurs prescrites.

La surveillance est l'observation et l'enregistrement régulier des activités prenant place dans le cadre d'un projet ou programme. La surveillance s'effectue via une collecte routinière d'informations visant tous les aspects du système. La surveillance est l'acte de suivi, soit une vérification régulière des activités d'un système. C'est l'observation-une observation systématique et significative-.

La surveillance est très importante durant la planification et l'exécution du projet. C'est comme regarder devant vous à bicyclette; vous pouvez ajuster votre trajectoire en chemin et vous assurer de demeurer sur la bonne voie.

La surveillance vous procure de l'information qui sera utile quand viendra le temps:

- ✓ D'analyser la situation du système;
- ✓ De déterminer si les ressources investies dans le système sont bien utilisées;
- ✓ D'identifier les problèmes auxquels le système fait face et de trouver les solutions pour y remédier;

- ✓ D'assurer que toutes les activités soient réalisées correctement, par les bonnes personnes et à temps;
- ✓ De récupérer et transférer les leçons apprises dans le cadre d'un système vers un autre;
- ✓ De déterminer si la manière dont le système a été planifié est la plus appropriée pour répondre au problème donné.

Comme on l'a évoqué, le nombre des mesures recueillies et stockées sur les processus a augmenté de façon considérable. En même temps, ces processus ont accru leur complexité et les systèmes de commande ont remplacé les ajustements manuels. Ceci afin de répondre aux demandes de qualité, aux contraintes environnementales, à la réduction des coûts de production et maintenance, tout en garantissant la sécurité des installations ainsi que celle des opérateurs humains. Face à cet incrément d'information, changeante et dynamique, l'opérateur humain a besoin de nouveaux outils qui l'aident dans sa tâche de surveillance du processus, pour en garantir le fonctionnement correct et réagir au cas où des événements anormaux se produisent. La surveillance est responsable de l'acquisition des signaux en provenance des ressources et de la commande. Ces informations sont utilisées pour la reconstitution de l'état réel du système commandé et pour faire les inférences nécessaires afin de produire des informations supplémentaires pour dresser des historiques de fonctionnement. Les activités de la surveillance sont donc limitées aux fonctions relatives aux informations et n'ont pas une action directe sur le modèle ni sur le procédé. A priori, la surveillance a un rôle passif vis-à-vis de la commande. Parmi les fonctions de la surveillance on trouve donc, en plus de l'acquisition de données, la détection qui caractérise le fonctionnement du système normal ou anormal.

Deux classes d'anomalies sont distinguées :

La première regroupe les situations pour lesquelles le comportement du système devient anormal car les contraintes d'opération ne sont pas garanties;

La deuxième regroupe les situations dans lesquelles le comportement est anormal par rapport à la loi de commande appliquée. Cette classe recouvre les anomalies de fabrication mise en évidence par des contrôles de qualité. Le suivi fait partie aussi des fonctions de la surveillance. Cette fonction maintient en permanence un historique des traitements effectués, et une trace des événements que perçoit le système. La fonction diagnostic établit un lien de cause à effet entre un symptôme observé et la défaillance qui est survenue, ses causes et ses conséquences.

La fonction pronostic est également une fonction de surveillance qui a pour but de déterminer les conséquences d'une défaillance sur le fonctionnement futur du système. Il existe aussi des fonctions propres à la supervision :

- la reconfiguration qui agit sur le procédé en adaptant la configuration matérielle à la situation, ainsi que sur le système de commande en changeant la loi de commande,
- la décision, qui détermine l'état à atteindre pour le retour en opération normale et la séquence d'actions correctives à réaliser pour arriver à cet état.

Dans ces conditions, la supervision n'est plus un simple enchaînement des fonctions de surveillance (détection-diagnostic) et reconfiguration (figure I.7). Des "modèles de surveillance" beaucoup plus complexes peuvent être mis en place en fonction du procédé

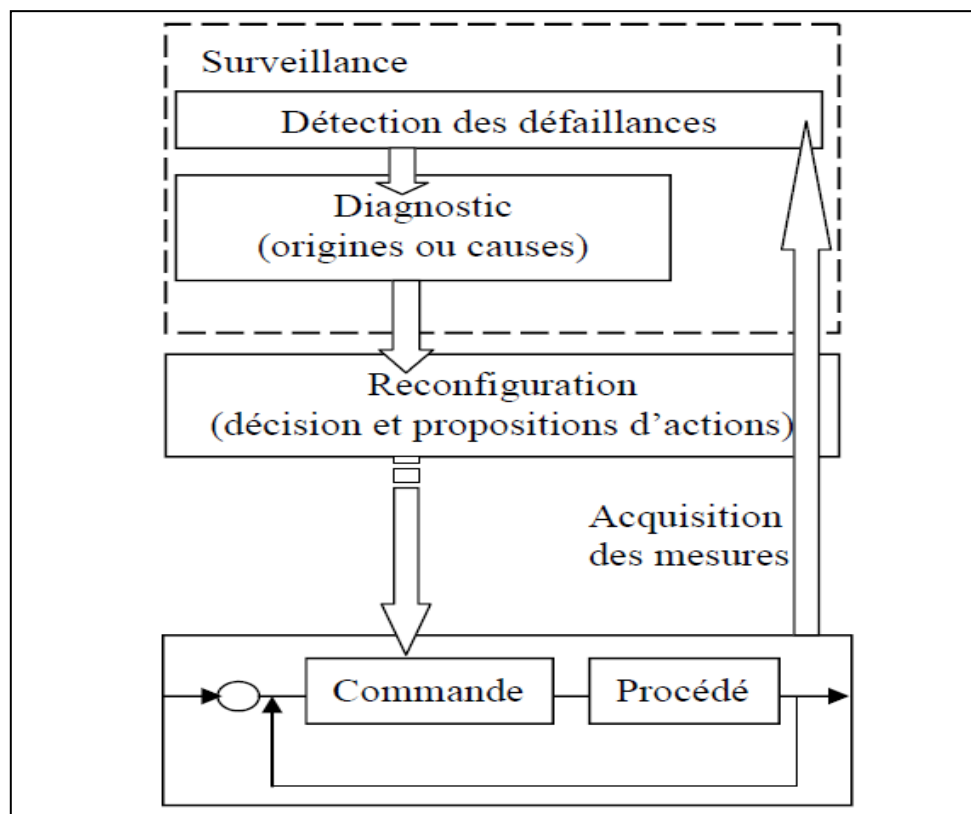


Figure I.8. Schéma général de supervision.

Les principales raisons qui conduisent à surveiller un système sont :

- La conduite : qu'il s'agit d'optimiser et qui est une tâche en ligne (production maximale, sécurité, non dégradation des équipements). Ceci passe par la surveillance du procédé afin de détecter toute anomalie de fonctionnement et de l'identifier aussi bien que possible.
- La maintenance : qui a pour objet d'optimiser le remplacement ou la réparation d'équipements usés ou défectueux.

I.3.4.2. Le diagnostic

Le diagnostic 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.

Cette définition résume les deux tâches essentielles du diagnostic : l'observation des symptômes de la défaillance et l'identification de la cause de la défaillance à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur des observations du système. Les deux étapes d'une méthode de diagnostic sont donc la localisation et l'identification des fautes sur les équipements responsables d'une ou plusieurs défaillances du système. L'étape de localisation permet d'isoler les équipements en panne, c'est-à-dire dans lesquels une faute est apparue. L'étape d'identification détermine le type de faute apparue. Une fois le type de faute identifié et selon la connaissance disponible sur le système, il est parfois possible de propager les effets d'une faute sur les équipements du système afin de prédire les conséquences de ces défaillances.

En résumé, une procédure de diagnostic comprend deux étapes, une étape d'identification de défaut et une étape de localisation de défaut.

- *Localisation* : Cette étape s'exécute juste après qu'il ait une détection d'un défaut, elle consiste à repérer et à isoler l'élément défaillant et préparer ainsi la tâche à la prochaine étape qui est l'identification.
- *Identification* : Ici, on cherche à identifier les causes précises de cette anomalie grâce à des signatures répertoriées par les experts, et validées après expertise et réparation des dysfonctionnements. Les informations ainsi obtenues sont fournies au service de maintenance [1].

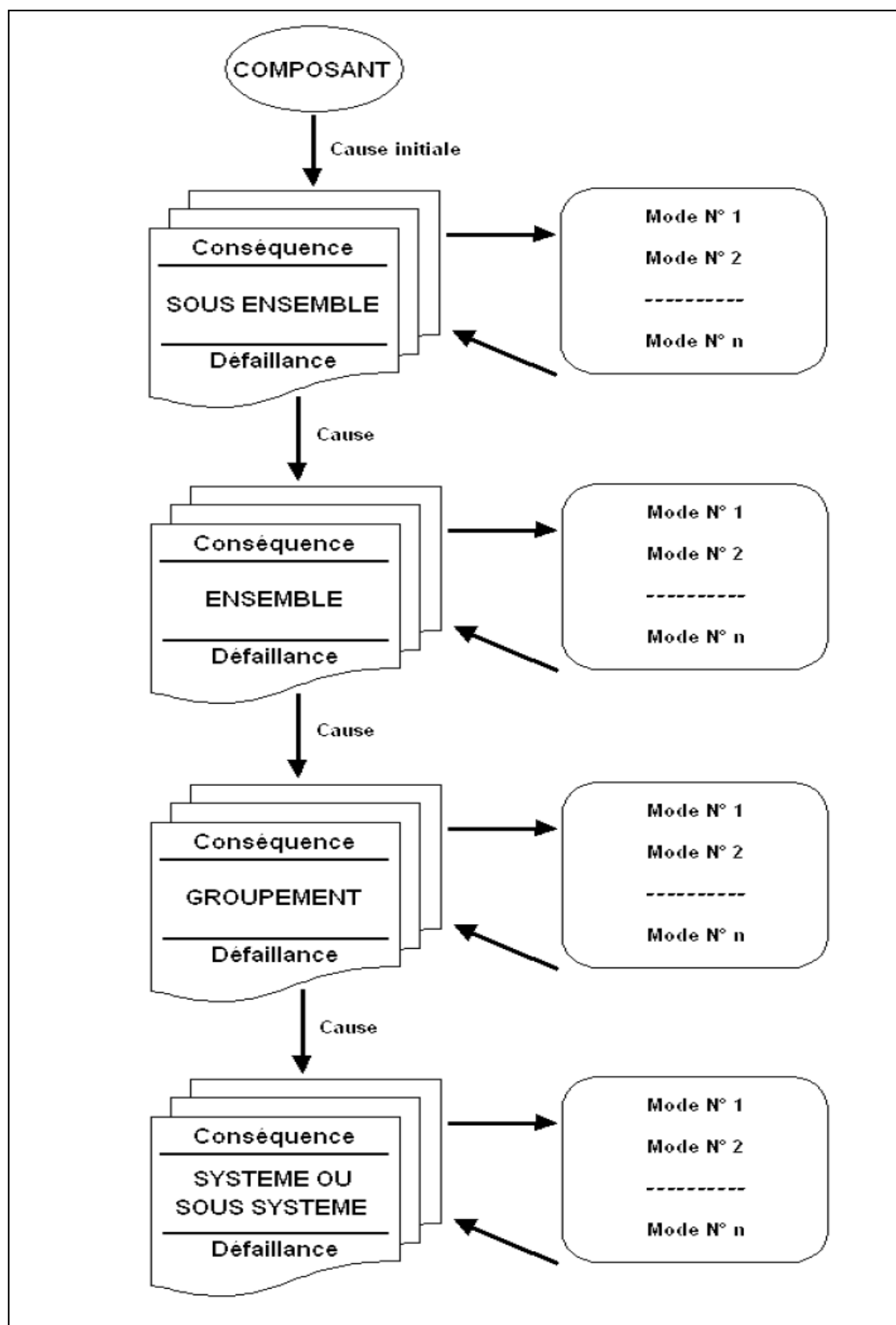


Figure I.9. Processus de diagnostic.

I.3.5. Les différentes étapes techniques du diagnostic industriel :

Les différents étapes du diagnostic se résument dans la figure (I.10). [12].

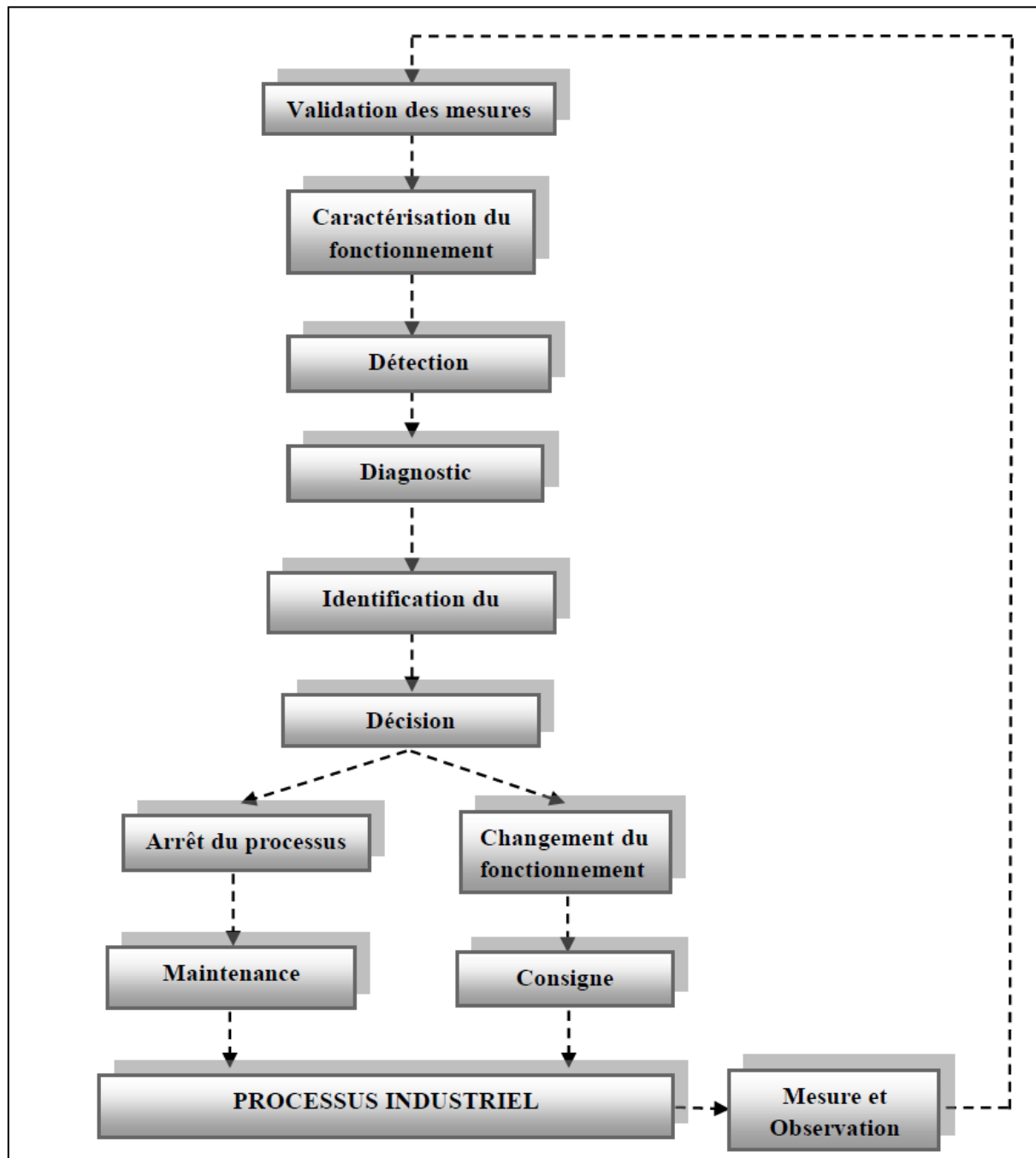


Figure I.10. Différentes étapes du diagnostic Industriel.

I.3.6. Diagnostic pour la surveillance : détection, localisation et identification de défauts

La détection et le diagnostic de défaillances sont deux fonctions de base d'un système de supervision industriel avancé. Leur objectif est l'activation d'actions appropriées sur un système en fonction de son état ou son mode de fonctionnement.

La Figure (I.11) montre la position de ces deux fonctionnalités [3].

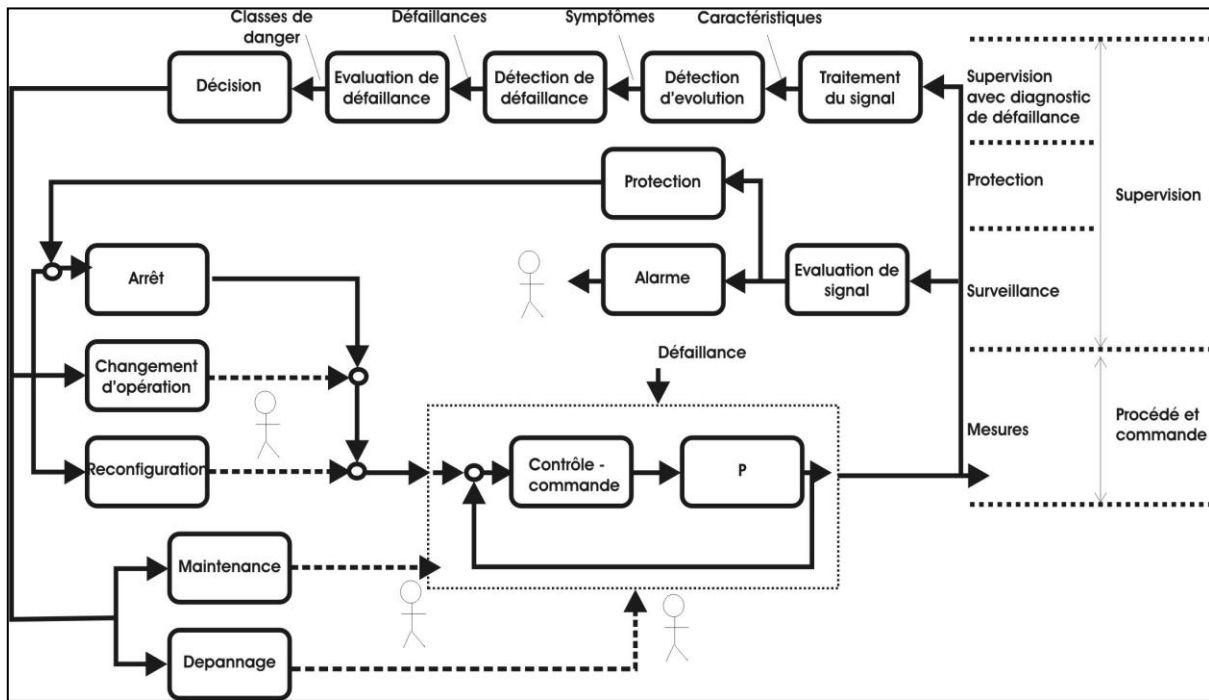


Figure I.11. Positionnement des différentes méthodes dans le contexte de la supervision.

I.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté brièvement la supervision ainsi que tous les outils nécessaires pour sa mise œuvre. La supervision joue un très grand rôle dans la sécurité du personnel, ainsi que sur l'environnement, et ce, en détectant la moindre dégradation qui pourrait affecter le bon fonctionnement du système, voir même des explosions et des dommages matériels et humains.

L'arrêt d'un système industriel provoque des dommages énormes sur l'économie de l'entreprise, alors on peut conclure que le rôle de la supervision ne se limite pas à la sécurité mais aussi à la continuité de la rentabilité de l'entreprise, autrement dit à la survie de l'entreprise.

II.1. Introduction

Les anciens méthodes sont basées sur la redondance matériel, ces méthodes sont très utilisées dans les installations à haut risques, telles que les installations nucléaires et chimiques, cependant ces méthodes représentent quelques inconvénients, à savoir: le coût, le poids des composants supplémentaires etc.

La diversité des équipements industriels et leurs natures qui diffèrent d'un système à un autre et l'incapacité à trouver une méthode universelle pour tous les systèmes, ont poussé les chercheurs à développer plusieurs méthodes distinctes, qui répondent à tous les types de système.

Plusieurs méthodes ont été développées pour être un outil très efficace d'aide au diagnostic des pannes industrielles. Leur efficacité varie selon le domaine étudié. Généralement ces méthodes sont classées en deux grandes classes: une classe basée sur une modélisation fonctionnelle, matérielle ou physique des défaillances, et une deuxième classe s'intéresse à l'analyse des signatures externes, dans la plupart des cas la décision est un fruit d'une expertise ou d'un savoir-faire (Systèmes experts, Réseaux de neurones, reconnaissance des formes) [4].

Les limites des méthodes de diagnostic ouvrent une possibilité de leur combinaison, et le développement des outils hybrides pour augmenter les performances d'une technique en profitant des capacités d'une autre. Cette combinaison peut être embarquée par l'intégration d'une méthode à l'intérieur d'une autre ou bien une méthode est complémentaire d'une autre comme par exemple l'utilisation d'une méthode pour la détection, une deuxième pour la localisation et une troisième pour l'identification des pannes. La combinaison des systèmes experts, des réseaux de neurones est un champ actif des méthodes hybride et en particulier pour le diagnostic industriel montré par l'augmentation des articles discutant ce sujet.

Dans ce chapitre on présentera une classification des méthodes de surveillance qui existent, et on donnera une présentation des méthodes les plus connues et les plus utilisées.

II.2. Méthodes de diagnostic

Plusieurs classifications des méthodes de diagnostic ont été proposées. Une classification proposée basée sur le type de l'information introduite initialement dans le système du diagnostic. La figure (II.1) illustre cette classification en trois classes fondamentales. Zwinglestein propose dans son excellent ouvrage " Diagnostic des défaillances" deux classifications, la première est basée sur la modélisation complète des défaillances et des dégradations, c'est-à-dire l'existence d'un modèle liant les causes et leurs effets. La deuxième classification repose sur les connaissances des experts sans modélisation des mécanismes de propagation des dégradations.

Les méthodes de diagnostic se distinguent selon différents critères : la dynamique du procédé (discret, continu ou hybride), sa complexité, l'implémentation du diagnostic en ligne et/ou hors ligne, la nature de l'information (qualitative et/ou quantitative), sa profondeur (structurelle, fonctionnelle et/ou temporelle), sa distribution (centralisée, décentralisée ou distribuée), En général, ces méthodes sont divisées en deux catégories [12] :

- ✓ **Les méthodes externes** qui sont des méthodes soit à base de connaissances, soit des méthodes empiriques et/ou de traitement du signal.
- ✓ **Les méthodes internes** qui représentent des méthodes à base de modèles quantitatifs et/ou qualitatifs.

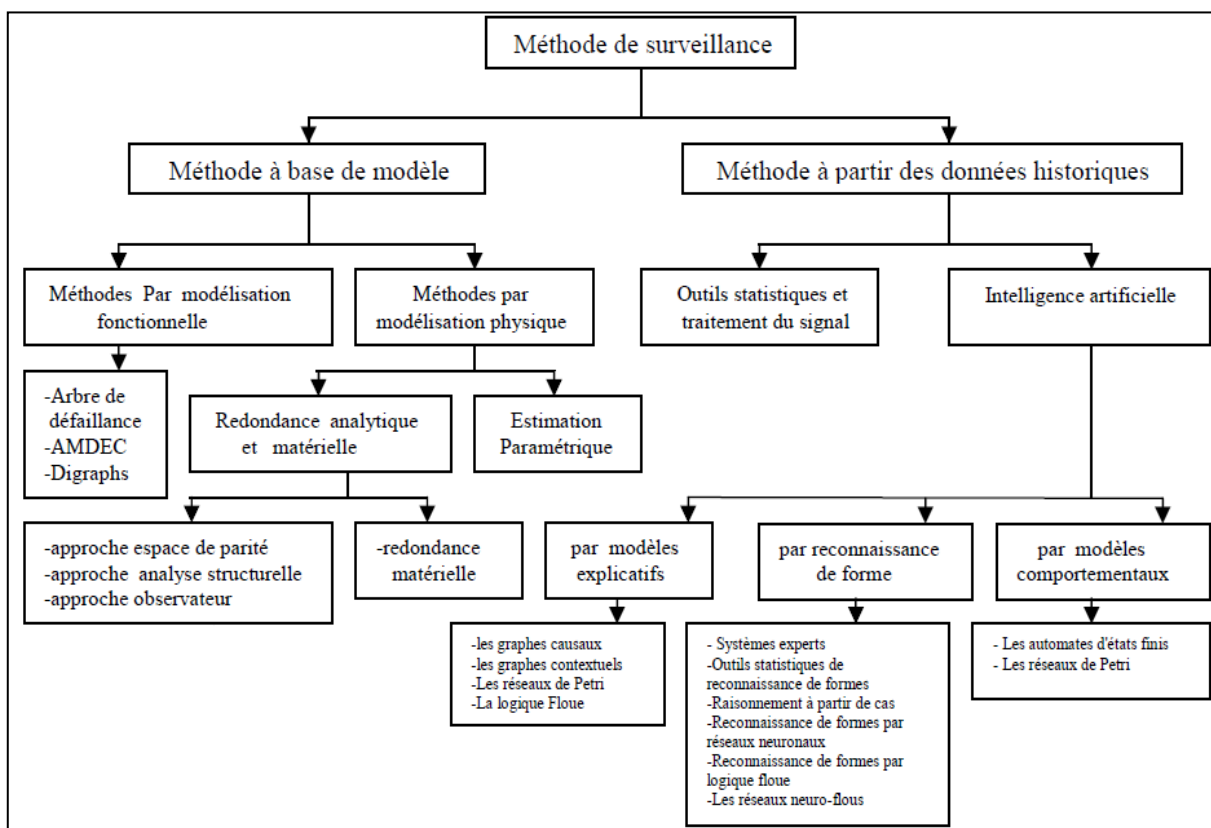


Figure II.1. Classification des méthodes de surveillance.

II.2.1. Méthodes externes

Les méthodes externes considèrent le système comme une “boîte noire” et elles n’ont besoin d’aucun modèle mathématique pour représenter le fonctionnement du procédé. Elles utilisent uniquement un ensemble de mesures et/ou de connaissances heuristiques sur le système. Ces méthodes comprennent les méthodes à base de systèmes experts, de reconnaissance des formes ou de réseaux de neurones.

II.2.1.1. Les systèmes experts

Les systèmes experts utilisent une information heuristique pour lier les symptômes aux défauts. Ce sont des systèmes à base de règles qui établissent des associations empiriques entre effets et causes. Ces associations sont généralement fondées sur l'expérience de l'expert plutôt que sur une connaissance de la structure et/ou du comportement du système. Ils font partie alors des systèmes dits à connaissance de surface. Leur fonctionnalité est de trouver la cause de ce qui a été observé en parcourant les règles par des techniques classiques :

- Le raisonnement inductif par chaînage avant, afin de trouver tous les symptômes qui sont la conséquence d'un symptôme initial (état réel du système),
- Le raisonnement déductif par chaînage arrière, afin de trouver toutes les causes possibles qui peuvent expliquer un symptôme.

La qualité première des systèmes experts réside dans leur efficacité au niveau temps de calcul. Le système doit simplement attendre les événements observables des règles pour "sauter" directement aux conclusions. De plus, l'interprétation du résultat est généralement compréhensible pour l'opérateur puisque ces règles sont le produit d'experts humains. Enfin, les systèmes experts sont facilement implantables puisqu'il s'agit d'une énumération de règles. Cependant, ils sont totalement dépendants de l'expertise, et les règles acquises sur une application ne peuvent pas être utilisées sur une autre application. Dans le cas de nouveaux systèmes, il n'y a pas ou peu d'expériences au sujet des pannes pouvant se produire, ce qui rend difficile l'acquisition des règles. Un système expert ne peut être opérationnel dès le début de son exploitation et a donc besoin de temps pour son apprentissage. Il en est de même lors d'ajouts ou de suppressions de composants. Enfin, un système expert est la conséquence d'une règle reconnue. Il ne donne pas d'explication sur les conclusions données et rend donc difficile la détection sur la propagation de pannes [1].

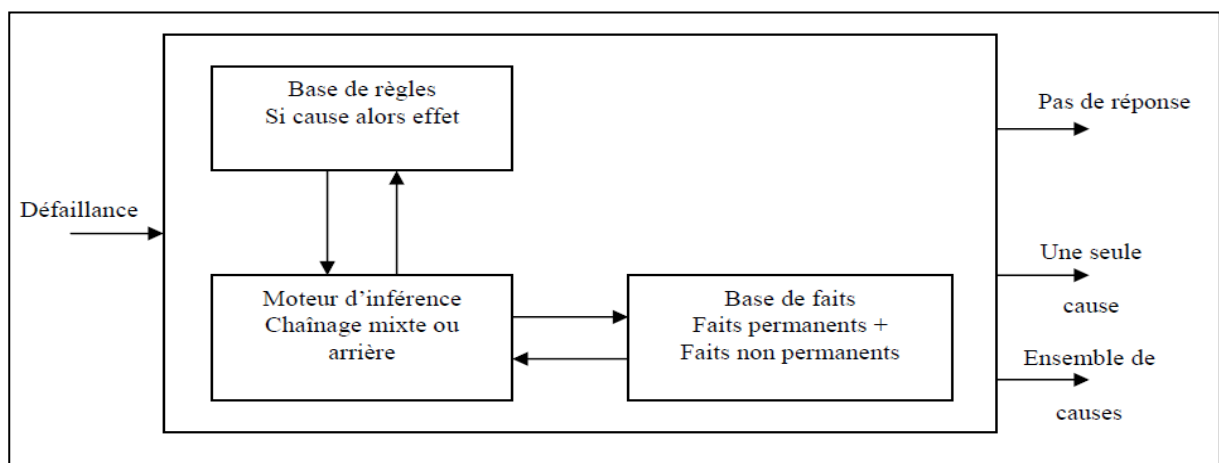


Figure II.2. Schéma de base de diagnostic avec systèmes experts.

II.2.1.2. Réseaux de neurones

Un Réseau de Neurones Artificiels (RNA) est un système informatique, constitué de processeurs élémentaires (ou nœuds) interconnectés entre eux, qui traite de façon dynamique l'information qui lui arrive à partir des signaux extérieurs. De manière générale, l'utilisation des RNA se fait en deux phases. Tout d'abord, la synthèse du réseau est réalisée et comprend plusieurs étapes : le choix du type de réseau, du type de neurones, du nombre de couches, des méthodes d'apprentissage. L'apprentissage permet alors, sur la base de l'optimisation d'un critère, de reproduire le comportement du système à modéliser. Il consiste à rechercher un jeu de paramètres (poids) et peut s'effectuer de deux manières : supervisé (le réseau utilise les données d'entrée et de sortie du système à modéliser) et non supervisé (seules les données d'entrée du système sont fournies et l'apprentissage s'effectue par comparaison entre exemples). Quand les résultats d'apprentissage obtenus par le RNA sont satisfaisants, il peut être utilisé pour la généralisation. Il s'agit ici de la deuxième phase.

On présente au RNA, de nouveaux exemples n'ayant pas été utilisés pendant l'apprentissage, pour juger de sa capacité à prédire les comportements du système ainsi modélisé. Les propriétés rendant l'utilisation des RNA attrayante sont leur faible sensibilité aux bruits de mesures ; leur capacité, dans un premier temps, à résoudre des problèmes non linéaires et multi-variables, puis à stocker les connaissances de manière compacte et enfin à « apprendre » en ligne et en temps réel. Leur emploi peut alors se faire à trois niveaux [13] :

- comme modèle du système à surveiller en état normal et pour générer un résidu d'erreur entre les observations et les prédictions ;
- comme système d'évaluation de résidus pour le diagnostic ;
- ou comme système de détection en une seule étape (en tant que classificateur), ou en deux étapes (pour la génération de résidus et le diagnostic).

On peut citer comme avantages, de l'utilisation de ces réseaux, leur réponse presque instantanée et leur applicabilité pour des systèmes dynamiques. Cependant, ils demandent un apprentissage lourd.

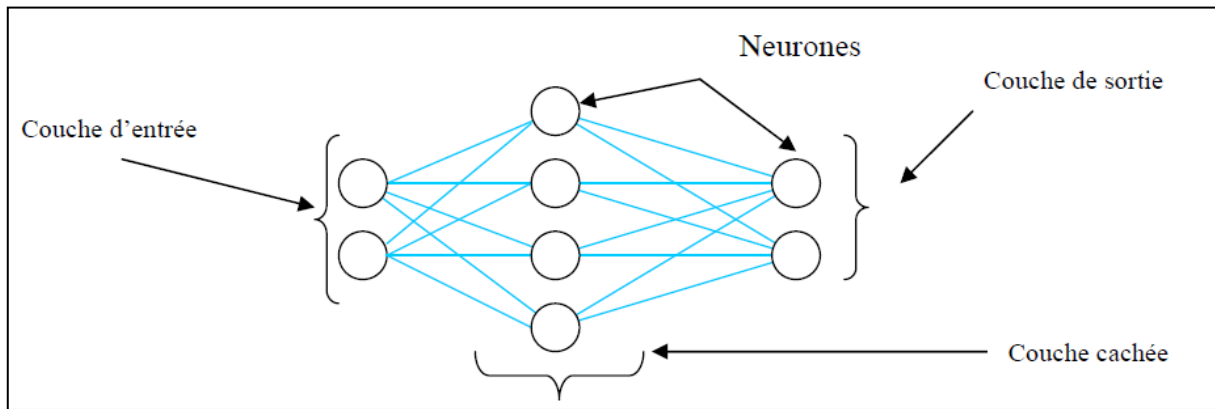


Figure II.3. Architecture d'un réseau de neurone artificiel.

II.2.1.3. La reconnaissance des formes

Elle se base sur la définition d'algorithmes permettant de classer des objets ou des formes en les comparant à des formes types. Une forme est l'observation du fonctionnement du procédé, représentée par un point dans un espace à n paramètres appelé "espace de représentation". Les formes types sont les modes de fonctionnement représentés par des ensembles de points occupant des zones restreintes de l'espace de représentation appelées classes. Le diagnostic par reconnaissance des formes est réalisé en utilisant une méthode de classification qui associe une nouvelle observation à une classe correspondant à un mode de fonctionnement.

L'utilisation de la reconnaissance des formes en diagnostic est surtout efficace en terme de temps de calcul pour la classification d'une nouvelle observation, et de capacité à traiter des données qui sont à la fois incertaines et imprécises. Elle est également capable de réaliser un diagnostic prédictif et de travailler avec des bases de données incomplètes. Cependant, l'inconvénient majeur de l'utilisation de la reconnaissance des formes en diagnostic réside dans la difficulté à trouver l'ensemble minimal mais suffisant des paramètres informatifs modélisant le fonctionnement réel du procédé. Toutefois, le diagnostic par reconnaissance des formes a été appliqué avec succès sur différentes applications réelles [4].

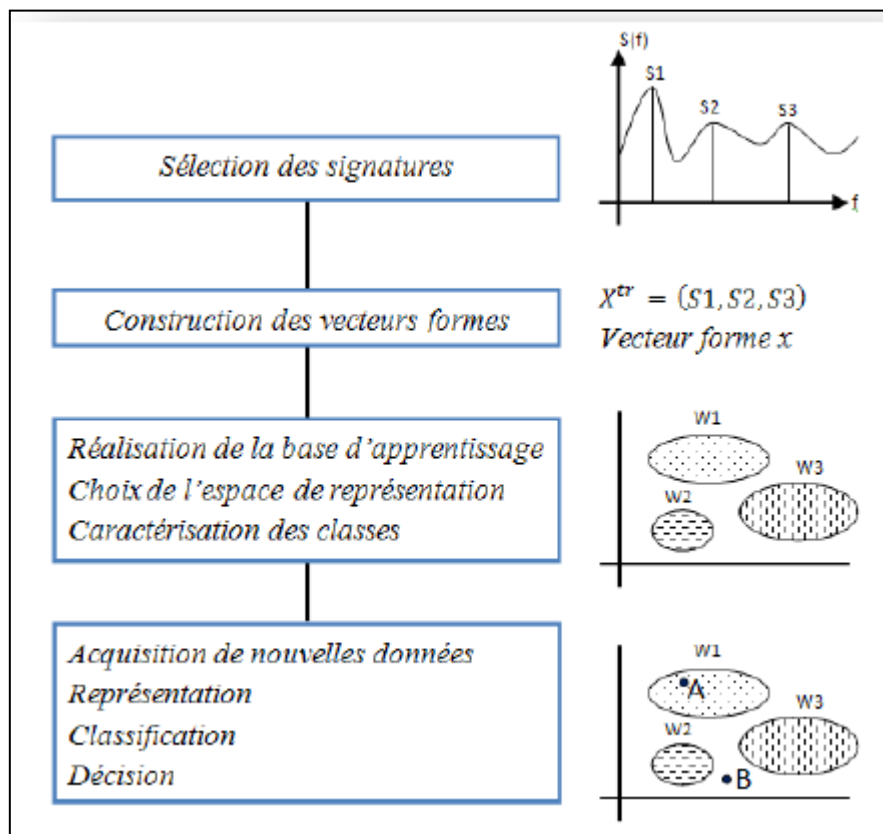


Figure II.4. Etapes de diagnostic par reconnaissance des formes.

II.2.2. Méthodes internes

Dans la plupart des systèmes automatisés, la partie commande d'un procédé est généralement représentée à travers un modèle devant être appliqué sur la partie opérative. Pour réaliser un diagnostic, il faut également pouvoir représenter l'état de la PO à travers un modèle qui peut être intégré au modèle de commande, séparé ou mixte. Ainsi, lorsqu'un défaut apparaît, il est possible de disposer d'informations concernant le procédé et de comparer modèle et procédé. On parle alors de diagnostic à base de modèles. Le diagnostic à base de modèles génère des indicateurs de défauts, résidus, contenant des informations sur les anomalies ou les dysfonctionnements du procédé à diagnostiquer. Un écart entre l'état réel de la PO et celui estimé par le modèle, représentant le fonctionnement nominal, est mesuré. Les résidus doivent alors être assez sensibles aux défauts pour leur détection, localisation et identification (Figure II.5) [12].

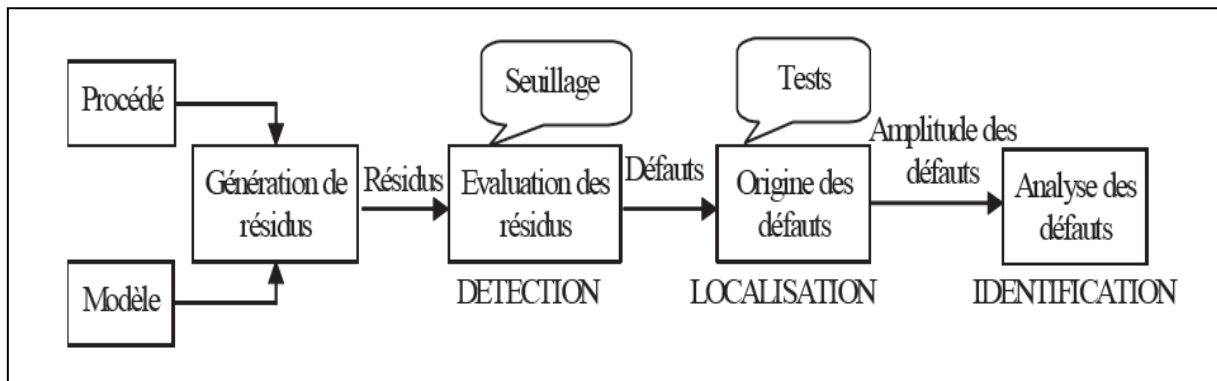


Figure II.5. Diagnostic à base de modèles.

Parmi les méthodes internes à base de modèles, on peut distinguer les méthodes basées sur des modèles quantitatifs, les méthodes basées sur des modèles qualitatifs et les méthodes basées sur les deux modèles.

II.2.2.1. Les méthodes à bases de modèles quantitatifs

Ils sont utilisés pour l'estimation de paramètres, d'état ou d'espace de parité à travers des modèles mathématiques et/ou structurels pour représenter l'information disponible du fonctionnement d'un procédé. Un défaut provoque alors des changements dans certains paramètres physiques du procédé. Les modèles mathématiques comparent les différentes valeurs des variables avec des seuils de détection afin de générer un résidu qui sera fourni au diagnostic. A partir de toutes les signatures de défauts connues par apprentissage, il est possible d'isoler et d'identifier la panne avant de prendre une décision. Les avantages de ces méthodes internes sont tout d'abord la capacité à détecter les variations abruptes et progressives de pannes à travers une analyse des tendances des signaux [14].

De plus, ces méthodes possèdent la capacité de donner une localisation précise du défaut.

II.2.2.2. Les méthodes à base de modèles qualitatifs

Elles permettent de représenter le comportement du procédé avec un certain degré d'abstraction à travers des modèles non plus mathématiques mais des modèles de type symbolique. Les modèles qualitatifs doivent représenter de manière qualitative des systèmes continus, discrets et/ou hybrides pour que le diagnostic soit capable de détecter les déviations du fonctionnement normal, localiser la défaillance et en déterminer la ou les causes. Pour les systèmes continus, les modèles qualitatifs sont fréquemment basés sur des graphes causaux et ou des graphes causaux temporels. Une abstraction qualitative des comportements continus peut être représentée par des modèles à base d'événements discrets (SED) ou la théorie de supervision. Pour les SED, de nombreuses approches sont proposées utilisant des outils tels que les automates, les équations logiques ou les RdP avec observation partielle ou totale du

fonctionnement du procédé. Enfin, une intégration des modèles discrets et des modèles continus peut être retrouvée également dans les systèmes dynamiques hybrides.

Les méthodes à base de modèles quantitatifs et qualitatifs reposent, d'une part, sur une évaluation quantitative pour la détection d'un défaut, et d'autre part sur une analyse qualitative des transitoires pour la localisation et l'identification. Ces méthodes ont l'avantage de combiner les points forts des méthodes à base de modèles quantitatifs et à base de modèles qualitatifs [14].

II.2.3. Méthodes à base de connaissance

Dans le domaine de l'automatique et de la supervision des processus, la conception et l'utilisation des modèles mathématiques précis pour la détection et le diagnostic est bien connue. Mais, dans beaucoup de cas, la construction d'un tel modèle est très difficile, de par la nature complexe ou non-linéaire du processus lui-même, des paramètres variables dans le temps ou du manque de mesures disponibles. Dans la pratique, il est démontré que, dans ce cas, l'opérateur humain peut fournir une meilleure supervision en utilisant sa propre connaissance et son expérience pour assurer le bon fonctionnement du processus. De ce fait, les connaissances de l'expert sur la structure et le comportement du processus sont exploitées par diverses techniques [15].

- **AMDEC et Arbres de défaillances** : On présente ces méthodes, issues des études de risques et de sûreté de fonctionnement, qui peuvent être utilisées pour identifier les causes des défaillances de processus industriels. Il s'agit, en fait, de l'analyse fonctionnelle et matérielle du système.

AMDE (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets) : La méthode de l'Analyse des Modes de Défaillance et de leurs Effets fût employée pour la première fois, à partir des années 1960, dans le domaine de l'aéronautique pour l'analyse de la sécurité des avions. Cette méthode permet une analyse systématique et très complète, composant par composant, de tous les modes de défaillance possibles et précise leurs effets sur le système global.

La démarche consiste d'abord à définir le système, ses fonctions et ses composants. Ensuite, l'ensemble des modes de défaillances des composants doit être établi. Pour chaque mode de défaillance, sont recherchées ensuite les causes possibles de son apparition. Finalement, une étude des effets sur le système et sur l'opérateur est faite pour chaque combinaison (cause, mode de défaillance). Les résultats sont présentés sous forme de tableau.

L'AMDE est parfois complétée par une analyse de criticité ; elle devient **AMDEC (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité)**. La criticité

permet d'extraire les modes de défaillance les plus critiques. L'analyse de criticité est évaluée à partir du couple probabilité-gravité.

L'Analyse de fonctionnement (**HAZOP**, Hazard and operability study) est une autre extension de l'analyse des modes de défaillance (AMDE). La méthode HAZOP explore systématiquement l'aspect fonctionnel d'un système en identifiant, à la fois, les dangers et les dysfonctionnements d'une installation. Elle est mise en œuvre à la fin de la phase de conception puisqu'elle s'appuie sur les schémas détaillés du système.

L'utilisation des tableaux d'AMDE(C) à des fins de diagnostic industriel conduit utiliser une procédure déductive, c'est-à-dire à utiliser ces tableaux comme un outil d'identification des causes de défaillances à partir des effets observés. La modélisation des relations cause et effet réalisée par l'AMDEC rend cette démarche très puissante pour la résolution des problèmes de diagnostic de défaillances de procédés industriels.

L'AMDE est donc très répandue dans des nombreux domaines industriels, l'aéronautique en particulier ; pourtant elle est lourde et insuffisante. En effet, il est nécessaire d'identifier a priori les défauts et/ou les dysfonctionnements pouvant apparaître, à un certain moment, dans le système supervisé; le recensement préalable des défaillances et leurs relations éventuelles ne peut jamais être exhaustif et requiert en général une longue expérience. En plus, toute modification ou évolution du système nécessite une réécriture du tableau. Enfin, cette méthode ne peut traiter les cas de défaillances multiples et intégrer l'aspect fonctionnel [15].

Arbres de Défaillances (ou Arbres de Causes) : L'arbre de défaillance est l'un des outils majeurs d'analyse du risque technologique, développé au début des années 1960 aux Etats-Unis. C'est la méthode la plus couramment utilisée dans les analyses de fiabilité, de disponibilité ou de sécurité des systèmes.

Il s'agit d'une méthode optimisée qui permet la détermination des chemins critiques dans un système. Cette méthode a pour objet de déterminer les diverses combinaisons possibles d'événements qui entraînent la réalisation d'un événement indésirable unique. Elle permet donc d'identifier les points faibles de la conception.

C'est une méthode déductive dont la représentation graphique des combinaisons est réalisée par une structure arborescente (arbre), permettant un traitement à la fois qualitatif et quantitatif.

Cet arbre est établi sous forme d'un diagramme logique et comporte au sommet l'événement indésirable. Les causes immédiates qui produisent cet événement sont ensuite hiérarchisées à l'aide de symboles logiques "ET" et "OU". De cette façon, l'arbre est créé pas à

pas pour atteindre, à la base, un ensemble d'événements considérés comme élémentaires.

Une extension des arbres de défaillances est la méthode du diagramme de causes-conséquences. Cette méthode combine les principes utilisés par l'analyse déductive de l'arbre des défaillances et l'analyse inductive de l'arbre des conséquences.

Le principal inconvénient des arbres de défaillances est que le développement est sensible aux erreurs à différentes étapes. En effet, l'arbre construit est seulement aussi bon que le modèle mental de son créateur. Pour exécuter un diagnostic correct à partir des arbres de défaillances, ceux-ci doivent largement représenter toutes les relations causales du processus, c'est-à-dire qu'ils doivent être capables d'expliquer tous les scénarios de défauts possibles. De plus, l'emploi de cette méthode se révèle difficile pour les systèmes fortement dépendants du temps. Enfin, il n'y a pas de méthode formelle pour vérifier l'exactitude de l'arbre développé [12].

II.2.4. Méthodes à partir des données historiques

Ces méthodes ont l'avantage de ne pas nécessiter la connaissance d'un modèle mathématique ou structurel du procédé, contrairement aux méthodes à base de modèles. Seulement, la disponibilité de grandes quantités de données historiques du processus est nécessaire. Il y a diverses façons de traiter ces données et de les présenter en tant que connaissance a priori pour le diagnostic. Ceci est connu comme l'extraction des caractéristiques.

Parmi les méthodes d'extraction des caractéristiques, se trouvent les méthodes de représentation et analyse qualitative des tendances, l'Analyse en Composantes Principales (ACP)/Moindres Carrés Partiels (MCP) et les méthodes de classification et de reconnaissance de formes (RdF), parmi lesquelles on peut citer, d'une part, les classificateurs statistiques, d'autre part, les réseaux de neurones artificiels [12].

II.2.5. Méthodes de diagnostic hybrides

Le problème majeur des méthodes de diagnostic industriel est qu'il n'existe pas d'une seule méthode adéquate pour satisfaire tous les besoins d'un système de diagnostic. Bien que toutes les méthodes soient limitées, elles sont basées sur la qualité d'acquisition des connaissances, car certaines méthodes sont plus adaptées pour un type de données que d'autres. Plusieurs méthodes peuvent être complémentaires dans un système de diagnostic. Cette complémentarité donne la possibilité de combiner ces méthodes pour développer des méthodes hybrides afin de couvrir les limitations de l'utilisation individuelle des méthodes. Cette hybridation permet aux méthodes de coopérer pour la résolution de problème [3].

Plusieurs approches ont été proposées pour la combinaison des méthodes. On peut trouver des exemples d'intégration afin de profiter des points forts de chaque méthode. Pour bien comprendre l'utilité de cette hybridation, on présente dans ce qui suit quelques méthodes et techniques d'hybridation. On s'intéresse en plus par les systèmes experts hybrides.

➤ **Systèmes experts hybrides :**

L'introduction de la logique floue, des réseaux de neurones, du raisonnement probabiliste, des algorithmes génétiques ... etc. dans un système expert, forme ce qu'on appelle les systèmes experts hybrides. La figure suivante montre les différents types des systèmes experts hybrides ainsi que le niveau d'intégration des méthodes [3].

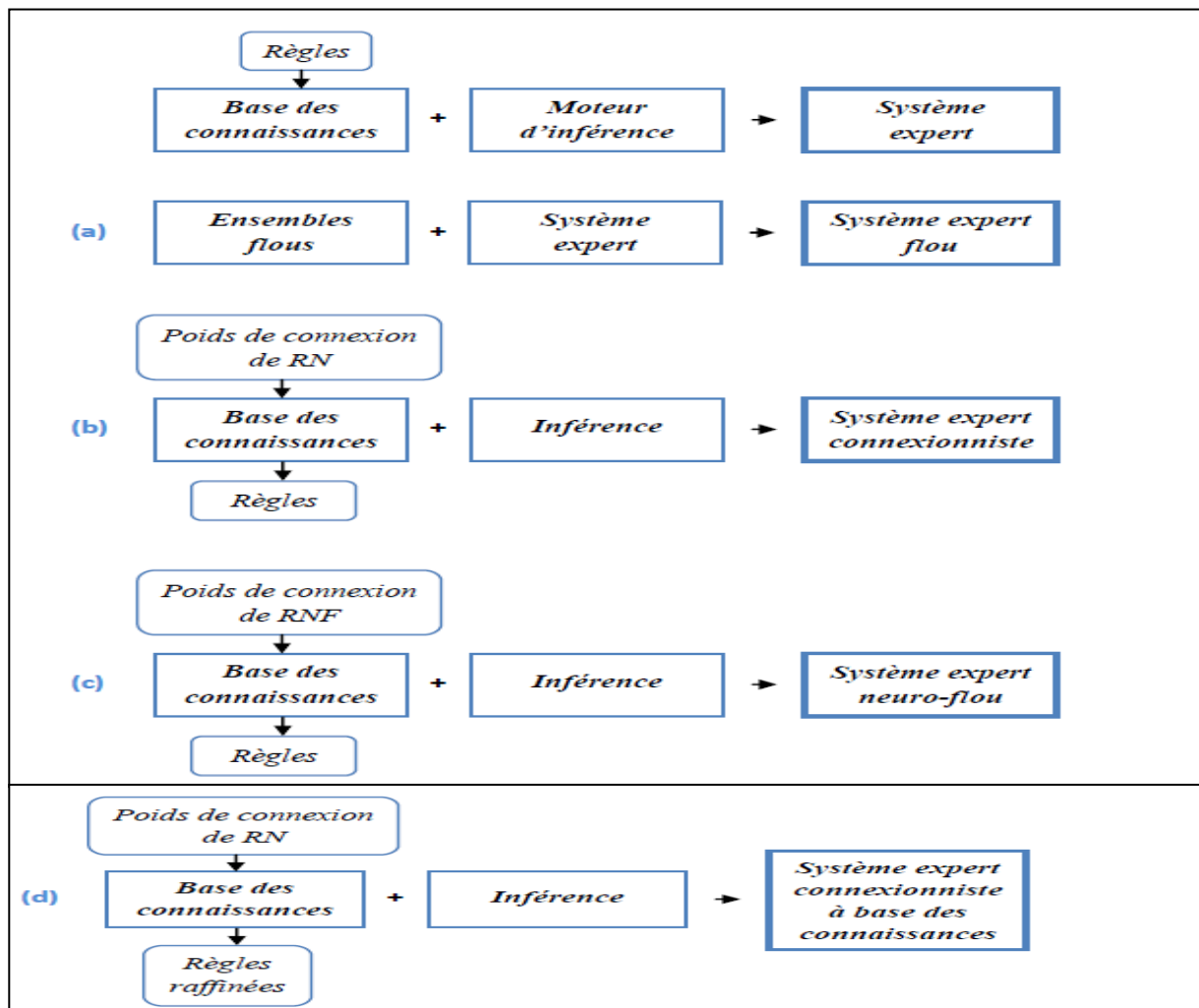


Figure.II.6. Les différents types des systèmes experts hybrides.

II.3. Structure de la prise de décision du diagnostic

Une structure pour la prise de décision du diagnostic doit être définie pour les modèles qualitatifs. En effet, pour ces modèles, l'information est très souvent représentée par des outils symboliques s'exposant à des problèmes d'explosion combinatoire et/ou de communication entre les différents composants d'un procédé. Le choix d'une structure dépend de la distribution de

l'information disponible : centralisée ou distribuée, et de la taille du procédé : simple ou complexe. Il existe donc trois grandes structures de prise de décision des méthodes de diagnostic : centralisée, décentralisée et distribuée.

La structure centralisée consiste à associer un modèle global du procédé avec un seul module de diagnostic, qu'on appelle "diagnostiqueur" (Figure II.7). Ce dernier collecte les différentes informations du procédé avant de prendre sa décision finale sur l'état de fonctionnement du procédé. Bien que performantes en terme de diagnostic, la structure centralisée est difficilement utilisable pour les systèmes de grande taille. En effet, la constitution d'un modèle global du procédé engendre très souvent des problèmes d'explosion combinatoire.

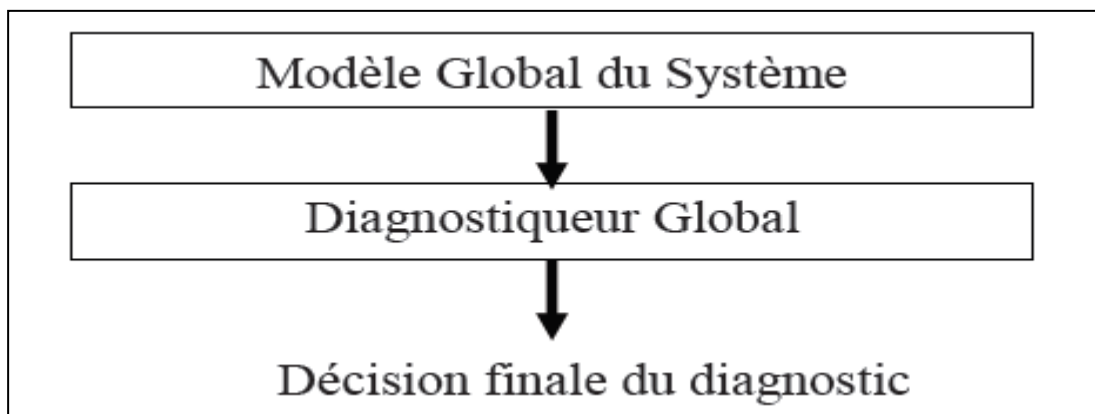


Figure II.7. Structure centralisée.

La structure décentralisée se base sur un modèle global du procédé à qui sont associés plusieurs diagnostiqueurs locaux indépendants (Figure II.8). Chaque diagnostiqueur reçoit les observations qui lui sont spécifiques et prend une décision locale en se basant sur ses observations locales. Cependant, cette structure implique des problèmes d'indécisions. En effet, certaines spécifications globales ne peuvent pas être représentées par un diagnostiqueur local. Afin de résoudre le cas d'indécision, chaque diagnostiqueur envoie sa décision locale à un coordinateur (ou superviseur) qui va gérer les différents problèmes d'ambiguïté entre les diagnostiqueurs et va prendre la décision finale [7].

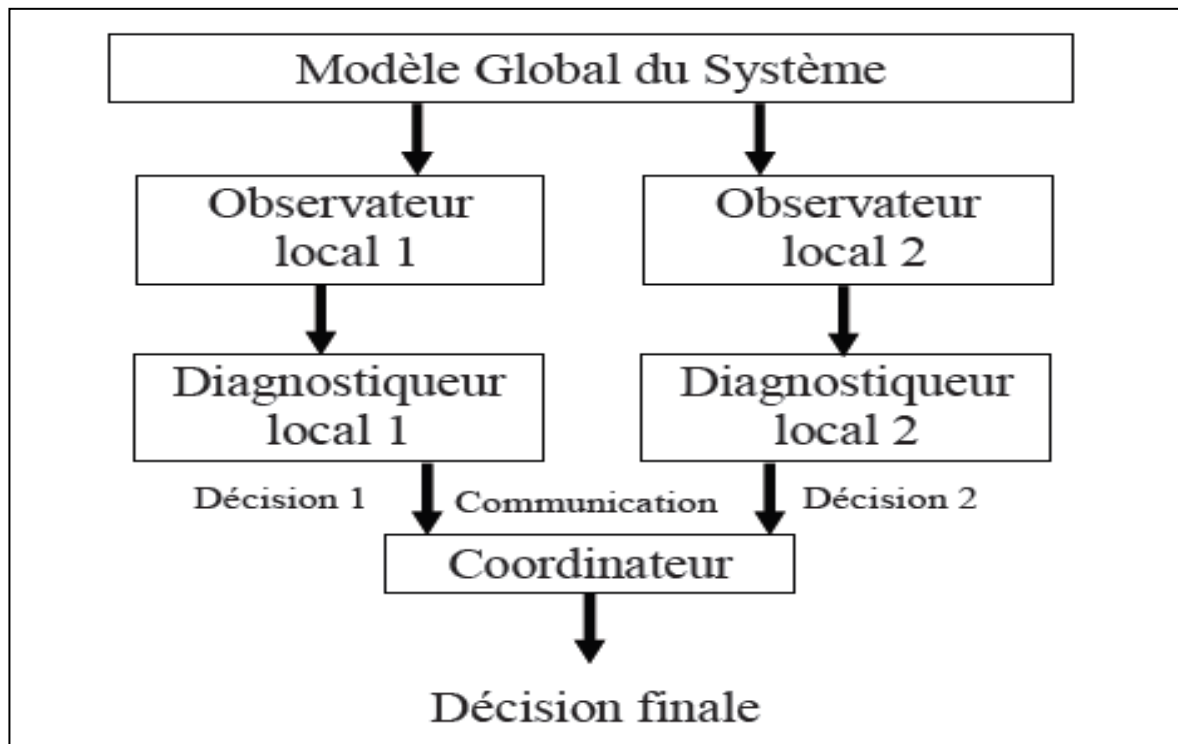


Figure II.8. Structure décentralisée, cas de deux diagnostiqueurs locaux.

Dans la structure distribuée, le procédé est modélisé à travers ses composants par plusieurs modèles locaux. Chacun étant associé à un diagnostiqueur local responsable de son composant (Figure II.9). Dans le cas de spécifications globales, un protocole de communication permet la communication directement entre les différents diagnostiqueurs afin de gérer les conflits décisionnels. Chaque diagnostiqueur prend sa décision en se basant sur sa propre observation locale et celle communiquée par les autres diagnostiqueurs locaux. Cette structure permet donc de s'affranchir de la construction d'un coordinateur mais implique une définition d'un protocole de communication entre les diagnostiqueurs parfois difficilement réalisable et engendrant des délais de communication plus important.

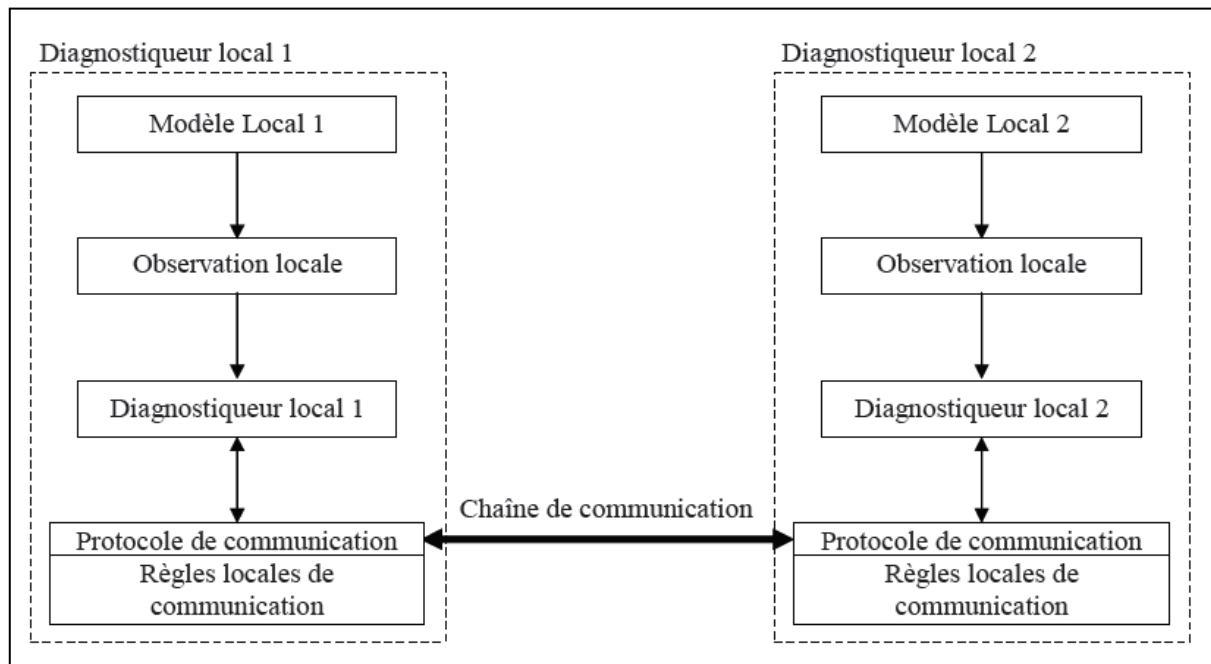


Figure II.9. Structure Distribuée, cas de deux diagnostiqueurs locaux.

II.4. Les différentes approches en diagnostic

On distingue deux approches principales dans la littérature en diagnostic [14] :

II.4.1. Méthodes reposants sur l'approche modèle

Des méthodes à base de modèle sont les plus utilisées chez les automaticiens, elle suppose une connaissance approfondie du système sous forme de modèle numérique (équation d'état). L'approche est basée sur l'analyse des résidus : valeurs –référence=résidus.

Le vecteur des résidus doit être nul en fonctionnement normal, la détection d'anomalies est réalisée en vérifiant le dépassement d'un seuil par les résidus (notion d'intervalle de confiance).

II.4.2. Méthodes reposant sur l'approche signal

Leur principe repose sur l'application des techniques de traitement numérique du signal sur des signaux captés (vibration, courant, vitesse, pression, température...).

Les outils de traitement du signal font appel à des méthodes statistiques, à des méthodes d'analyse fréquentielle ou bien à des méthodes de reconnaissance de forme.

II.5. Les méthodes de surveillance

Les méthodes de surveillance des défaillances utilisées dans les différents secteurs industriels sont très variées. Leur principe général consiste à confronter les données relevées au cours du fonctionnement réel du système avec la connaissance que l'on a de son fonctionnement

nominal ou de ses fonctionnements défaillants. La forme sous laquelle se présente la connaissance sur le système conditionne, les différentes méthodes utilisées en surveillance.

Ces dernières peuvent être classées en trois grandes familles :

- les méthodes de surveillance par modélisation fonctionnelle et matérielle ;
- les méthodes de surveillance par modélisation physique ;
- les méthodes de surveillance par analyse des signatures externes.

II.5.1. Les méthodes de surveillance par modélisation fonctionnelle et matérielle

Ces méthodes sont basées sur la modélisation du comportement des fonctions et matériels du système. Le principe de ces méthodes est d'établir des liens entre les causes initiales des défaillances et leurs effets. Parmi ces méthodes on cite l'arbre de défaillance. Elle permet d'identifier toutes les combinaisons qui mènent à l'apparition d'un événement unique indésirable. Les événements sont représentés sous formes d'arbre utilisant des fonctions logiques [9].

II.5.2. Les méthodes de surveillance par modélisation physique

Ces méthodes sont fondées sur la connaissance d'un modèle mathématique représentant le comportement dynamique d'un système continu. On peut citer la méthode du modèle. Cette méthode consiste à comparer les grandeurs déduites d'un modèle représentatif du fonctionnement des différentes entités du processus avec les mesures directement observées sur le processus industriel. La présence d'un écart fournira l'indication de la présence d'une défaillance. La profondeur du diagnostic fourni par cette méthode dépendra du degré de la finesse de la modélisation retenue.

II.5.3. Les méthodes de surveillance par analyse des signatures externes

Ces méthodes s'appliquent dans les situations où la modélisation des mécanismes reliant les causes des défaillances et des dégradations n'est pas techniquement modélisables. Elles sont basées sur le retour d'expérience. Parmi ces méthodes, nous citons la reconnaissance des formes.

Elle consiste à déterminer le degré de similarité entre des formes (ensembles de symptômes mis sous la forme d'un vecteur) observées sur le système et des formes obtenues préalablement par apprentissage.

II.6. Synthèse des approches de surveillance

Il existe trois approches pour implémenter un système de surveillance. Elles diffèrent par la place qu'elles donnent au module de surveillance par rapport au système de commande :

- Une surveillance intégrée à la commande.
- Une surveillance séparée de la commande.
- Une approche mixte, c'est-à-dire ; combinaison des deux approches précédentes.

Dans la première approche, le système de surveillance est intégré à la commande. Elle considère que les fonctionnements anormaux doivent être connus à l'avance et introduit dans le système de commande. Cela suppose une connaissance absolue de toutes les évolutions possibles du système. De plus pour le diagnostic, le système doit être capable d'associer à n'importe quelle défaillance les causes probables.

Dans la seconde approche, le système de commande et celui de la surveillance sont séparés. Toutes les fonctions de la surveillance seront séparées de la commande ; cette séparation a l'avantage de soulager la commande et de pouvoir utiliser des nouvelles techniques pour la surveillance (intelligence artificielle). Mais elle présente l'inconvénient de générer des conflits proviennent de la séparation entre les situations normales et anormales. En effet, ce qui est normal pour la surveillance ne l'est pas pour la commande.

L'approche mixte est un compromis entre les deux précédentes ; les fonctions de diagnostic et de décision sont séparées alors que les fonctions de détection et de reprise sont intégrées à la commande. Dans ce cas le système de commande définit le comportement dit normal, ainsi toute évolution non prévue dans ce modèle de commande sera alors considérée comme anormale.

L'avantage de cette approche réside dans le fait que la limite entre normal et anormal est établie dès que l'on spécifie le modèle de la commande [8].

- ❖ Pour la mise en place d'un système de supervision, trois fonctions doivent être prises en compte : la détection, le diagnostic et la reconfiguration, la surveillance du procédé traite les données disponibles en ligne, afin d'obtenir son état de fonctionnement. Dans la surveillance, on retrouve les fonctions de détection de défaillances et de diagnostic (figure II.10). De façon générale, la détection consiste en l'identification des changements ou déviations des mesures du procédé par rapport au fonctionnement normal, ce qui se traduit par la génération des symptômes. Le diagnostic consiste à déterminer quelles sont l'origine et/ou la (les) cause(s) qui ont pu engendrer le symptôme détecté. A ce stade, le système doit avoir la capacité de décider quand le procédé se trouve dans une situation de fonctionnement normal, et quand une action corrective doit être appliquée. Cette action

corrective correspond à l'étape de reconfiguration de la commande de façon à ramener le procédé dans un mode de fonctionnement normal [14].

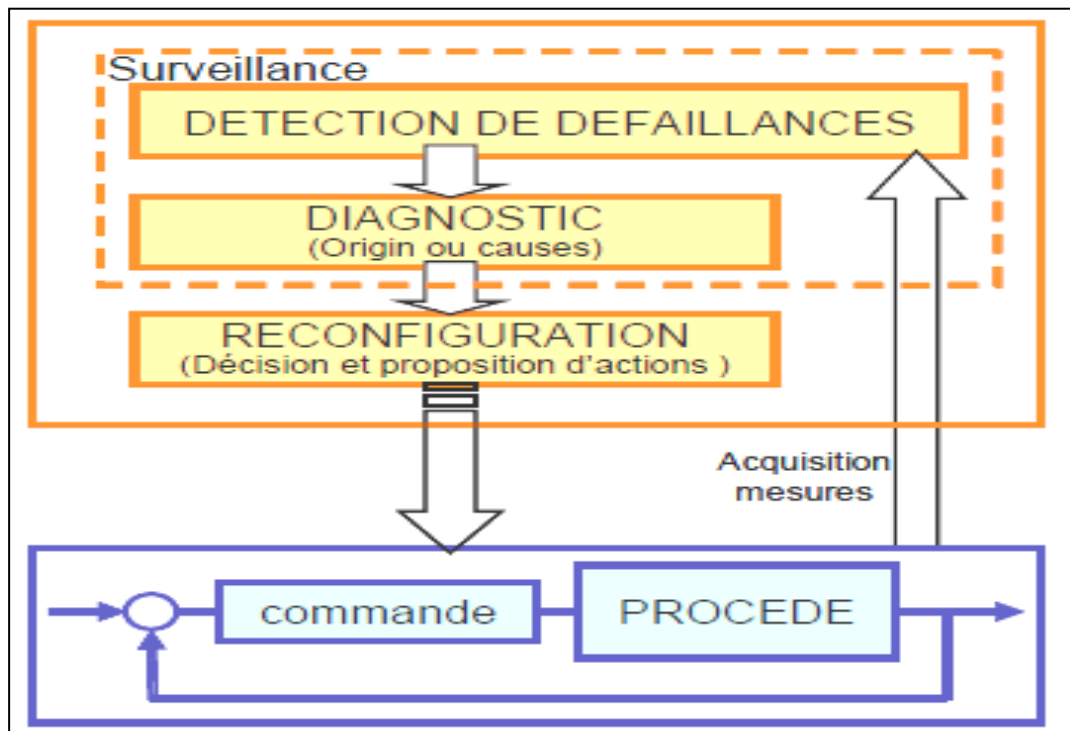


Figure II.10. Schéma générale de la surveillance.

II.7. Comparaison qualitative de quelques méthodes

Le tableau II.1 suivant représente la synthèse de quelques méthodes étudiées dans ce chapitre, il donne les avantages et les inconvénients de chaque méthode :

<i>Méthode</i>	<i>Connaissances utilisées</i>	<i>Avantages</i>	<i>Inconvénients</i>
- Système expert	- Connaissances des experts	- Rapide à exploiter	- L'extraction des connaissances est généralement difficile et longue - la mise à jour des connaissances est délicate
- Système à base de cas	- Connaissance déjà acquise	- La base de cas ne nécessite pas de session d'extraction de connaissances - La base de cas évolue constamment	L'efficacité de la méthode dépend de la qualité des cas déjà utilisés
- Système à	- Le modèle précis du	- Utilisable sur les systèmes jeunes, diagnostic logique	- Demande un modèle précis

base de modèle	système		- Les explications des diagnostics obtenus sont difficiles
- Réseaux de neurones	- Exemple de cas résolus	- Robuste - parallélisme	- Le choix de la topologie du réseau et des fonctions associées aux neurones est délicat

Tableau II.1. Comparaison qualitative de quelques méthodes étudiées.

II.8. Conclusion

L'utilisation des méthodes sans modèles pour la surveillance est très nécessaire, car la plupart des systèmes industriels sont des systèmes complexes, dont le modèle physique est difficile à trouver ou introuvable. Plusieurs méthodes sont utilisées dans le domaine de surveillance, mais jusqu'à maintenant, il n'existe pas une méthode universelle qui posséderait tous les avantages et aucun inconvénient.

Pour les méthodes de reconnaissance de forme, le diagnostic revient à identifier un mode de fonctionnement du processus qui reflète l'état de panne. En ce sens, la surveillance réalisée ne permet pas d'identifier formellement les causes du dysfonctionnement. Ces outils semblent donc mieux adaptés à la réalisation d'un module de détection « intelligente » dans une architecture complète de surveillance.

III.1. Introduction

Le développement de nombreux logiciels informatiques adaptés aussi bien aux très grands systèmes qu'aux plus petites. La compétence peut être améliorée par la formation des opérateurs de maintenance. Mais, il existe une limite à la formation qui est la capacité des hommes à l'absorber. Pour pallier à cette limite, on peut faire appel au domaine de l'intelligence artificielle et des systèmes experts. Ces systèmes sont considérés comme des multiplicateurs de compétences, permettent de disposer de l'essentiel des connaissances d'expert et d'y accéder d'une manière conviviale même si l'opérateur n'a pas toute la compétence du domaine.

Un système experts comme tout autre système de traitement de l'information, possède une structure de base inhérente avec ses différentes composantes ou périphériques et ses environnements et langages de programmation, basés sur les implantations matérielles et logicielles des systèmes d'information déjà existants, mais toutefois orientés sur les concepts de l'intelligence artificielle dont les systèmes de vision, les systèmes de traitement de la parole, les réseaux de neurones et la logique floue sont redevables[16].

III.2. Concepts et caractéristiques désirées du système de surveillance et diagnostic des pannes

III.2.1. Concepts de base

Le diagnostic des pannes est basé généralement sur les trois tâches suivantes [3] :

- Détection de la panne : C'est la détection de l'occurrence de pannes dans l'unité fonctionnelle de processus, qui mène à le dysfonctionnement totale ou partielle du système. Le but est de faire une décision binaire
- Localisation de la panne : L'isolation et la classification des différentes pannes, c'est-à-dire la détermination de l'endroit de la panne, pour identifier le composant défectueux du système.
- Analyse ou identification de la panne : Détermination de type, grandeur et la cause de la panne, et l'estimation de sa gravité.

III.2.2. Caractéristiques désirées pour un système de diagnostic des pannes

Un système de diagnostic des pannes doit préférablement vérifier quelques critères. Parmi les paramètres les plus importants on peut situer [3] :

- *Détection et diagnostic rapide* : Cette capacité de détection rapide des pannes peut influencer sur les performances de processus par la génération des fausses alarmes durant leur fonctionnement normal.

- **Localisation** : Montre la capacité d'un système de diagnostic de distinguer l'origine de la panne parmi plusieurs sources potentielles ou bien localiser l'élément défectueux parmi les différents composants de systèmes.
- **Identification des pannes** : Pour estimer la gravité, le type et la nature des pannes, qui sont utiles pour les tâches de diagnostic, l'identification des pannes est une tâche importante pour le pronostic des pannes ou pour une maintenance éventuelle.
- **Robustesse** : Un système de diagnostic efficace doit être robuste face aux bruits et aux incertitudes, car les performances doivent se dégrader au lieu de tomber directement en pannes.
- **Identification des nouveaux types de pannes** : Un outil industriel d'analyse des défaillances tel que AMDE et son extension AMDEC fournissent une masse importante d'informations sur les modes de défaillances, leur effet et impact sur le système ainsi que la probabilité de ces modes , où il ya la possibilité d'occurrence de nouvelles anomalies.
- **Identification de pannes multiples** : Cette propriété reflète la capacité d'un système de diagnostic d'identifier et classer correctement des pannes multiples apparues au même temps dans le système.
- **Facilité d'explication** : Le système de diagnostic des pannes doit être capable d'expliquer l'origine de la panne et comment elle est produite dans le système.
- **Adaptabilité** : Les conditions de fonctionnement de système se change à cause des perturbations externes et les changements de l'environnement.
- **Capacité de stockage et de calcul** : Les besoins de calcul et de stockage sont deux caractéristiques fondamentales pour n'importe quel algorithme réalisé pour une implémentation en temps réel. Durant la conception de système de diagnostic, il est nécessaire de prendre en considération le besoin en calcul et stockage comme des paramètres spécifique de l'application.
- **Estimation de l'erreur de classification** : L'estimation de l'erreur de classification est importante pour assurer la fiabilité du système de diagnostic. Cette propriété facilite le classement des pannes pour le système de diagnostic.
- **Nécessité de modélisation** : La modélisation pour le développement de système de diagnostic est un besoin important. Pour une réalisation simple et rapide de système de diagnostic réel, les efforts de modélisation doivent être le minimum possible [3].

III.3. Les systèmes experts

Les systèmes experts se rapprochent des comportements intelligents puisqu'ils peuvent, grâce au moteur d'inférence, générer des faits nouveaux. Par ailleurs, ils sont conçus pour être évolutifs. Les systèmes experts constituent la grande majorité des activités de l'IA [12].

III.3.1. Qu'est-ce qu'un Système Expert ?

Un système expert est un programme informatique qui utilise la connaissance, les faits et les techniques de raisonnement pour résoudre des problèmes dont la complexité exige l'application d'une expertise humaine appropriée. De tels programmes sont en général des programmes de haut niveau, conçus pour acquérir le savoir d'experts dans un domaine et le rendre disponible aux utilisateurs potentiels.

La connaissance dans un système expert est représentée à partir d'un ensemble de règles de bon jugement ou d'heuristiques sur l'état ou le comportement des éléments d'un domaine en particulier. Les règles en générale décrivent une condition suivie d'une implication de ladite condition. Les faits constituent l'éventail d'information sur lequel les experts dans un domaine partagent un avis commun. Ils peuvent prendre la forme d'une occurrence ou un événement, d'une structure de données qui fournit de l'information sur des valeurs de données obtenues, d'information pertinente à un cas en particulier etc. Dans la plupart des systèmes experts les faits prennent la forme d'une expression logique construite à partir de prédicats ou attributs, et de valeurs spécifiques qui leur sont associées. L'indice de performance d'un système expert s'évalue donc en termes de la taille et de la qualité de la connaissance qu'il possède [16].

Avec l'implantation des systèmes experts, on cherche en quelque sorte à remplacer un expert qui n'est pas disponible, à assimiler la connaissance et l'expérience de plusieurs experts, à fournir de l'expertise dans des projets qui n'ont pas le moyen d'assurer la présence d'un expert sur les lieux. D'innombrables bénéfices peuvent être associés à la conception et l'utilisation de systèmes experts. De façon plus détaillée ces derniers sont en mesure de :

- Rendre les avoirs intangibles en avoirs tangibles.
- De ne pas connaître d'impasse.
- Ils sont faciles à reproduire pour la distribution.
- Ils peuvent donner des conseils lorsqu'un expert humain n'est pas disponible.
- Ils peuvent remplir la tâche d'outil de formation.
- Ils standardisent la solution des problèmes.

III.3.2. Champ d'application et objectifs communs des systèmes experts

III.3.2.1 Champ d'application des systèmes experts

Les systèmes experts ont pour but de modéliser puis de simuler, dans un logiciel, le savoir ou le "savoir-faire" d'un expert humain dans un domaine donné. Leur champ d'application est vaste : il permettra par exemple d'aborder des problèmes pour lesquels :

- il n'existe pas de solution algorithmique connue, possible ou souhaitable,
- les connaissances mises en œuvre sont de nature intuitive,
- les connaissances mises en œuvre ne sont pas consignées explicitement par écrit,
- il existe de nettes différences de performance entre un individu moyen et un expert,
- les connaissances mises en œuvre sont de nature qualitative plutôt que quantitative,
- les connaissances mises en œuvre sont en évolution rapide et constante,
- la résolution implique des coûts élevés,
- la résolution se fait dans des conditions difficiles, voire stressantes,
- les données sont imprécises, voire incomplètes, ...

Le développement de plusieurs prototypes de systèmes experts est illustré dans la littérature. On peut extraire quelques classes des systèmes experts qui sont donnés dans le tableau suivant [3]:

Classe	Domaine d'application général
Configuration	Assemblage propre des composants d'un système d'une manière correcte.
Diagnostic	Inférence des pannes en se basant sur les symptômes observés.
Enseignement	Enseignement intelligent ou l'étudiant peut poser des questions de type Pourquoi ?, Comment ?, Quand ?, exactement comme en face d'un enseignant.
Interprétations	Explication de données observées.
Surveillance	Comparer les données observées avec les données désirées pour ajuster les performances.
Planification	Partager les actions pour l'obtention des résultats désirées.
Pronostic	Prédire les résultats d'une situation donnée.

Maintenance	Ordonner un traitement pour un problème spécifique.
Contrôle	Régulation d'un processus : faire une interprétation, diagnostic, surveillance, planification, pronostic et maintenance.

Tableau III.1. Champ d'application des systèmes experts.**III.3.2.2. Les objectifs communs des systèmes experts**

Les objectifs communs des systèmes experts sont :

- Capturer aisément les unités de savoir Faire.
- Exploiter l'ensemble des unités de Savoir-faire.
- combiner des règles pour inférer des connaissances telles que : jugements, plans, preuves, décisions, prédictions, nouvelles règles, ...
- Rendre compte de la manière dont les nouvelles connaissances ont été inférées.
- Supporter aisément la révision de l'ensemble des unités de Savoir Faire.

III.3.3. Structure de base des systèmes experts

Depuis leur apparition, les systèmes experts ont été construits de manières distinctes. Les différentes architectures existantes incluent des composantes différentes également. Toutefois, certaines composantes sont communes à la plupart des systèmes, à savoir [16]:

- Une base de connaissances.
- Un moteur d'inférence.
- Une interface usager.
- Un outil d'acquisition de connaissances.
- Un outil de formation autodidacte.
- Un outil d'explication.

Chaque composante peut être conçue de différentes manières. Une interface usager par exemple, peut faire appel à l'utilisation de menus, de fenêtres de dialogue, de graphiques et toute autre forme de transmission de données.

La classification des systèmes experts par rapport à leurs environnements de programmation se fait en tenant compte de deux aspects: le type d'application pour lesquelles ils ont été développés et leur convivialité. Du point de vue des applications, il existe trois types de systèmes:

- Ceux qui ont été conçus pour les applications en temps réel.
- Ceux qui ont été conçus pour les applications commerciales.
- Ceux qui ont été conçus pour les applications génériques.

Les systèmes conçus pour des applications en temps réel possèdent des interfaces appropriées pour lire, traiter et représenter des données qui parviennent de différentes sources dans un contexte réel (capteurs, systèmes d'acquisition de données etc.). Ils doivent être suffisamment rapides pour respecter les contraintes en termes de temps qui leur sont imposées.

Les systèmes dans les applications commerciales, quant à eux, possèdent des interfaces qui communiquent avec des applications commerciales existantes, comme c'est le cas des bases de données et les langages utilisés dans les applications de ce genre. Leur tâche principale consiste à représenter les données dans le format requis. Finalement, les systèmes développés pour les applications génériques sont utiles pour n'importe quel type d'application. Ils sont alors en mesure de représenter n'importe quel type de connaissances et ils possèdent à la fois les mécanismes nécessaires pour faciliter la programmation d'interfaces avec d'autres types d'applications, c'est à dire des langages de programmation, des bases de données et d'autres types de logiciels [16].

La convivialité est une propriété importante pour tout système. En général, la facilité d'utilisation pour l'utilisateur se traduit par une grande aisance dans le développement des applications (interfaces usager, interfaçage avec d'autres programmes etc.) et aussi par des résultats optimaux plus attrayants et plus puissants comme le langage LISP (list programming) et PROLOG (programming logic) qui sont les plus populaires dans le développement de systèmes experts.

III.3.3.1. Composantes du système expert

III.3.3.1.1. La base de connaissances

Une base de connaissance en principe contient une forme codée, le savoir-faire de haut niveau d'un expert sur un sujet en particulier. Une telle codification doit être nécessairement facile à lire et à comprendre. Le savoir est donc obtenu à partir d'un ou de plusieurs experts, il est emmagasiné sous forme de données inhérentes à la conception du système pour lequel il a été conçu. L'ensemble de ces données peut se répartir en deux grands volets : Le premier, une base de données relative à un domaine précis à l'intérieur de laquelle on retrouve des faits, le deuxième, une base de connaissances sous forme de règles relatives à l'état ou le comportement d'un objet en particulier.

Donc la base de connaissance est composée d'une base de règles qui modélise la connaissance du domaine considéré et d'une base de faits qui contient les informations concernant le cas traité [16].

III.3.3.1.2. L'interface usager

L'interface usager en soit, est une implantation logicielle visant à établir le protocole de communication entre le système expert et l'utilisateur de ce dernier. Par le biais de cette interface, l'utilisateur peut transmettre des faits inhérents au domaine d'application pour lequel le système a été conçu et il peut à la fois poser des questions au sujet du champ d'intérêt pertinent.

Quelques versions de système expert font l'acquisition du savoir à l'aide de l'interface usager, laquelle à la fois procure les outils nécessaires pour obtenir des réponses. Une telle variante d'interface usager prend le nom d'outil d'acquisition de savoir. Pour garder la trace des conseils et des consultations réalisées ainsi que des raisonnements suivis par le moteur d'inférence on fait appel à un outil d'explication. De cette manière, on peut interroger le système à n'importe quel moment du dialogue interactif, sur le cheminement suivi pour arriver à une conclusion. En dernier lieu, l'interface usager peut comprendre un outil de formation autodidacte. Il a comme rôle d'accepter les faits que le moteur d'inférence a développé et de les comparer avec ceux qui sont placés en mémoire dans la base de données du système. Si le nouveau fait ne s'y trouve pas, il peut être rajouté si l'utilisateur le décide, toutefois l'outil de formation tentera en principe de s'assurer que le fait soit compatible avec le domaine d'expertise pour lequel le système a été conçu [16].

III.3.3.1.3. Le moteur d'inférence

Interpréteur des règles, moniteur ou mécanisme d'inférence, celui-ci est la composante active d'un système expert. Il sélectionne des règles à partir de la base des connaissances et exécute les actions qui leur sont associées. Ce qu'on nomme en termes plus précis "déclencher" une règle. Deux facteurs essentiels distinguent les règles des énoncés conventionnels [16]:

- 1- L'énoncé conditionnel est exprimé sous forme de modèle plutôt que sous forme d'expression booléenne.
- 2- Le contrôle d'exécution n'est pas donné d'une règle à la suivante dans une séquence lexique, il est avant tout déterminé par le moteur d'inférence complètement à part.

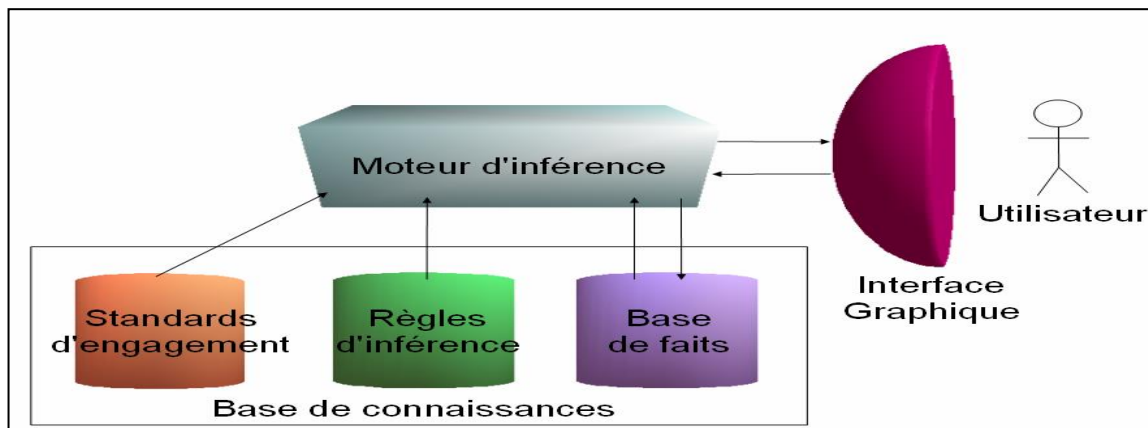


Figure III.1. Composants d'un Système Expert.

III.3.4. Principes de fonctionnement des systèmes experts

III.3.4.1. Propriété du moteur d'inférence

Le moteur d'inférence peut fonctionner selon deux modèles : le chaînage avant et le chaînage arrière [17].

III.3.4.1.1 Le chaînage avant

Le principe du chaînage avant est simple, il requiert l'accès aux prémisses (standards d'engagement) afin de déclencher les règles d'inférence adéquates définies par les métarègles. L'application des règles (évaluations) donnent des résultats, ceux-ci sont évalués (par les métarègles) afin de savoir si l'on a accédé à une solution finale potentielle. Si c'est le cas, on arrête, et cette solution est proposée si ce n'est le cas, la solution est quand même proposée à l'utilisateur. S'il la valide, la solution est enregistrée dans la base de faits comme solution, sinon comme simple résultat, et on continue dans le cas suivant. Si la solution est refusée, la solution est enregistrée dans la base de faits comme simple résultat et le moteur d'inférence tente d'y appliquer d'autres règles jusqu'à trouver une solution potentielle validée, ou jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de règle.

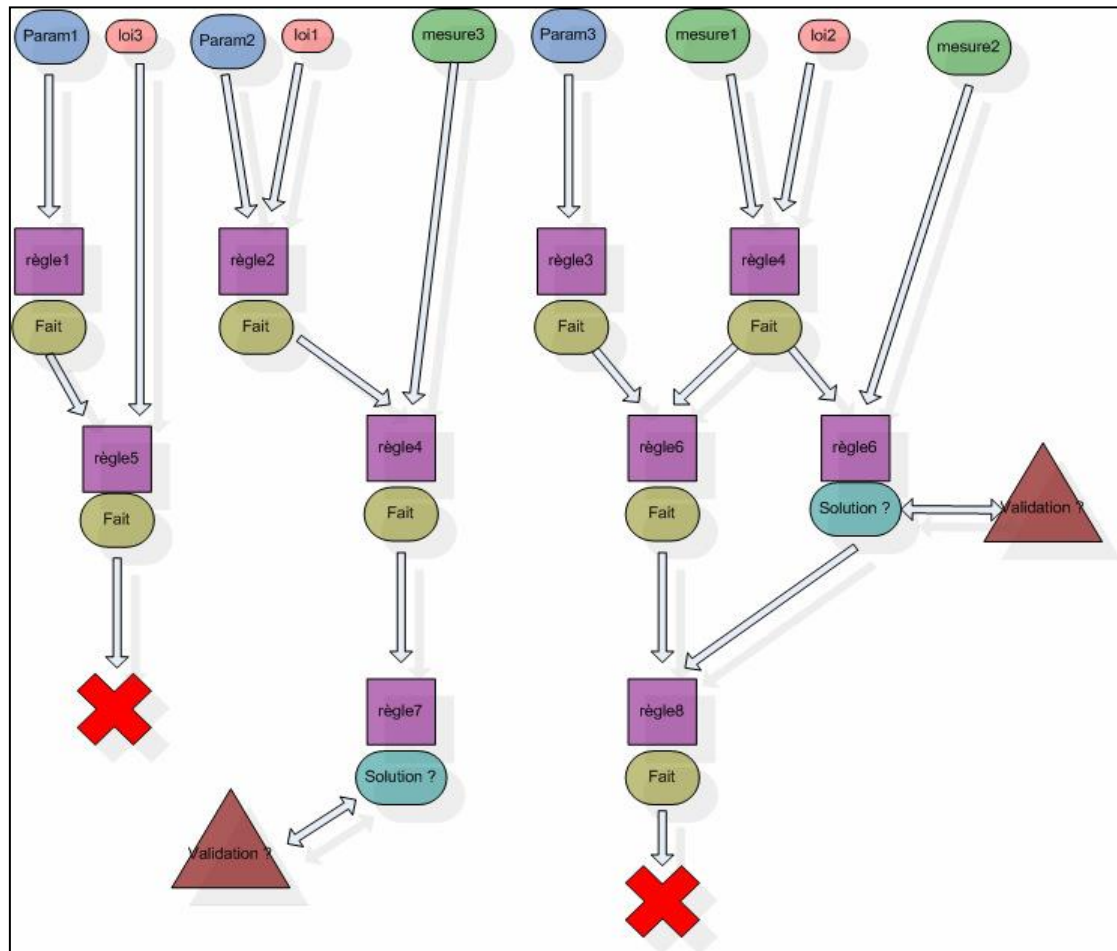


Figure III.2. Chaînage avant.

III.3.4.1.2. Le chaînage arrière

Le principe du chaînage arrière est plus compliqué, il s'agit dans ce cas de partir d'un effet ou d'une solution et de tenter de remonter la chaîne afin de déterminer les causes d'un effet (fait). La procédure est à partir d'un fait, de déterminer, grâce aux métarègles, les règles d'inférence qui auraient pu être à l'origine de ce fait et de déterminer les paramètres les plus probables. A partir de là, on analyse les paramètres :

- ✓ Si le paramètre est un fait enregistré dans la base de faits, c'est qu'il est le résultat d'une règle (évaluation). La procédure précédemment décrite est donc relancée.
- ✓ Si le paramètre n'est pas un fait de la base de faits, on en reste là.

On relève alors tous les faits et données retrouvés. Ils représentent les causes probables de la conséquence étudiée.

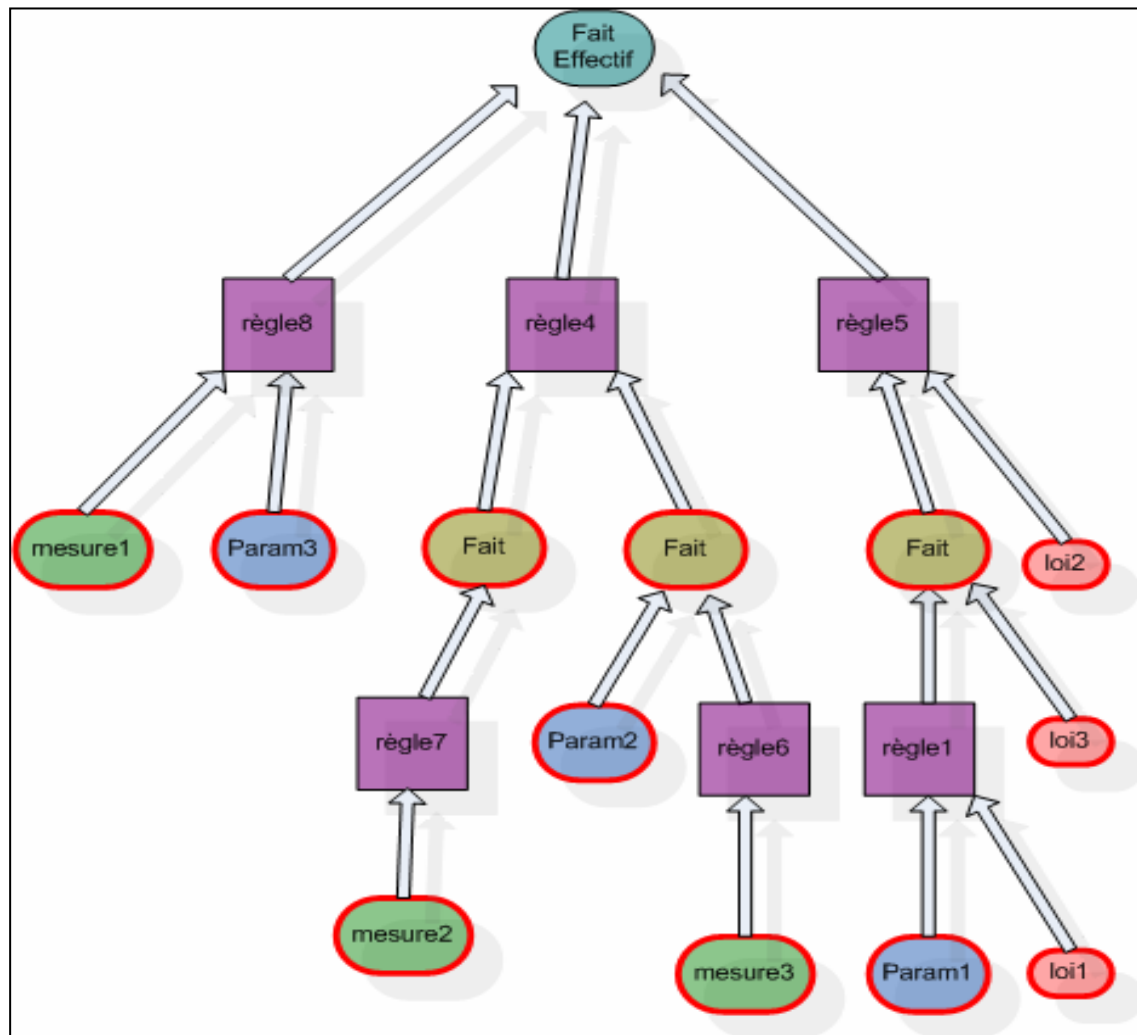


Figure III.3. Chaînage arrière.

III.3.4.1.3. Le chaînage mixte

Il existe un dernier mode de fonctionnement dit chaînage mixte qui combine les deux chaînages précédents. De prime abord, il fonctionne comme le chaînage avant avec pour but de déduire un fait donné. Cependant il applique un chaînage arrière sur chaque fait trouvé afin de déterminer les paramètres les plus probables et les plus optimisés. Ce mécanisme permet l'ouverture sur de nouvelles combinaisons encore non envisagées par les règles d'inférence et de déterminer les facteurs discriminants lors de la recherche d'une solution.

III.3.5. Cycle d'un système expert

Un système expert fonctionne selon un cycle en cinq temps [17] :

III.3.5.1 Engagement des paramètres

Dans un premier temps, le Système Expert doit obtenir les connaissances (de tout type: loi, paramètre, mesure, saisie utilisateur...) et l'objectif. Les métarègles font donc appel aux données.

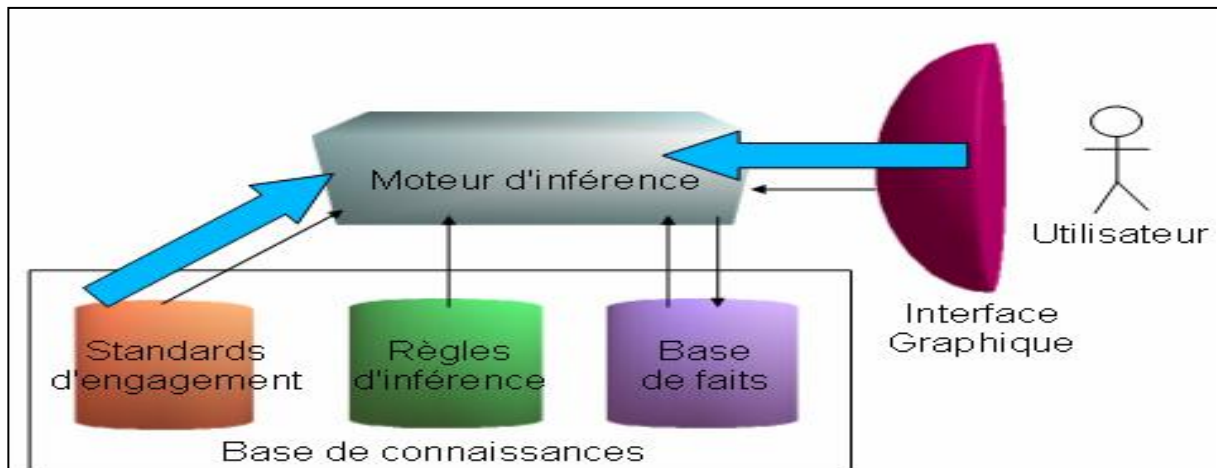


Figure III.4. Appel aux données par les métarègles.

Notant que chaque accès à la base de connaissances fait appel aux métadonnées qui régissent l'accès à ces données. Sachant que les métadonnées sont utilisées plusieurs fois à chaque engagement des paramètres, il est évident que leur implémentation est primordiale, notamment sur le plan algorithmique.

III.3.5.2. Application des règles d'inférence

Ensuite, les métarègles font appel aux règles d'inférence adéquates pour traiter les données courantes en fonction de l'objectif et les appliquent.

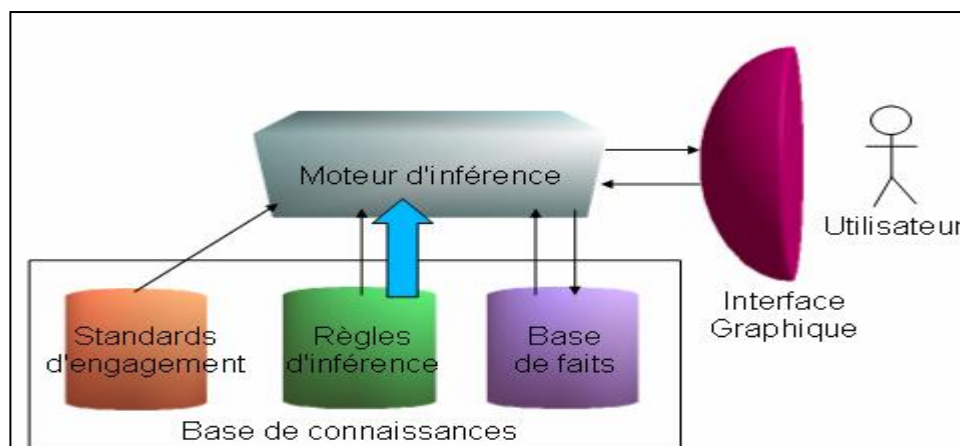


Figure III.5. Application des règles d'inférence.

III.3.5.3 Enregistrement des résultats

Dans un troisième temps, les résultats récupérés sont alors enregistrés dans la base de connaissances et les solutions potentielles renvoyées vers l'utilisateur pour validation.

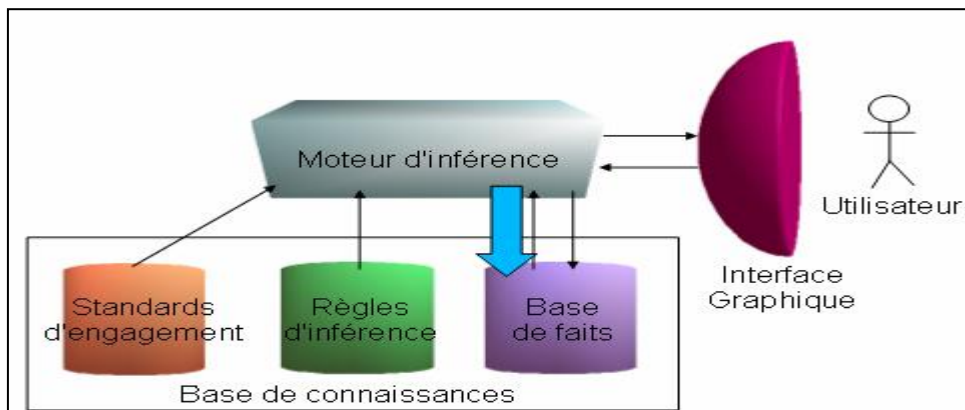


Figure III.6. Enregistrement des résultats.

III.3.5.4 Engagement des paramètres

Lors du prochain engagement de paramètres, les faits enregistrés sont rappelés par les métarègles.

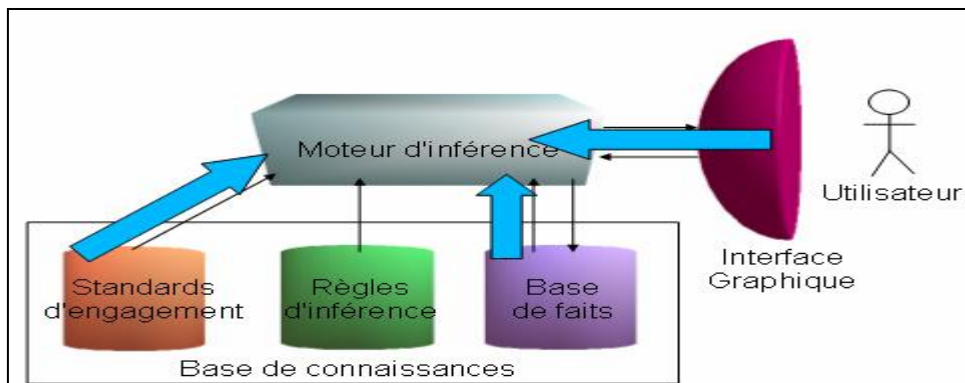


Figure III.7. Rappels des faits par les métarègles.

III.3.5.5. Rendu du résultat

Lorsqu'une solution potentielle est trouvée, elle est proposée à l'utilisateur qui la valide (ou pas). Elle est, dans ce cas, enregistrée comme solution validée dans la base de faits.

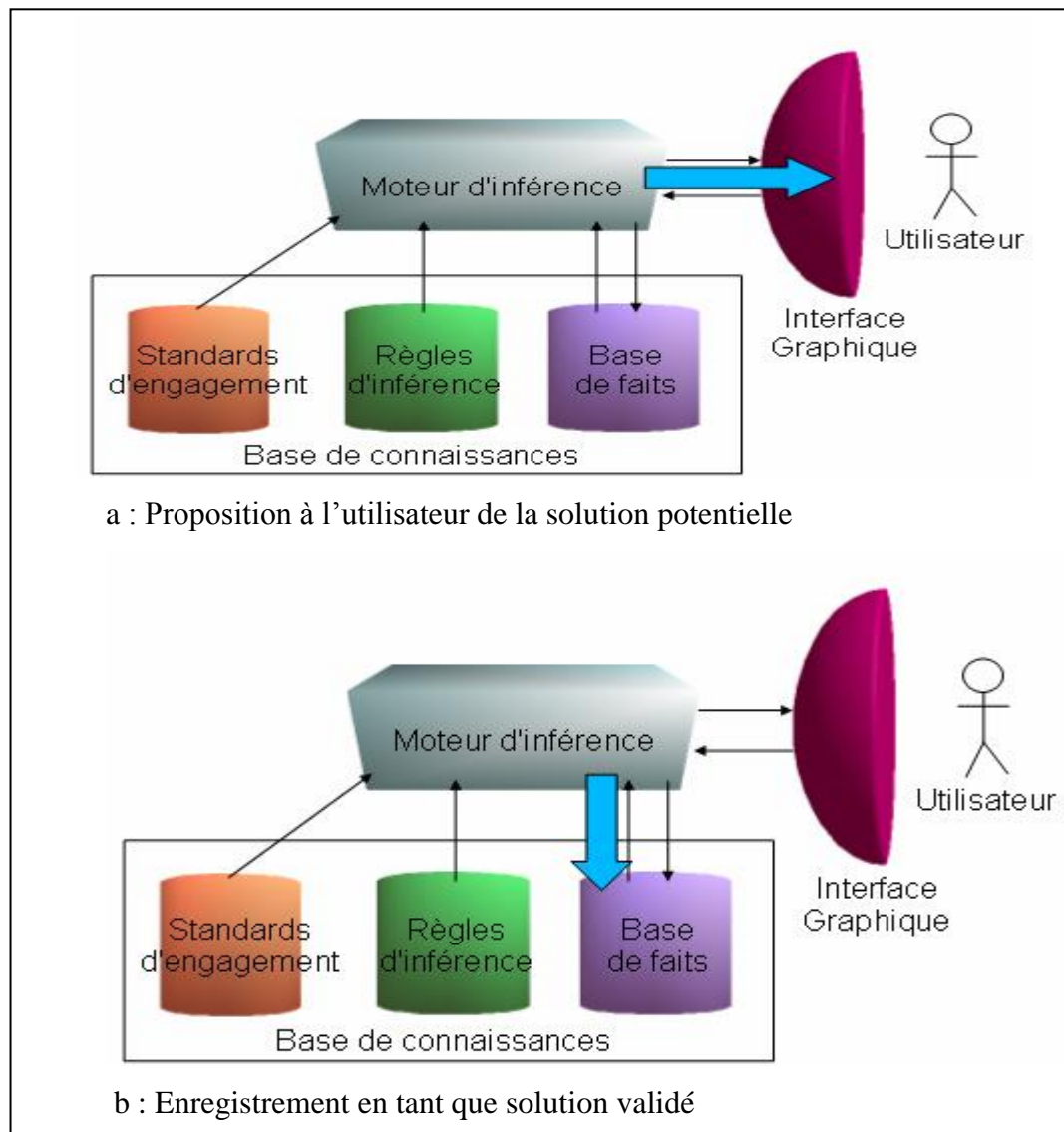


Figure III.8. Rendu du résultat.

III.3.6. la connaissance en système expert

III.3.6.1. Niveaux de connaissances

Il existe deux niveaux de connaissances :

- Connaissances de surfaces.
- Connaissances profondes.

Les connaissances de surfaces correspondent aux connaissances traitant d'un sujet très spécifique. Par exemple, une connaissance disant que dans le cas où le réservoir d'essence d'une auto est vide, cette auto ne démarrera pas. Ce niveau de connaissance limite grandement la capacité du système à donner des explications à l'utilisateur, et de plus, il apparaît bien souvent insuffisant pour des problèmes plus complexes.

Les connaissances profondes correspondent aux connaissances très détaillées sur un sujet. Cela inclut les émotions, le « bon sens », l'intuition, etc. Ce niveau de connaissances est très

difficile à informatiser, voire jusqu'à maintenant impossible. Cependant, il est possible de choisir un niveau de connaissances plus profond que pour les connaissances de surfaces, un niveau intermédiaire entre les deux [18].

III.3.6.2. Catégories de connaissances

On peut aussi classifier les connaissances en trois grandes catégories :

- Connaissances déclaratives
- Connaissances procédurales
- Méta connaissances

Les connaissances déclaratives servent à définir des faits, ce que sont les choses. Cette catégorie de connaissances est considérée comme étant du niveau des connaissances de surfaces. Ce sont habituellement les premières connaissances à acquérir dans le processus d'acquisition de connaissances [18].

Les connaissances procédurales servent à représenter de quelle manière les éléments interagissent dans plusieurs circonstances. Les règles de décision sont le type de connaissances que l'on retrouve le plus souvent dans cette catégorie, ce type de connaissances sert à savoir de quelle manière utiliser les connaissances déclaratives, comment y faire de l'inférence.

Les métas connaissances servent à raffiner les connaissances générales sur le domaine d'expertise.

III.3.6.3. Acquisition des connaissances

L'acquisition des connaissances est l'une des étapes importantes pour le développement d'un système expert. C'est l'étape qui aide le cognitif pour créer la base de connaissances.

La réussite d'un système expert dépend de la qualité des connaissances acquises, ainsi que de leur bonne représentation dans la base. Le processus d'acquisition des connaissances se fait soit manuellement ou bien d'une manière automatique. En mode manuel, le cognitif reçoit les connaissances à partir d'un ou plusieurs experts de domaines. En mode automatisé, un système d'apprentissage automatique est utilisé pour l'acquisition et la construction de la base. L'un des grands problèmes d'acquisition des connaissances d'une manière manuelle est que l'expert souvent n'arrive pas à bien transférer son savoir-faire malgré qu'il puisse facilement résoudre un grand problème de son domaine [3].

III.3.6.4. Techniques d'acquisition de connaissances

Plusieurs techniques sont utilisées pour l'acquisition des connaissances parmi lesquelles on peut citer [3]:

III.3.6.4.1. Acquisition manuelles

- **Interviews :** L'interview est la méthode la plus utilisée pour l'acquisition des connaissances de l'expert. Avec une méthode non structurée, le cogniticien discute avec l'expert du domaine sur son raisonnement face à un problème. L'expert peut expliquer le processus de raisonnement soit verbalement ou bien en combinaison avec l'exécution de la tâche. L'ingénieur de connaissance sauvegarde toutes les informations nécessaires et pose des questions pour rassembler plus d'informations concernant les approches suivies par l'expert pour résoudre le problème.

L'interview non structurée au début de la phase d'acquisition est importante afin d'acquérir une masse importante d'informations. Ensuite, une interview structurée est utilisée pour extraire des informations spécifiques concernant les techniques particulières de raisonnement de l'expert.

- **Interprétation de la tâche et de protocoles :** L'observation de l'expert humain dans sa tâche de résolution de problème peut être productive pour acquérir des informations. Les tâches préliminaires observées doivent être habituelles et simples pour que le cogniticien prenne une vision globale sur le raisonnement de l'expert. En plus, il faut donner le courage à l'expert pour penser à haute voix face à un problème. Le processus doit être enregistré en audio ou bien en vidéo pour obtenir une vision correcte du raisonnement de l'expert. L'enregistrement peut être analysé ensuite par l'ingénieur de connaissance. Dans cette méthode, l'étude des actions de l'expert appelée aussi analyse des contrôles.
- **Brainstorming :** Brainstorming est une méthode de génération de nouvelles idées. Dans le brainstorming, une équipe des experts se regroupe pour discuter ensemble les alternatives de résolution des problèmes de décision. Les membres de discussions peuvent être de différents services, chacun à son expertise et son raisonnement. Cette combinaison aide à créer un espace de discussion pour générer de nouvelles idées. Un chef d'équipe est nécessaire pour la direction des discussions. En plus, il guide la procédure d'établissement des idées, et demande la participation de tous les membres. Après la présentation des idées, une discussion est ouverte pour accepter, refuser ou ajouter des idées.

III.3.6.4.2. Acquisition automatisée

L'acquisition manuelle est difficile à cause des deux raisons. Premièrement, le cogniticien doit rester en contact avec l'expert pendant une période considérable, qui peut être hors les heures de travail. Deuxièmement, l'expert lui-même dans plusieurs cas n'arrive pas à bien

présenter les connaissances. Cependant, ces deux difficultés pour l'acquisition des connaissances peuvent être la raison pour l'automatisation de l'acquisition des connaissances.

La figure III.9 illustre l'obtention des connaissances d'une manière automatique.

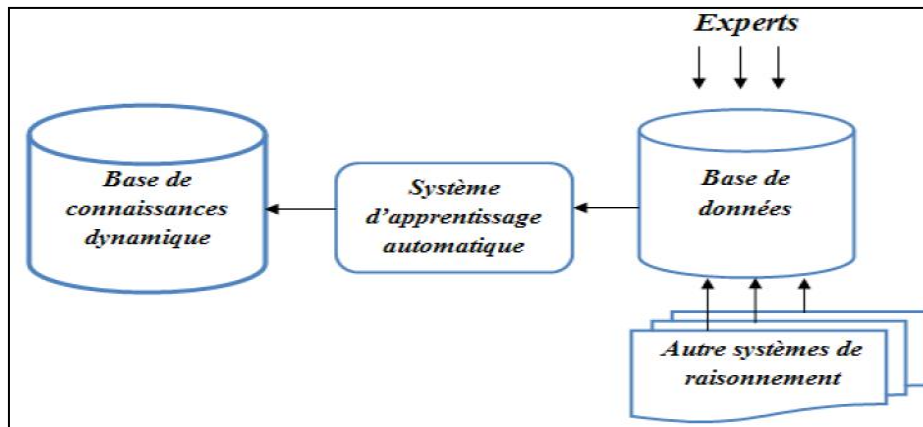


Figure III.9. Acquisition automatique des connaissances.

La base de données de la figure III.9 est construite à l'aide des experts ou d'autres systèmes de raisonnement. L'approche d'apprentissage utilise ces données pour construire des nouvelles connaissances. Les connaissances acquises sont transférées vers la base de connaissance pour une utilisation future et la base est appelée *base de connaissances dynamiques*.

Dans quelques systèmes, il est nécessaire de raffiner la base de connaissance pour respecter les paramètres définis pour la base. En plus, les paramètres des règles de la base de connaissances sont redéfinis en prenant compte les facteurs de certitude estimés de l'historique des cas. Cette étape de raffinement de la base de connaissance est présentée sur la figure (III.10.)

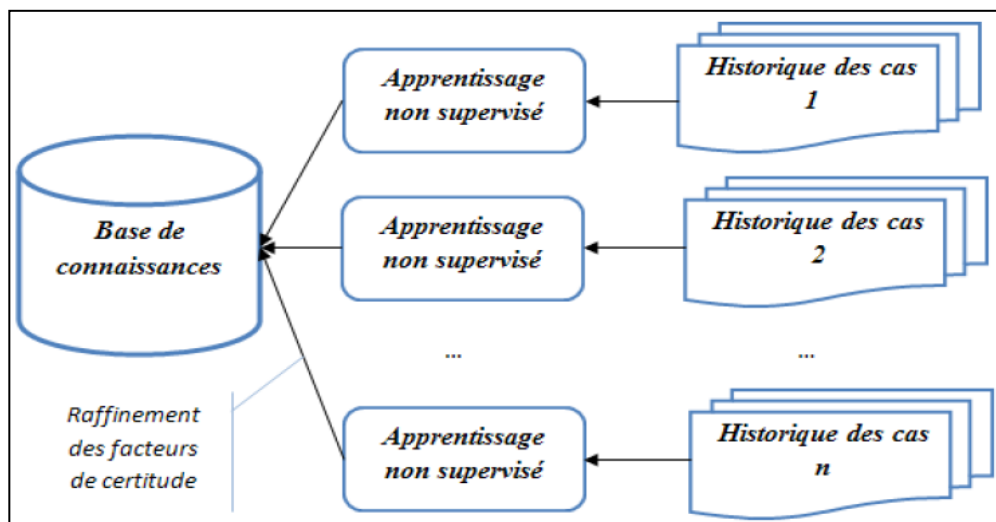


Figure III.10. Raffinement des paramètres de base de connaissance.

La figure (III.10) présente une méthode pour l'estimation automatique de quelques paramètres dans un système expert. Le facteur de certitude de connaissance est raffiné selon les

valeurs initiales et l'inférence de l'état progressif des n cas historiques. Dans le cas où les n problèmes sont similaires, il est préférable que quelques règles de connaissance appartiennent à deux ou plusieurs bases de connaissances. Donc le facteur de certitude d'une règle commune peut avoir des valeurs différentes dépendamment de la base de connaissance choisie.

III.4.L'intelligence artificielle

- **Définition et but :** Les SE font partie du vaste domaine de l'intelligence artificielle (IA), il n'est pas facile de cerner cette activité en constante évolution et même de définir exactement l'IA. Cette appellation, fortement controversée parce que prétentieuse, se justifie pourtant en remontant aux origines de l'IA. En effet, l'objectif des premiers chercheurs était réellement de concevoir des «machines intelligentes», capables d'imiter l'homme dans ses tâches intellectuelles les plus complexes. Ayant compris très vite les limites de ces ambitions, leurs successeurs, sans revenir sur le vocable, ont poursuivi les travaux en s'orientant aujourd'hui vers la recherche de nouvelles techniques informatiques (en soft ou hard) en programmation ou en matériel) telles que les SE, les langages objets ou les machines LISP dédiées à la programmation symbolique. L'IA est finalement une branche de l'informatique dont le but est de réaliser des systèmes intégrant un grand nombre de connaissances et de traitements. Dans tous les secteurs d'activité les techniques de l'IA tendent à élargir le champ d'action des ordinateurs en leur donnant la possibilité de voir, entendre, raisonner, parlé, agir...[19].

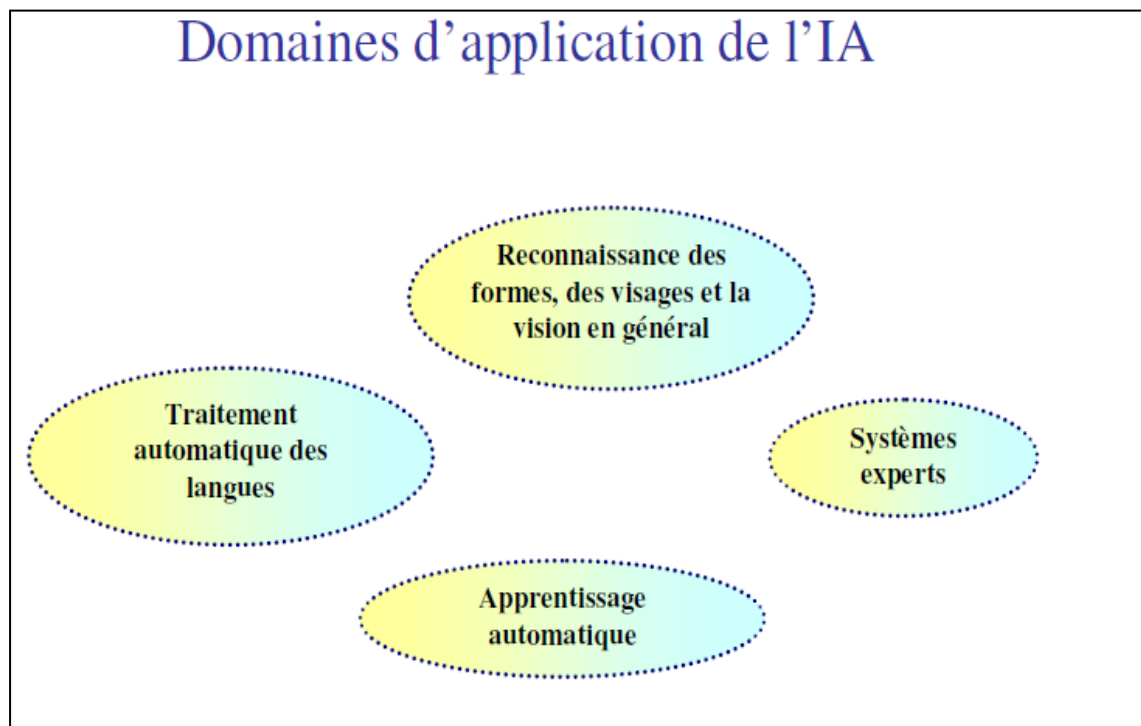


Figure III.11. Domaines d'application de l'intelligence artificielle.

III.5. Surveillance par l'intelligence artificielle

Concernant cette catégorie de méthodes, une première approche consiste à considérer le diagnostic par reconnaissance de forme suivant une approche probabiliste, une approche floue ou une approche neuronale. Compte tenu du nombre et de la diversité des travaux réalisés en diagnostic en l'absence de modèle du procédé, cette classification des méthodes en l'absence de modèle du procédé est quelque peu réductrice.

On trouve dans la littérature des classifications reflétant de manière plus juste les différentes approches sans modèle du procédé. Ces méthodes s'appuient largement sur les techniques de l'IA et font appel à des connaissances symboliques, familières ou au moins partageables par l'opérateur. En effet, l'utilisation de l'IA permet de pallier la complexité des systèmes à diagnostiquer. De plus, d'une manière générale, l'IA est relativement bien adaptée aux problèmes du diagnostic. En effet, l'IA peut se caractériser par la capacité à traiter [7]:

- une grande quantité d'informations,
- des données non homogènes (numériques/symboliques),
- des données dépendant du contexte,
- des données incomplètes.

Globalement, ces méthodes seront regroupées sous l'expression : "*Méthodes par modélisation symbolique*". On distingue donc parmi les méthodes symboliques, les méthodes à base de modèles comportementaux, les méthodes de reconnaissance de formes et les méthodes à base de modèles explicatifs.

III.5.1 Outils statistiques de reconnaissance de formes

La première technique présentée est une technique classique de discrimination basée sur les probabilités. Cette technique peut se montrer insuffisante car elle suppose une connaissance a priori de tous les états de fonctionnement et ne prend pas en compte l'évolution du système.

Le formalisme général de ces techniques de reconnaissance des formes est de devoir décider de l'appartenance de tout vecteur forme d'entrée à un certain nombre de classes (formant un monde fermé- toutes les classes sont supposées connues- ou un monde ouvert – une classe est réservée au rejet en distance, correspondant aux évènements inconnus). La classe de rejet en distance est indispensable afin de combler le manque d'information sur le problème. Cette classe représente donc le mélange de toutes les autres classes non identifiées par l'utilisateur. Ce concept présente un intérêt fondamental dans le domaine de la surveillance. En effet, dans ce domaine précis, on recherche d'avantage des outils capables de dire « je ne sais pas » que de donner une mauvaise réponse [7].

III.5.1.1. Raisonnement à partir de cas

Le raisonnement à partir de cas est une approche récente pour résoudre et apprendre des problèmes. Il correspond à la résolution d'un nouveau problème en se rappelant d'une situation précédente similaire et en réutilisant les informations et les connaissances de cette situation. Il constitue donc une méthodologie pour modéliser le raisonnement et la pensée humaine ou pour développer des systèmes intelligents [4].

Le raisonnement à partir de cas recouvre un ensemble de méthodes de résolution de problèmes à partir d'expériences passées plutôt qu'à partir de connaissances générales comme le raisonnement à partir de règles.

Le RàPC constitue donc un processus cyclique pour la résolution de problèmes. Dans ce processus, on identifie les phases suivantes :

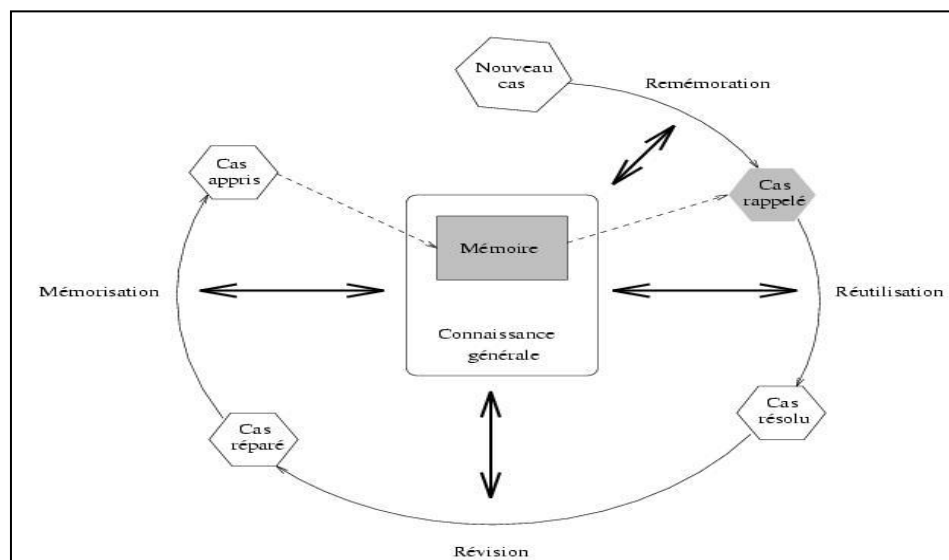


Figure III.12. Cycle du raisonnement à partir de cas.

Un nouveau problème ou cas est résolu en se rappelant (*remémoration*) des cas similaires déjà pré analysés et stockés dans la mémoire. La solution trouvée est ensuite adaptée (*réutilisée*) au nouveau problème. Le nouveau cas est ensuite *révisé* ou réparé (par l'expert ou par l'utilisation de la connaissance générale du système). Ce nouveau cas peut aussi être appris au système (*mémorisation*) comme nouvelle expérience [7].

Le RàPC s'articule donc autour d'une base de connaissance qui contient deux parties :

- ✓ la *connaissance générale*, souvent représentée par une base de règles et qui peut intervenir dans toutes les phases du RàPC,
- ✓ la *mémoire*, qui contient les cas et les structures nécessaires qui constituent l'expérience du système; elle est utilisée lors des phases de remémoration et de mémorisation.

III.5.1.2. Reconnaissance de formes par réseaux neuronaux

Les réseaux de neurones sont des outils capables d'effectuer des opérations de perception, classification et prédiction. Leur fonctionnement est basé sur les principes de fonctionnement des neurones biologiques. Leur principal avantage par rapport aux autres outils est leur capacité d'apprentissage et de généralisation de leurs connaissances à des entrées inconnues [7].

Une des qualités de ce type d'outil est son adéquation pour la mise au point de systèmes de surveillance modernes, capables de s'adapter à un système complexe avec reconfigurations multiples. Les réseaux de neurones peuvent être également implémentés en circuits électroniques, offrant ainsi la possibilité d'un traitement temps réel.

Leur utilisation est principalement guidée par leurs propriétés suivantes:

- capacité d'apprentissage ;
- capacité de généralisation ;
- parallélisme dans le traitement (rapidité de traitement) ;
- adaptés aux non-linéarités des systèmes.

Chaque neurone réalise une fonction simple (fonction linéaire, linéaire par morceaux, fonction à seuil, sigmoïde, gaussienne), les propriétés globales de l'outil émergeant de sa structure. Toutes les caractéristiques des réseaux de neurones sont exploitées à travers la propriété principale des réseaux de neurone qu'est l'apprentissage. En effet, les mécanismes d'apprentissage sont à l'origine des capacités de résolution de problèmes des réseaux neuronaux. Cet apprentissage permet de configurer les poids synaptiques ainsi que les fonctions d'activation afin d'adopter un comportement désiré. Deux types d'apprentissages sont utilisés : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé.

- **Apprentissage supervisé** : Permet de déterminer les poids synaptiques à partir d'exemples étiquetés auxquels un expert a associé des réponses du réseau. Les paramètres du réseau sont donc modifiés de manière à minimiser l'erreur entre la sortie cible (fournie par l'expert) et la sortie réelle du réseau.
- **Apprentissage non supervisé** : Les données fournies en entrée ne contiennent pas d'information sur la sortie désirée.

L'apprentissage est réalisé à l'aide de règles qui modifient les paramètres du réseau en fonction des exemples fournis en entrée.

Les architectures les plus utilisées pour ces problèmes de surveillance des systèmes industriels sont le Perceptron Multicouches (PMC ou MLP pour Multi layer Perceptron) et le Réseau à Fonctions de base Radiales (RFR ou RBF pour Radial Basis Function).

La figure suivante montre l'architecture générale d'une application de surveillance par reconnaissance des formes avec réseaux de neurones. L'expert humain joue un rôle très important dans ce type d'application. Toute la phase d'apprentissage supervisé du réseau de neurones dépend de son analyse des modes de fonctionnement du système. Chaque mode est caractérisé par un ensemble de données recueillies sur le système. A chaque mode on associe une expertise faite par l'expert. Cette association (ensemble de données - modes de fonctionnement) sera apprise par le réseau de neurones. Après cette phase d'apprentissage, le réseau de neurones passe en phase de classification, dans laquelle il associera les classes représentant les modes de fonctionnement aux formes d'entrée caractérisées par les données du système [4].

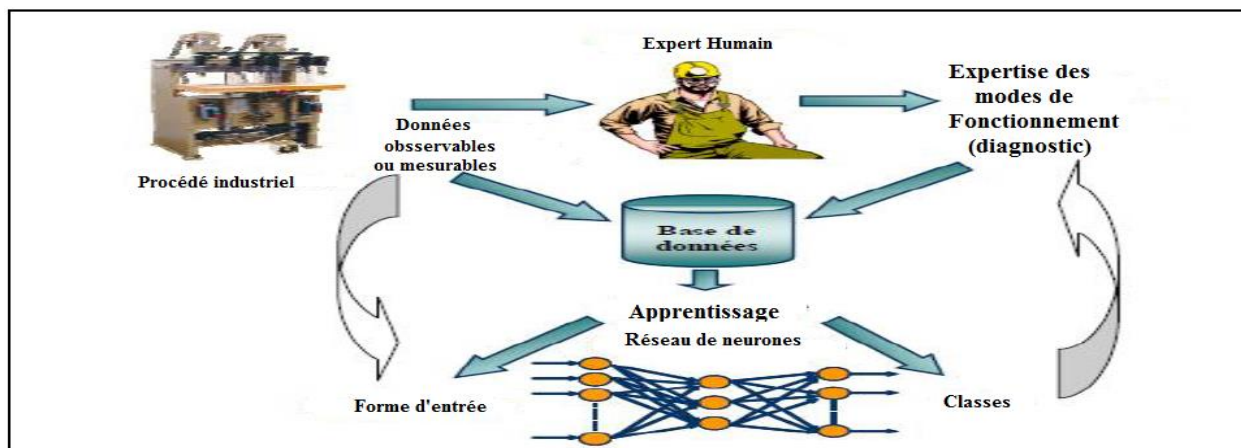


Figure III.13. Reconnaissance des formes par réseau de neurones.

III.5.1.3. Reconnaissance de formes par logique floue

La logique floue permet de formaliser la représentation et le traitement de connaissances imprécises ou approximatives. Elle offre la possibilité de traiter des systèmes d'une grande complexité dans lesquels sont, par exemple, présents des facteurs humains. Elle intervient dans la manipulation de connaissances imparfaites. Son utilisation dans des domaines tels que l'aide à la décision ou le diagnostic semble donc naturelle dans la mesure où elle fournit un outil puissant pour assister de façon automatique à des actions humaines, naturellement empreintes d'imprécisions. La logique floue est ainsi considérée comme le seul cadre dans lequel on peut traiter des imprévus et des incertitudes, qui autorise également le traitement de certaines incomplétudes, et le seul cadre dans lequel on peut traiter des connaissances numériques et des connaissances exprimées symboliquement par des qualifications du langage naturel [7].

Les applications de la logique floue sont extrêmement nombreuses et variées. Les plus courantes sont la commande floue, les systèmes experts flous, le raisonnement à partir de cas et la reconnaissance floue de formes. Dans le cadre de la surveillance et du diagnostic, on trouve principalement les systèmes experts, le raisonnement à partir de cas et la reconnaissance de

formes. Dans ces différents contextes (aide au diagnostic, aide à la décision), l'expert humain exprime des connaissances ou des données dans un langage naturel fondamentalement imprécis; la logique floue permet donc d'une part de prendre en compte les imprécisions inhérentes aux données et d'autre part de rendre compte de l'expression des règles qui permettent de formuler un diagnostic ou de déterminer une action.

III.5.1.4. Les réseaux neuro-flous

Les réseaux neuro-flou sont nés de l'association des réseaux de neurones avec la logique floue, de manière à tirer profits des avantages de chacune de ces deux techniques. La principale propriété des réseaux neuro-flous est leur capacité à traiter dans un même outil des connaissances numériques et symboliques d'un système. Ils permettent donc d'exploiter les capacités d'apprentissage des réseaux de neurones d'une part et les capacités de raisonnement de la logique floue d'autre part. Différentes combinaisons de ces deux techniques d'intelligence artificielle existent et mettent en avant des propriétés différentes. On peut identifier les combinaisons suivantes [7]:

- Réseau flou neuronal
- Système neuronal/flou simultanément
- Modèles neuro-flous coopératifs
- Modèles neuro-flous hybrides

Dans des applications de diagnostic, on trouve principalement des modèles neuro-flous hybrides, pour lesquels réseau de neurones et système flou sont combinés de manière homogène. Une définition d'un tel système neuro-flou est : « Un système neuro-flou est un réseau de neurones qui est équivalent à la structure d'un système flou. Les entrées/sorties du réseau ainsi que les poids sont des nombres réels, mais les nœuds implémentent des opérations spécifiques aux systèmes flous. En d'autres termes, un système neuro-flou peut être vu comme un système flou pour lequel les opérations sont implémentées de façon parallèle par un réseau de neurone ».

On retrouve principalement deux utilisations des réseaux neuro-flous en surveillance. Ces utilisations reposent la plupart du temps sur l'étude des résidus qui sont générés par différence d'un signal estimé donné par un observateur neuro-flou avec les valeurs réelles du signal. Ces résidus sont ensuite classés et évalués (toujours par un système neuro-flou). Le neuro-flou intervient donc dans ces deux étapes du diagnostic, l'idée étant d'obtenir un classificateur de défauts interprétable. Pour établir formellement un diagnostic, il faut interpréter les résidus pour remonter jusqu'au défaut concerné, les résidus permettant la détection de l'état de panne. Pour ce faire, l'utilisation du classificateur neuro-flou doit permettre d'identifier sans ambiguïté le type de défaut, compte tenu de la valeur des résidus.

Les réseaux neuro-flou apparaissent comme des outils puissants combinant des grandes capacités d'approximation pour la modélisation des systèmes dynamiques non linéaires pour lesquels le modèle mathématique est inconnu avec la possibilité d'obtenir des résultats possédant un certain niveau d'interprétation [7].

La plupart des applications rencontrées sont basées sur l'établissement d'un diagnostic à partir de la classification de résidus, elles nécessitent donc de pouvoir établir un modèle du système. De plus, elles nécessitent un réseau par résidus ce qui rend le système relativement complexe et ne permet de diagnostiquer qu'un nombre restreint de défauts. Il serait donc intéressant d'employer ces techniques compte tenu de leurs capacités en s'affranchissant complètement d'un modèle du système à diagnostiquer.

III.5.2. Les méthodes à base de modèles explicatifs

Ces méthodes sont principalement basées sur la représentation des relations entre les différents états de pannes et leurs effets (éventuellement observables). Elles reposent donc sur une analyse profonde du système, de manière à avoir les connaissances suffisantes à l'expression de ses relations de cause à effet. Les modèles ainsi obtenus permettent -pour certains - une approche adductive, qui consiste à remonter aux causes des pannes à partir des observations correspondant aux symptômes. Plusieurs outils de l'IA permettent une telle formalisation des connaissances disponibles sur un système. Il s'agit notamment des graphes causaux, des graphes contextuels, techniques auxquelles se joignent également des approches basées sur la logique floue ou les réseaux de Pétri. Ces outils, par leurs capacités de modélisation et d'expression, permettent de fournir des modèles explicatifs dans le cadre d'applications au diagnostic [4].

III.5.3. Les méthodes à base de modèles comportementaux

Ces méthodes se caractérisent par la possibilité notamment de simuler le comportement du système, à partir d'une modélisation de son comportement. Le plus souvent il s'agit de modèles "de bon fonctionnement" qui, contrairement aux modèles numériques, ne sont pas basés sur la physique du système mais sur une considération en termes de mode de fonctionnement.

Ces méthodes regroupent notamment des outils tels que les réseaux de Pétri et les automates d'états finis et seront caractérisées par les termes modélisation/simulation [4].

III.5.3.1. Les automates d'états finis

Ils permettent de modéliser directement le fonctionnement du système, grâce à un automate global obtenu par composition d'automates élémentaires correspondant à des systèmes locaux (composants du système). Cette représentation est donc directement adaptée à la

simulation et à la détection. Il existe cependant des systèmes pour lesquels cette représentation est également utilisée pour le diagnostic [4].

Cette méthode se caractérise par deux étapes pour effectuer le diagnostic. Dans un premier temps, il s'agit de développer le modèle du système à l'aide des automates d'états finis, puis dans un deuxième temps, un "diagnostiqueur" correspondant également à un automate d'états finis est construit à partir du modèle global. Ce dernier effectue un diagnostic en observant en ligne une séquence d'événements. Pour chaque événement consécutif, le diagnostiqueur fournit une estimation de l'état du système et des événements non observés, d'où les occurrences des pannes sont déduites [7].

III.5.3.2. Les réseaux de Pétri

Le réseau de Pétri est un outil mathématique et graphique adapté à un grand nombre d'applications où les notions d'événements et d'évolutions simultanées sont importantes.

Ils constituent l'un des modèles les plus utilisés lorsqu'il s'agit de systèmes à événements discrets. Ils ont toutefois été enrichis sous plusieurs aspects (RdP temporisés, stochastiques, flous), de manière à mieux rendre compte de la dynamique des systèmes à événements discrets. Utilisés dans un premier temps comme modèles générateurs, ils permettent la réalisation de simulation ainsi que la détection dans une optique d'utilisation en diagnostic de systèmes. Dans ce cadre, les réseaux de Pétri peuvent être qualifiés de modèle de bon fonctionnement. Les réseaux de Pétri considérés constituent un modèle de comportement du système à diagnostiquer.

Dans cette approche, le diagnostic est réalisé par un tirage arrière du réseau, qui permet de remonter au marquage source (cause) à partir du marquage correspondant à l'état (défaillant) observé.

Le raisonnement de type chaînage arrière est particulièrement intéressant puisqu'il permet a priori de réaliser une réelle recherche de causes. Cependant, les contraintes liées à une application réelle ne sont pas prises en compte et la validité du diagnostic n'est pas évaluée. De plus, l'approche pour le diagnostic est complètement déterministe. Il serait donc intéressant d'apporter de la finesse au diagnostic réalisé afin d'apporter une aide au diagnostic en prenant en compte les imprécisions et les incertitudes inhérentes à la réalité industrielle [9].

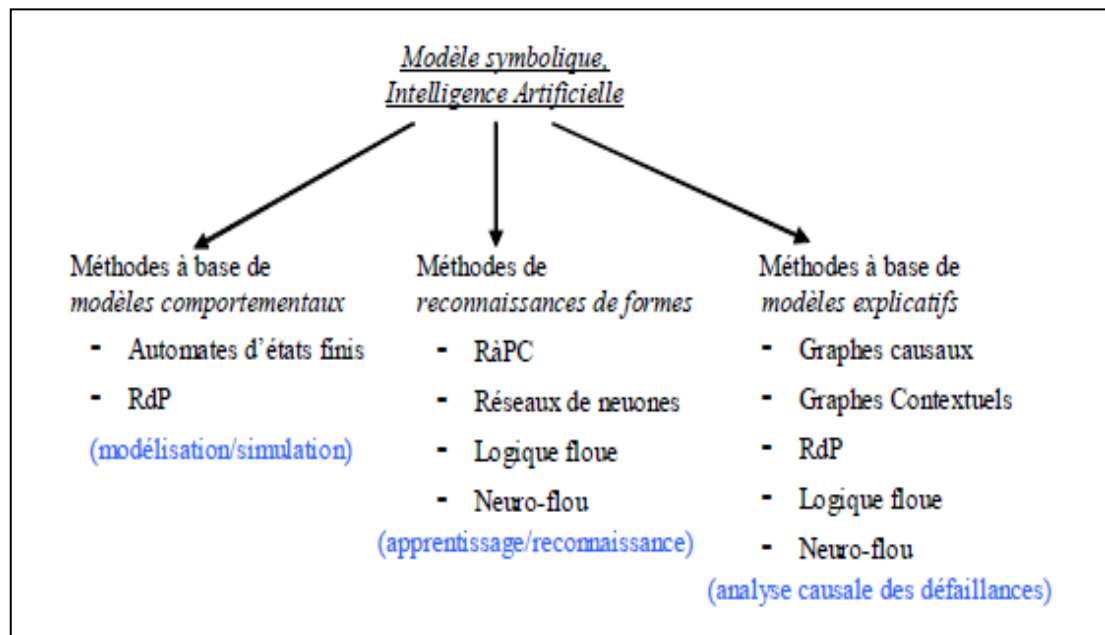


Figure III.14. Classifications des outils d'IA suivant les méthodes de diagnostic.

III.6. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les systèmes experts et l'intelligence artificielle qui sont les plus utilisés en surveillance industrielle. Ces deux méthodes donnent des systèmes de surveillance plus puissants et montrent leurs capacités de couvrir les limites et les anomalies des stratégies individuelles. Ces méthodes restent un champ ouvert à cause de la diversité des systèmes industriels et des technologies utilisées.

L'existence d'une méthode universelle est malheureusement impossible. Alors, la bonne compréhension et modélisation de problème en étude est indispensable pour ne pas tomber dans ce qu'on appelle un problème mal posé, et la bonne application de ces deux méthodes et le respect de leurs champs d'application peut conduire à un système d'aide à la surveillance efficace. Malgré les progrès technologiques et le développement informatique, la décision humaine reste finalement indispensable, pour cela plusieurs techniques s'intéressent à modéliser et imiter le raisonnement humain citant par exemple les systèmes experts temps réel et les réseaux de neurones qui font l'objet du chapitre suivant.

IV.1. Introduction

Le domaine de surveillance des systèmes industriels présente des caractéristiques bien spécifiques qu'il est indispensable d'en tenir compte dans la construction d'une démarche globale de sûreté de fonctionnement. La qualité doit être garantie par une surveillance et un contrôle permanents à travers des mesures qualifiables et quantifiables dans le but de ne pas ralentir la production et d'en assurer un niveau de qualité élevé et uniforme. Le but de cette maîtrise est de pallier sans aucun doute les conséquences graves qui se concrétisent au niveau de sûreté de fonctionnement pour les systèmes de production [20].

Le travail présenté dans ce chapitre, utilise les RNAs intégrés dans un système de surveillance dédié à la surveillance des SI. Le problème posé est vu comme un problème de surveillance dynamique (à temps réel).

Les techniques de surveillance dynamique sont divisées en deux parties : La première partie correspond aux outils statistiques et de traitement du signal qui sont généralement qualifiés d'outils de traitement de bas niveau, parce qu'ils sont en contact direct avec le signal capteur, et ne servent généralement que pour la génération d'alarmes brutes, sans aucune information concernant leur signification. La deuxième partie est celle des techniques dites de haut niveau et qui sont plutôt orientées vers la communication avec l'expert. Celles-ci représentent les techniques de l'Intelligence Artificielle (système expert) et servent comme outil de base pour l'aide à la décision. Leur réponse est donc plus élaborée que celle des techniques de bas niveau. Cette réponse peut être obtenue soit à partir des données brutes venant directement des variables de surveillance, soit à partir des données traitées venant des sorties des traitements de bas niveau. Le rôle que peut jouer un expert humain reste tout de même indispensable si l'on veut concevoir un outil de surveillance avec les techniques de l'Intelligence Artificielle [21].

Les systèmes experts temps réel (SETR) utilisant les réseaux de neurones artificiels pour la surveillance des SI ont trouvé de large application dans le diagnostic de défaut parce qu'un système expert simule le raisonnement humain au sujet d'un domaine de problème, exécute le raisonnement au-dessus des représentations de la connaissance humaine et résout des problèmes en utilisant la connaissance heuristique plutôt que des rapports avec précision formulés, sous les formes qui reflètent plus exactement la nature de la plupart des connaissances humaine [22].

Les réseaux de neurones artificiels peuvent être exploités en surveillance selon deux manières différentes : comme outil principal de surveillance ou comme outil qui permet de reconstruire une quantité donnée, par exemple une sortie de capteur. Cette estimation peut servir par exemple à évaluer une variable difficilement mesurable ou inaccessible dont la valeur est importante pour la prise de décision ou bien prédire sa future évolution dans un horizon temporel

donné. En surveillance, les réseaux de neurones sont utilisés comme outil de reconnaissance des formes. En effet, le problème de la surveillance peut être vu comme un problème de reconnaissance des formes où les classes correspondent aux différents modes de défaillance du système et les formes représentent l'ensemble des observations ou mesures du système [8].

IV.2. Les systèmes experts temps réel (SETR)

IV.2.1. Définition

Le temps de réponse d'un système de traitement d'information peut être défini comme le temps séparant la dernière donnée saisie et la première réponse fournie, ou plus généralement comme la période de temps passée par le système de traitement pour répondre à une demande avec une action appropriée. Par analogie, on peut évaluer le temps de réponse d'un Système Expert Temps Réel (SETR) par le temps séparant le moment de la détection d'un événement significatif et celui de la proposition d'une solution au problème. Ainsi, en cohérence avec la caractérisation d'un système temps réel classique, la réponse en temps réel d'un SETR signifie l'élaboration d'une réponse valide à l'intérieur du délai autorisé [22].

A ce niveau, il convient d'analyser la rapidité du temps de réponse (temps que le système prend pour reconnaître et répondre à un événement extérieur) d'un SETR suivant deux angles différents:

- 1- la rapidité du temps de réponse à elle seule ne permet pas de constituer une caractérisation suffisante d'un SETR;
- 2- une diminution du temps de réponse signifie également un gain de sécurité et une augmentation de la marge de manœuvre de l'opérateur, n'est donc clair que le temps de réponse est une préoccupation majeure des concepteurs de systèmes experts fonctionnant en environnement dynamique. Il convient de préciser cependant qu'un temps de réponse court constitue une condition nécessaire mais non suffisante dans le cadre d'un système expert temps réel. En fait, il est important de préciser ce que l'on entend par temps réel.

L'expression 'temps réel' est souvent plus facile à reconnaître qu'à définir. Par exemple, personne ne pourrait dire qu'un système qui prend toute une nuit pour faire la mise-à-jour des transactions bancaires effectuées pendant la journée est un système temps réel. Par contre, on s'accorde à dire qu'un système qui dirige automatiquement un avion en vol en est un. Il existe plusieurs définitions du temps réel. Son sens le plus courant est sûrement 'rapide'; ainsi, un système est qualifié de 'temps réel' s'il traite l'information rapidement. Une autre définition répandue est qu'un système est dit 'temps réel' s'il est perceptiblement rapide ou tout au moins plus rapide qu'un être humain. Encore mieux, un système est dit 'temps réel' s'il peut traiter

l'information aussi rapidement ou plus rapidement qu'elle ne lui parvient. Deux définitions plus formelles peuvent également être énoncées [22]:

- ✓ un système démontre des comportements 'temps réel' s'il est possible de prévoir sa réaction suffisamment rapidement pour l'utilité du processus en cours;
- ✓ un système démontre des comportements 'temps réel' s'il existe une limite stricte de temps à l'intérieur de laquelle il doit avoir produit une réponse sans se soucier de l'algorithme employé.

Le temps de réponse est donc la plus importante mesure des applications temps réel. La caractéristique qui définit le mieux un système temps réel est son habilité à garantir une réponse après qu'un intervalle fixe de temps, faisant partie de la définition du problème, se soit écoulé.

IV.2.2. Caractéristiques des applications temps réel

Une application temps réel est généralement gérée par un système contrôleur (le système informatique) qui agit sur un système contrôlé (l'environnement physique de l'application) à l'aide d'actionneurs. Le fonctionnement général des applications temps réel peut se résumer ainsi [22] :

- acquisition de données depuis l'environnement à l'aide de capteurs.
- traitement des données et élaboration des résultats au bout d'un délai limité.
- envoi d'ordre de commande à l'environnement à l'aide d'actionneurs.

A ces fonctions de base, et selon le domaine d'application considéré, viennent s'ajouter d'autres fonctions telle que la maintenance de l'installation industrielle et des équipements informatiques, la gestion du personnel, le service après-vente,...

Réservées il y a quelques années aux installations industrielles (telles que les laminoirs, les raffineries et les usines de fabrication de véhicule), les systèmes temps réel font leur apparition dans beaucoup d'autres secteurs tels que le transport, le multimédia, les consoles de jeux, le suivi de malade, etc. En terme de complexité, les systèmes temps réel couvrent un large spectre allant du simple microcontrôleur (pour le contrôle du système du freinage d'une voiture par exemple) jusqu'aux systèmes répartis (pour le contrôle du trafic aérien, par exemple). Les enjeux économiques et les intérêts scientifiques liés aux systèmes temps réel sont multiples. C'est la raison pour laquelle on assiste, depuis les années soixante-dix, à une profusion de langage, de méthodes, d'algorithmes et de protocoles de communication pour le temps réel.

Toutes les applications temps réel ont en commun la prépondérance du facteur temps. En effet, les applications temps réel doivent réagir en tenant compte de l'écoulement du temps.

Cette caractéristique fondamentale qui distingue globalement les applications temps réel des autres types d'applications informatiques (de gestion ou autres) est exprimée par la définition

suivante : « ''un système temps réel est défini comme système dont son exactitude dépend non seulement des résultats des logiciels de calcul, mais également du temps où les résultats sont produits'' ».

En plus de l'existence de contraintes du temps, et selon les domaines d'applications, les systèmes temps réel doivent satisfaire d'autres contraintes primordiales, notamment la prédictibilité des comportements et la tolérance aux fautes. En effet, dans les applications temps réel dites temps critique (telle que la commande de procédé industriels ou d'engins militaires), le respect des contraintes de temps est une nécessité en toutes circonstances.

IV.2.3. Caractéristiques des SETR

Contrairement aux systèmes experts 'classiques', pour pouvoir raisonner (être à l'écoute de son environnement extérieur), un SETR devra lire des données via des dispositifs capteurs, De cette nouvelle caractéristique découle plusieurs problèmes complexes qui devront être résolus par les chercheurs.

- la non-monotonie des données (les données provenant des capteurs, de même que les faits qui en sont déduits, ne restent pas fixes pendant tout le fonctionnement du programme);
- le problème de la continuité (certains SETR doivent continuer de fonctionner aussi longtemps qu'ils ne sont pas mets par un opérateur ou un évènement externe);
- les évènements asynchrones (dans certains SETR, il peut arriver que des évènements se produisent d'une manière aléatoire, un SETR doit pouvoir être interrompu et accepter des données suite à un évènement non planifié ou asynchrone);
- la recherche d'une haute performance (connaissant la limitation des performances d'applications en intelligence artificielle, le problème de contrôler des systèmes complexes en répondant rapidement à des données changeantes représente un goulot d'étranglement critique lors de l'application des systèmes experts au domaine du temps réel);
- les données incertaines ou manquantes (la validité des données peut être altérée dans le temps, un SETR doit pouvoir reconnaître et traiter de façon appropriée ces données);
- le raisonnement temporel (un SETR doit pouvoir raisonner sur le passé, le présent et le futur de même que sur l'ordre dans lequel les évènements se produisent);
- la focalisation sur un évènement important (ceci peut impliquer l'apport d'une nouvelle source de connaissance (spécialiste), une modification de l'ensemble des capteurs utilisés à cet instant par le système et possiblement un changement de la vitesse d'échantillonnage de ces capteurs);

- le temps de réponse garantie (le système doit pouvoir répondre au moment où une réponse est attendue et il doit produire la meilleure réponse possible avant l'échéance ;
- l'intégration à des procédures temporelles (un SETR doit être intégré avec un logiciel temps réel conventionnel qui effectuera certaines tâches comme la compression des données et les opérations d'entrée et sortie) [20].

IV.2.4. Les applications des SETR

La principale raison d'utiliser un système expert temps réel est de réduire les efforts de raisonnement des utilisateurs ou de leur permettre d'augmenter leur productivité sans pour autant augmenter leurs efforts de raisonnement. Certains indicateurs permettent de savoir si un système expert serait approprié dans une situation donnée (spécialement si les techniques plus conventionnelles ont échoué ou ne sont pas utilisables). Parmi ces indicateurs, il y a ceux qui sont relatifs aux situations de résolution de problèmes demandant un raisonnement trop complexe, ainsi que ceux où l'être humain ne peut pas tenir compte de toute l'information disponible. Il en va de même des situations relatives aux contraintes conflictuelles, ainsi que celles qui induisent des coûts élevés ou qui ne pourraient pas donner une solution à un problème assez rapidement.

Un système expert opérant dans une situation où il doit traiter de l'information en temps réel va typiquement devoir répondre à un environnement changeant, caractérisé par un flot d'événements asynchrones, des besoins changeant dynamiquement et des limitations sur le temps, le matériel ainsi que d'autres ressources. Une architecture logicielle flexible sera donc nécessaire pour permettre au système de réagir face à des données changeant continuellement à travers des plages de temps stricts tout en permettant un raisonnement temporel, le traitement des interruptions et des méthodes pour le traitement des bruits de fond.

Les SETR se distinguent donc des autres systèmes par un couplage plus étroit avec le monde extérieur et par des contraintes plus sévères de délais d'exécution. On comprend donc tout de suite, que les SETR utilisent une variable supplémentaire très importante lors de leur interaction avec le monde extérieur à savoir le temps.

Un des traits de définition des systèmes temps réel (ne pas confondre avec système expert temps réel) est que la valeur d'un résultat calculé dépend du moment à partir duquel ce résultat est effectivement utilisé, ce qui veut dire que les temps de calcul doivent être strictement prévisibles. Les systèmes experts, d'un autre côté, sont orientés spécifiquement vers des applications pour lesquelles il n'existe aucun algorithme polynomial de temps, ce qui fait que les temps de calcul sont habituellement imprévisibles et très variables. On assiste donc à une

contradiction profonde sur les fondements même de deux domaines qui doivent coopérer pour produire le système désiré [20].

On définit donc les systèmes experts temps réel (ou plus précisément les systèmes experts de contrôle temps réel) comme étant des programmes informatiques dont l'implantation doit inévitablement tenir compte de cinq ressources principales:

- La puissance de traitement: le nombre d'opérations effectuées par seconde;
- Le temps de réponse: le temps réel nécessaire pour répondre aux changements de valeur de chacune des variables contrôlées par le système;
- L'espace de données: la capacité mémoire nécessaire pour emmagasiner le programme et toutes ses données;
- Le degré d'inattention: le degré à partir duquel l'information pertinente et les calculs sont sous-utilisés;
- La dégradation: le degré de diminution de l'efficacité du programme par rapport à sa situation optimale.

IV.2.5. Système expert diagnostic à base des règles

Les systèmes experts à base de règles ont une large application pour des tâches de diagnostic, l'expertise et l'expérience sont disponibles mais l'arrangement profond des propriétés physiques du système est indisponible ou trop coûteux pour obtenir [23].

Dans les systèmes basés sur des règles, la connaissance est représentée sous forme de règles de production. Une règle décrit l'action qui devrait être prise si un symptôme est observé. L'association empirique entre les lieux et les conclusions dans la base de connaissance est leur caractéristique principale. Ces associations décrivent des rapports de cause effet pour déterminer les chaînes d'événement logiques et elles ont été employées pour représenter la propagation dans les phénomènes complexes. L'architecture générale de ces systèmes inclut l'indépendance des composants tels que la représentation de règle, le moteur d'inférence et le système d'explication. La structure de base d'un système expert basé sur les règles classique est présentée dans Figure (IV.1).

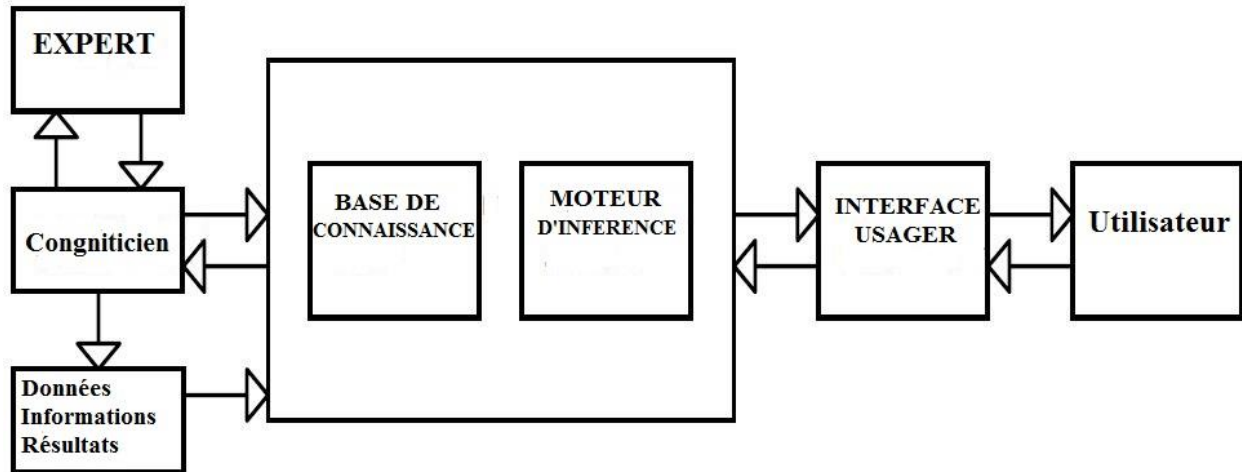


Figure IV.1. Structure de base d'un système expert à base de règles.

La connaissance empirique composée convenablement consiste la base pour l'approche classique de système expert. Le diagnostic de défaut exige la connaissance spécifique de domaine composée dans un arrangement approprié de représentation de connaissance et une interface appropriée pour le dialogue homme-ordinateur. Dans ce système les symptômes possibles de défauts sont présentés à l'utilisateur dans un écran où l'utilisateur peut cliquer sur symptôme spécifique afin de commencer un processus de recherche pour la cause du défaut. Des informations supplémentaires au sujet de la vérification ou des mesures sont employées comme entrée qui, en combinaison avec la connaissance stockée du guide de base de connaissance.

L'approche basée sur des règles a un certain nombre de faiblesses telles que le manque de généralité et la manipulation pauvre des situations originales, mais elle offre également l'efficacité pour les systèmes quasi statiques fonctionnant dans un ensemble de règles fixe. Dans la modélisation du processus de résolution des problèmes humaine, elle peut guider des utilisateurs d'une façon étape-par-étape pour réaliser une conclusion.

Les systèmes basés sur des règles n'exigent pas un modèle de processus ; cependant ils exigent une multitude de règles de couvrir tous les défauts possibles dans un système technique et de ne pas avoir des difficultés avec les opérations inattendues ou le nouvel équipement [23].

IV.2.6. Système expert diagnostic à base modèle

Dans la détection de défaut un modèle (mathématique ou heuristique) est utilisé pour décrire le comportement nominal du système surveillé. Les signaux résiduels produits qui indiquent des différences entre le rendement du modèle et le rendement du processus mesuré sont interprétés et évalués pour isoler des défauts.

La détection de défaut est réalisée après vérification de quelques variables mesurables d'un système en vue d'une certaine tolérance des valeurs normales et prise d'une mesure

appropriée quand une valeur limite est dépassée. Des résiduels sont produits en comparant les mesures senties au rendement prévu d'un modèle. On s'attend à ce que soient étroits pour mettre dedans les cas sans erreur, mais les résiduels distinguable différent de zéro dans le cas d'un défaut dans le système.

Le raisonnement à base modèles est une large catégorie qui décrit l'utilisation de la variété de modèles et de techniques de technologie pour le diagnostic de défaut.

Les systèmes experts diagnostiques à base modèle ont pu éliminer quelques limitations des systèmes experts classiques. Dans ces systèmes la connaissance approfondie est contenue principalement dans un modèle du domaine expert. Le diagnostic à base modèle emploie la connaissance au sujet de la structure, de la fonction et du comportement, il fournit des procédures de diagnostic non tributaires du type d'unité. L'utilisation des modèles permet l'évaluation des variables et paramètres qui sont influencés par le défaut. En outre, les méthodes à base modèle ont le potentiel du dépistage précoce des défauts qui se développent lentement dans des processus complexes.

Les systèmes experts diagnostiques à base modèle offrent plus de robustesse dans le diagnostic parce qu'ils peuvent traiter les cas inattendus qui ne sont pas couverts par des règles heuristiques. En outre, ces systèmes peuvent détecter les défauts naissants dans un processus technique. Le développement des bases de connaissances de tels systèmes est moins cher parce qu'ils ne requièrent pas vraiment trop d'expérience et ils sont plus flexibles dans le cas des changements de conception. Les systèmes diagnostiques à base modèle offrent la flexibilité et l'exactitude. L'exécution en temps réel des systèmes experts à base modèle emploient d'énorme quantité de capacité informatique. La construction et la mise à jour de leurs bases de connaissances sont très exigeantes [23].

La figure IV.2 présente un diagramme du processus de diagnostic en utilisant les modèles de système.

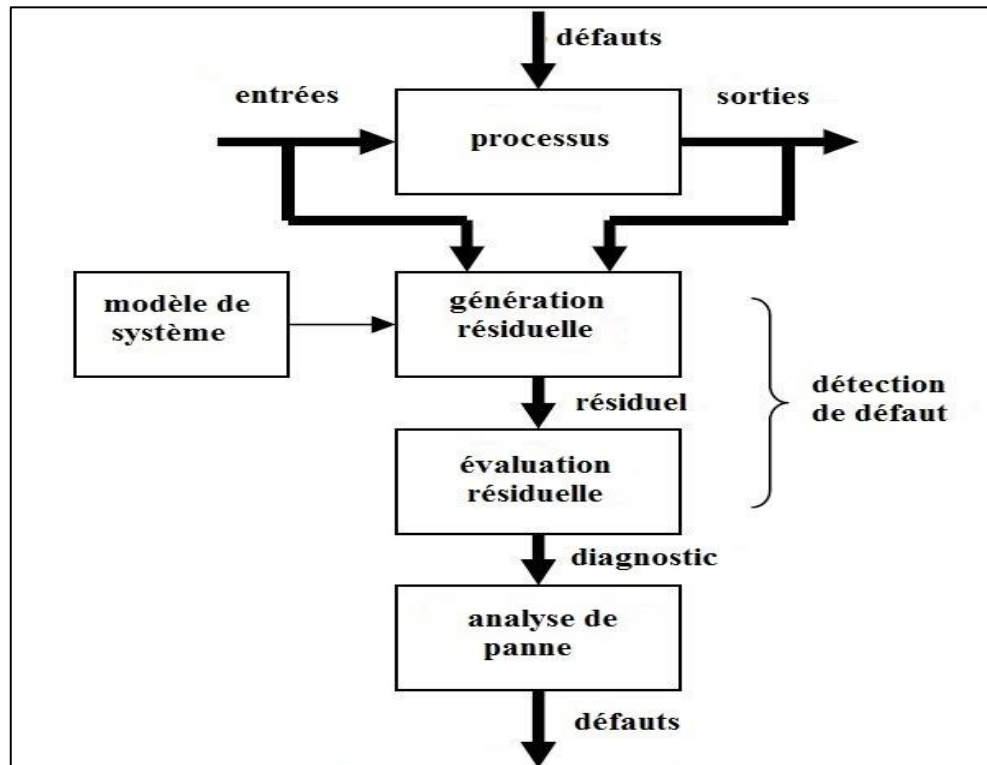


Figure IV.2. Diagnostic de défaut en utilisant des modèles de système.

Les difficultés avec les méthodes de détection à base modèle de défaut résultent dans le fait que l'exactitude des mesures requises pour le calcul de l'évolution des défauts doit être de qualité. Dans la pratique, les systèmes de détection de défaut font habituellement l'utilisation des mesures à partir de l'instrumentation de processus qui n'est pas nécessairement installé à cette fin. En conséquence, l'instrumentation peut ne pas être assez sensible et des appareils spéciaux doivent être reliés à l'équipement de processus. L'utilisation des méthodes à base modèle peut exiger des prétentions au sujet du processus qui sont inadmissibles. Comme la prétention du processus est linéaire, l'influence du bruit et les perturbations au procédé de détection de défaut est d'importance mineure.

IV.2.7. Systèmes experts de diagnostic en ligne

Les systèmes experts de diagnostic en ligne emploient habituellement une combinaison des méthodes quantitatives et qualitatives pour la détection de défaut qui permet l'interaction et l'évaluation de tous les émetteurs d'informations et connaissance disponibles au sujet du processus technique. Dans ces systèmes, les procédures de diagnostic de base sont très satisfaisantes. Des alarmes placées dans les systèmes peuvent signaler les dérives en temps réel. L'utilisation de ces systèmes en ligne indique aussi le besoin à long terme ou des temps réduits les considérations avec hautes /basses limites et le taux de détection.

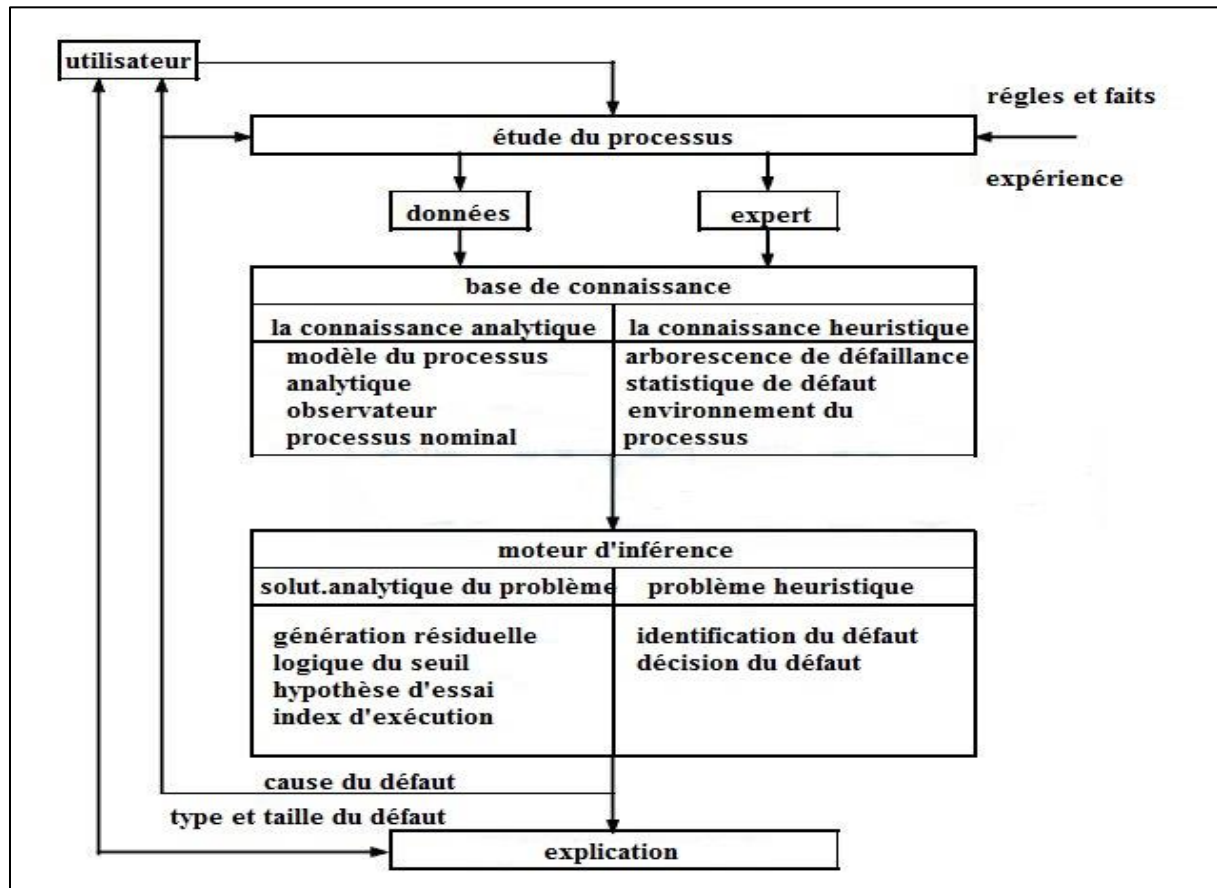


Figure IV.3. Structure de base d'un système expert en ligne.

La structure de base d'un système expert en ligne est présentée sur la (figure IV.3). L'une des principales caractéristiques de ce système est la base de données qui donne des informations sur l'état actuel du processus, c'est comme la base de connaissances du système expert traditionnel. Cette base de données est dans un état de changement continu. La base de connaissances du système contient la connaissance analytique et la connaissance heuristique au sujet du processus. La tâche d'ingénierie cognitive comporte de différentes sources et structures de la connaissance. Le moteur d'inférence combine des motifs heuristiques avec l'opération algorithmique afin de tirer une conclusion spécifique. Le temps de réponse est un thème critique pour les systèmes experts en ligne parce qu'ils fonctionnent parallèlement à un processus dynamique.

Le calcul et la détection de défaut doivent être effectués dans un instant spécifique afin de réaliser le diagnostic et la commande de défaut dans un temps approprié. En outre, la qualité des données entrantes de l'environnement externe joue un rôle primaire dans le processus diagnostique. La qualité inférieure des données dues à la variation de temps peut être des résultats inadéquats du diagnostic.

Quand les modèles des systèmes techniques sont incorporés au système de détection de défaut en utilisant les systèmes traditionnels, les techniques de modélisation théorique qui sont habituellement employées pour la modélisation détaillée des défauts ne sont pas appropriées à l'exécution en ligne parce que ces techniques ont besoin du temps pour le fonctionnement des modèles du système, alors les systèmes interactifs sont exigés pour rendre l'exécution possible en temps plus court [23].

Les mises à jour des mesures et d'autres différentes sources de connaissance sont nécessaires pour rendre les techniques de développement à base de connaissance plus requises pour l'exécution en ligne. Dans le tableau ci-dessous les avantages principaux et les inconvénients de chaque technologie de systèmes experts temps réel concernant les processus diagnostiques pour les systèmes techniques sont récapitulés.

Avantages	Inconvénients
Méthodes à base de connaissance pour la détection des défauts	
a. Système expert diagnostic à base de règles	
Les règles peuvent être ajoutées ou enlevées facilement	Manque de généralité
Explication du processus de raisonnement	Pauvre remise à des situations originales
L'induction et le processus de déduction sont faciles	Incapacité de représenter des phénomènes variables dans le temps et dans l'espace variables
Un modèle de processus n'est pas exigé	Incapacité d'apprendre leurs erreurs
Efficacité et effectivité dans la détection de défaut	Difficultés en acquérant la connaissance des experts
	Le développement et l'entretien sont coûteux
b. Systèmes expert diagnostic à base modèle	
Diagnostic indépendant du type d'unité	Domaine dépendant
L'acquisition de connaissance n'est pas nécessaire	Difficultés dans l'isolation des défauts
Capacité de diagnostiquer les défauts naissants	Bases de connaissances très exigeantes
Affaire avec des cas inattendus	

Flexibilité en cas des changements de conception	
Détection de défauts dynamique	
c. Système expert diagnostic en ligne	
Diagnostic de défauts en temps réel	Domaine dépendant
Capacité de manipuler le bruit	De bons modèles sont exigés
Généralisation	Exiger des données considérables
Calcul rapide	Incapacité d'expliquer le processus de raisonnement
Capacité de manipuler avec la dynamique	Informatique chère

Tableau IV.1. Techniques de système expert pour la détection et le diagnostic de défaut, avantages et inconvénient.

IV.2.8. L'environnement de développement des systèmes experts

Historiquement, les premiers systèmes experts ont été développés en utilisant le langage de programmation comme approprié à la manipulation d'information symbolique. La vitesse et l'interaction de plusieurs types d'informations ont été considérées par l'exigence de leur langage d'exécution. Dans les années 90, des langages de programmation de logique ont été employés pour des applications des systèmes experts. Des systèmes experts génériques ont été également employés particulièrement dans les années 80, fournissant un éventail d'équipements pour des réalisateurs. Ensuite, des produits commerciaux ont été prolongés avec des caractéristiques orientées objectivement en temps réel d'exécution. Récemment les chercheurs ont proposé des environnements interactifs selon les besoins des applications spécifiques.

L'environnement de développement pour les applications des systèmes experts dans des systèmes de technologie doit être approprié à l'interaction de plusieurs domaines fonctionnels.

Les systèmes experts en ligne exigent des applications de technologie et des représentations symboliques pour avoir des solutions de bonne précision qui peuvent être formulées mathématiquement [23].

L'environnement de développement approprié doit soutenir des possibilités de relier effectivement des techniques symboliques et numériques.

IV.3. Le système d'acquisition, de contrôle et de traitement de données en temps réel (SACT)

IV.3.1 Systèmes d'acquisition et de traitement de données

- **Notions générales :** Une chaîne d'acquisition est chargée de recueillir les informations nécessaires à la connaissance et au contrôle d'un procédé donné; et ces informations recueillies doivent ensuite être délivrées sous une forme appropriée à leur traitement et à leur exploitation.

En effet, l'état d'un procédé est, à chaque instant, caractérisé par les valeurs d'un certain nombre de grandeurs physiques ou / (et) chimiques: ces valeurs sont les informations que le système d'acquisition doit fournir. Et l'assignation d'une valeur à une grandeur physique ou chimique est une opération de mesure.

Cette opération de mesure est caractérisée par son intensité et par son évolution temporelle et ce sont ces informations que, pour chaque opération de mesure, la chaîne d'acquisition doit pouvoir délivrer ces mesures sous forme de signaux électriques représentatifs et exploitables.

Ainsi, de façon générale, un système d'acquisition et de contrôle de données est constitué d'un certain nombre de composants et de sous-systèmes intégrés pour assurer les fonctions suivantes [22]:

- l'extraction de l'information relative à chacune des grandeurs physiques à connaître sa traduction en signal électrique au moyen de capteurs et conditionneurs;
- le traitement analogique du signal destiné en particulier à en éviter la dégradation par le bruit et les parasites: amplification, filtrage;
- la sélection, parmi l'ensemble des signaux disponibles, du seul signal requis à l'aide du multiplexeur ;
- la conversion du signal sous forme numérique adaptée au calculateur chargé de l'exploiter, au moyen de l'échantillonneur-bloqueur et du convertisseur analogique numérique;
- la coordination des opérations précédentes assurée par un calculateur qui, en plus, peut être chargé de divers traitements sur les signaux numériques qu'il a acquis, traitements devant faciliter leur exploitation (linéarisation) ou corriger des défauts de l'appareillage ;
- le traitement, l'analyse et l'archivage sur le disque dur du PC des informations recueillies;
- la génération d'une sortie appropriée basée sur l'algorithme de contrôle.

Un exemple de structure d'un système d'acquisition et de contrôle de données est représenté par la figure (IV.4).

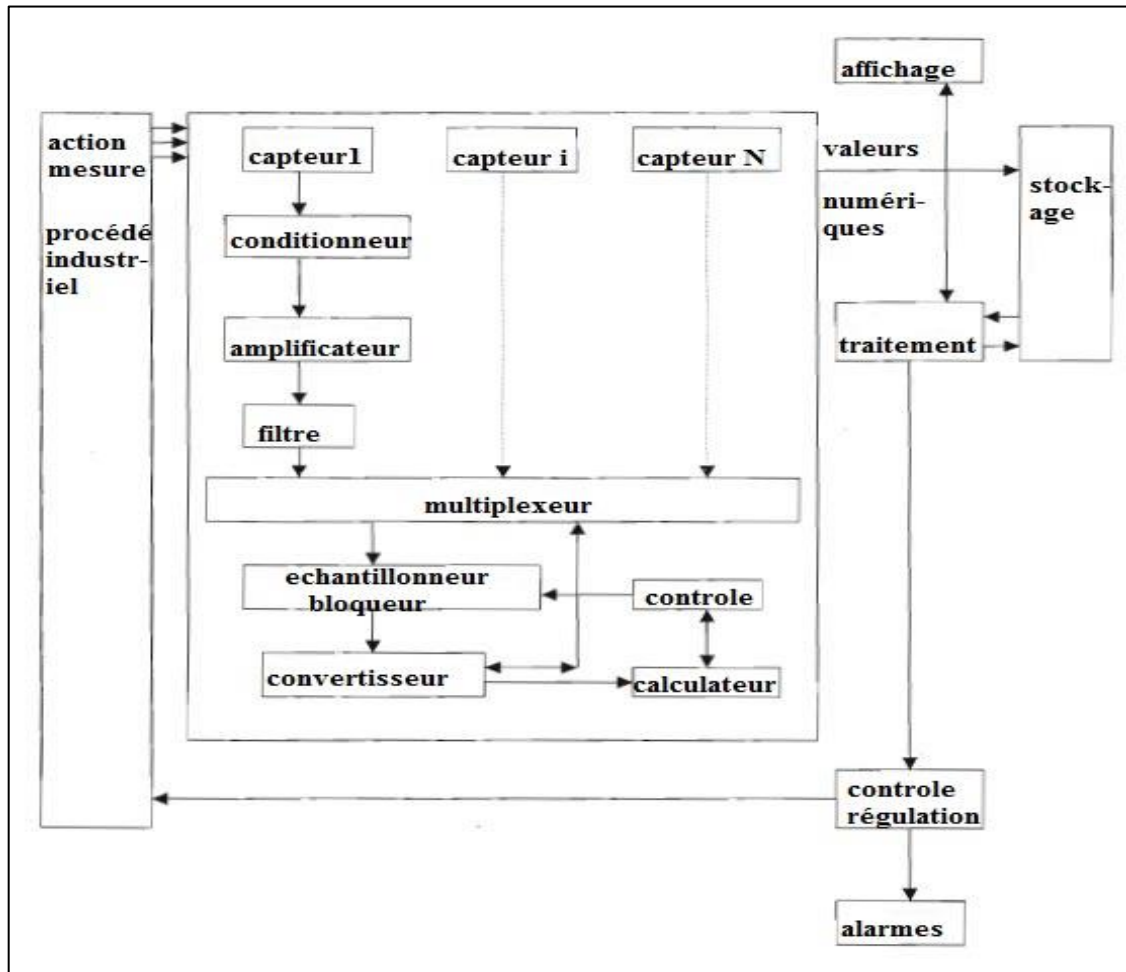


Figure IV.4. Exemple détaillé d'un ensemble mesure-contrôle de procédé.

IV.3.2. Les objectifs de SACT

Afin d'alimenter en données, un système expert temps réel est conçu pour donner des conseils en situation de fonction suite à l'analyse du comportement d'un processus industriel. Ainsi, le système pourra aviser l'opérateur ou le concepteur d'une réaction rapide en cas d'un bruit étrange, d'une signalisation d'alarme quelque part ou d'un arrêt soudain, etc. Les objectifs visés par ces SACT sont pour l'essentiel [22]:

- de pouvoir traiter les données en temps réel;
- de pouvoir traiter de façon adéquate l'information temporelle, c'est-à-dire des données qui perdent leur validité avec le temps;
- de pouvoir traiter les données d'un nombre quelconque de capteurs;
- de pouvoir permettre au concepteur de choisir la vitesse d'échantillonnage, le niveau de priorité et les intervalles de valeurs critiques de chacun des capteurs;

- de pouvoir créer un fichier contenant toutes les données provenant de chacun des capteurs et ce pour un intervalle de temps relativement grand;
- d'être capable de filtrer l'information reçu des capteurs, c'est-à-dire qu'il doit être capable de savoir quand les données provenant des capteurs ne respectent pas l'intervalle de valeur critique donné par l'utilisateur;
- et enfin de respecter des contraintes d'espace mémoire dues à la nature du système expert temps réel alimenté par le SACT (système embarqué).

IV.3.3. Évolution des techniques d'acquisition de connaissance

Dans le domaine des systèmes experts, la distinction entre les systèmes à base modèle ou « fondamentaux » et les systèmes « compilés ou empiriques » a donné une attention considérable aux chercheurs au cours des dernières années. Les limitations du procédé d'acquisition de la connaissance pour des raisons techniques et anthropologiques ont comme conséquence les limitations de la connaissance empirique acquise. D'une part, la nature dépendante du problème spécifique de la connaissance empirique manque de robustesse comparée aux modèles profonds ou fondamentaux. Et d'autre part, la connaissance scientifique des systèmes à base modèle ne peut pas couvrir toute la gamme des tâches diagnostiques, puisque l'activité diagnostique est basée principalement sur l'expérience.

Établir un système expert implique l'obtention de l'expertise d'un expert humain et de la traduction de la connaissance atteinte sous forme d'une machine-exécutable. L'acquisition de connaissance dans le développement du système expert dépend de la qualité de la représentation fondamentale de la connaissance approfondie. La théorie proportionnée pour l'acquisition de connaissance exige une classification des domaines de connaissance et des tâches de résolution des problèmes aussi bien qu'améliorer l'arrangement du rapport entre les structures de la connaissance homme-machine qui n'a pas été établi.

La connaissance empirique est acquise de plus en plus par des expériences d'une année à l'autre et se compose beaucoup plus des faits et des règles. Si tous les symptômes pour tous les défauts de fonctionnement sont connus à l'avance puis une consultation de table simple serait proportionnée avec les spécifications de défaut, L'utilisation de l'expertise, implique de progresser de différentes preuve afin de choisir les plus appropriées pour la situation spécifique en utilisant l'heuristique parfois inconnue dans les processus de résolution des problèmes et en particulier en faisant des décisions ou des diagnostics utiles ou précis.

Au cours des dernières années, les chercheurs du champ de la science cognitive ont proposé une série de techniques pour le procédé d'acquisition de la connaissance. Ces techniques s'étendent du formel à sans cérémonie, de celles qui sont conduites par l'ingénieur de

connaissance à celles qui sont conduites par l'expert. Des entrevues, l'analyse de protocole et l'analyse de grille de répertoire sont caractérisées en tant que techniques traditionnelles au procédé d'acquisition de la connaissance.

Des chercheurs ont également proposé des techniques automatiques d'induction.

Des techniques considérées comme des formes populaires employées couramment à l'acquisition de connaissance approfondie. En outre, l'efficacité de ces techniques dépend de la compétence de l'expert, de sa connaissance et ces techniques.

La méthode de grille de répertoire rapporte un ensemble de dimensions définissant l'espace qui contient les objets du domaine. L'ingénieur de connaissance décide à partir d'une liste d'éléments et de données dispersées en les présentant sous forme d'arborescence, ensuite demandant à l'expert d'indiquer comment l'un d'entre eux diffère de l'autre. Cette technique est utile dans l'information de groupement mais exige beaucoup de temps pour travailler effectivement.

Les chercheurs essayent d'automatiser le processus d'obtention de la connaissance des parties en proposant des méthodes de logiciel d'acquisition de connaissance. Les tentatives dans cette direction avaient produit une grande variété d'approches et un grand nombre de systèmes mis en application. Les méthodes de logiciel d'acquisition de connaissance incluent l'induction de machine ou l'induction par des outils d'exemple et des outils d'obtention de la connaissance. Mais les chercheurs considèrent les outils d'induction comme inefficaces pour des applications complexes où des possibilités de représentation et de raisonnement de connaissance sont exigées.

Les outils d'obtention de la connaissance se composent des programmes informatiques qui guident l'expert pour écrire des informations sur un domaine dans un ordinateur, et pour classifier ces informations afin de produire des règles de données organisées. Des outils pour l'acquisition de connaissance automatique sont décrits. On a également proposé dans la décennie suivante, de nouvelles techniques telles que les réseaux neurologiques, les algorithmes génétiques et l'hypertexte en tant que méthodes automatisées d'acquisition de connaissance.

Des méthodes automatisées ont été critiquées car la plupart des outils proposés d'ingénierie cognitive sont utilisées pour traduire la connaissance déjà obtenue en programme informatique plutôt que pour exécuter l'obtention de la connaissance elle-même [23].

Dans la première décennie du vingtième siècle, Beaucoup d'efforts dans le domaine de l'acquisition de connaissance sont concentrés sur des techniques et des procédés d'élargissement d'acquisition de connaissance pour inclure une plus grande sélection de participants et des sources de la connaissance dans une série de scénarios d'acquisition de connaissance. Les recherches et les applications en système expert ont été augmentées, d'autres techniques ont été

développées pour acquérir et incorporer la connaissance des groupes d'experts et de diverses sources.

IV.4. Réseaux de Neurones Artificiels

IV.4.1. Représentation du temps dans les réseaux de neurones

Certaines fonctions de la surveillance industrielle, telle que la détection prédictive qui consiste à reconnaître le type de dégradation en fonction de l'évolution d'un signal et aussi à éliminer les fausses alarmes, nécessitent la prise en compte d'un certain « *passé* » des signaux capteurs. Ce passé est nécessaire si l'on veut prédire l'évolution d'un signal à un instant donné afin de prendre de l'avance sur les actions à entreprendre soit sur un équipement, comme la détection précoce des défaillances d'une colonne de distillation, soit sur tout un système donné comme la prédiction du trafic de la téléphonie mobile. La surveillance d'un système industriel par réseau de neurones peut également exiger la prise en compte de l'aspect temporel pour l'apprentissage de séquences booléennes.

Une autre application importante des réseaux de neurones nécessitant la prise en compte de la dimension temporelle est constituée par l'identification des systèmes dynamiques non linéaires. Les applications où l'intégration du temps dans les réseaux de neurones est nécessaire, ils sont bien évidemment plus larges que le domaine de la surveillance [8].

Les réseaux de neurones temporels sont divisés en deux grandes familles : les réseaux à représentation externe du temps, et ceux à représentation interne. On s'intéresse principalement aux réseaux récurrents qui sont une sous-catégorie des réseaux à représentation interne du temps. On va argumenter le choix des réseaux de neurones récurrents par une analyse critique des deux façons de représenter le temps.

IV.4.2. Architectures Neuronales Temporelles

La prise en compte de l'aspect temporel des données par les réseaux de neurones artificiels nécessite certaines modifications architecturales des modèles neuronaux statiques. Il existe en littérature deux façons distinctes d'aborder le temps par les réseaux de neurones : dans la première, le temps est représenté comme un mécanisme externe au réseau de neurones. Des retards (ou temporisations) servent à mémoriser les données d'entrée pendant une certaine durée. Ils présentent au réseau un vecteur d'entrée comportant des données à un instant quelconque dans le passé ou le présent. Cette technique a l'avantage de pouvoir utiliser les architectures de réseaux de neurones statiques. La prise en compte de l'aspect temporel est complètement transparente (Figure IV.5.a). Cette technique est aussi appelée représentation spatiale du temps.

Par contre, dans la deuxième façon de prendre en compte le temps, le réseau de neurones est capable de traiter le temps sans aucun mécanisme externe (Figure IV.5.b). Cette représentation est appelée représentation interne ou représentation dynamique. On présente les différentes façons de prendre en compte le temps dans les réseaux de neurones. On peut également voir que la représentation interne se divise en deux possibilités : soit que le temps est pris en compte implicitement par la récurrence des connexions (réseaux de neurones récurrents), soit qu'il est pris en compte d'une manière explicite. Dans ce dernier cas, deux types de réseaux existent : dans le premier cas, les temporisations apparaissent au niveau des connexions. Dans ce type de réseaux, les connexions entre neurones possèdent non seulement des pondérations mais aussi des retards. L'apprentissage de ces réseaux consiste alors à trouver les valeurs des pondérations et des retards. Le deuxième cas de la prise en compte explicite du temps se situe au niveau du neurone. On trouve alors soit des modèles biologiques ayant le souci de reproduire des comportements biologiques des neurones, soit des modèles où le temps est pris en compte par des mécanismes algébriques afin de résoudre des problèmes d'ingénierie, sans forcément se soucier de l'aspect biologique [24].

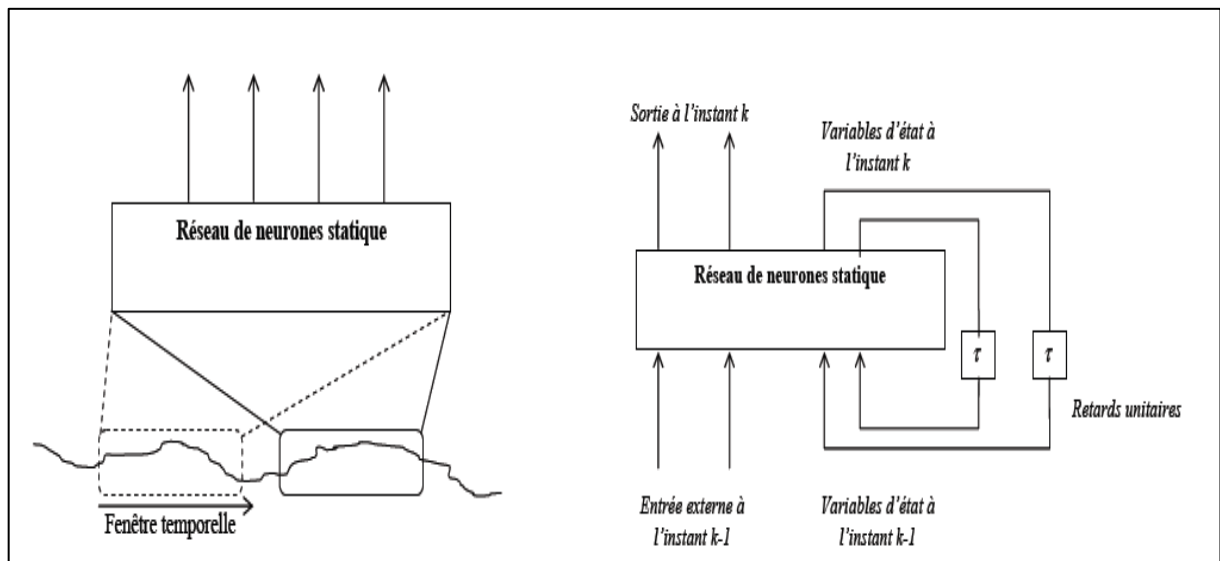


Figure IV.5. Exploitation des réseaux statiques pour des traitements dynamiques par utilisation de fenêtre temporelle (a) ou par utilisation de connexions récurrentes (b).

IV.4.3. Représentation dynamique du temps dans les réseaux de neurone

Contrairement aux réseaux de neurones qui interprètent le temps comme un mécanisme spatial ou externe, les réseaux de neurones dits dynamiques traitent le temps d'une façon totalement interne au réseau. On peut distinguer deux manières de gérer le temps en interne [25] : le temps est pris en compte implicitement ou explicitement. Dans les deux cas, le réseau

possède la capacité de mémoriser des informations soit implicitement par la récurrence des connexions, soit explicitement par des retards au niveau des connexions. On présente ces deux techniques internes de traitement du temps, tout en insistant sur les réseaux récurrents.

IV.4.3.1. Représentation implicite du temps : Réseaux de neurones récurrents

La connectivité des unités dans les réseaux de neurones récurrents ne se limite pas, comme dans le cas des réseaux à propagation avant, à des architectures dans lesquelles l'information se propage de l'entrée vers la sortie, couche après couche. Tout type de connexion est admis, c'est à dire d'un neurone à n'importe quel autre, y compris lui-même. En d'autres termes, lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ. Un tel chemin est désigné sous le terme de *cycle*. Une grandeur, à un instant donné, ne peut pas être fonction de sa propre valeur au même instant. Par conséquent, tout cycle du graphe des connexions d'un réseau de neurones récurrent doit comprendre au moins une connexion de retard unitaire. Ceci donne lieu à des comportements dynamiques forts intéressants mais qui peuvent être très complexes.

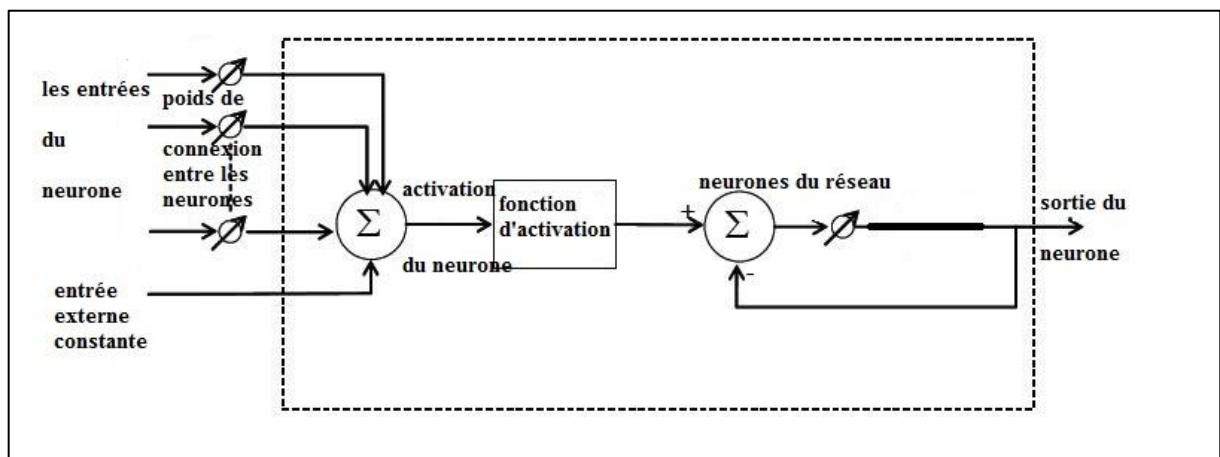


Figure IV.6. Représentation du comportement dynamique d'un neurone récurrent.

La dynamique du réseau de neurones sera donc fonction de la période d'échantillonnage du système. Cette période d'échantillonnage devra être choisie judicieusement afin de synchroniser la dynamique du réseau de neurones avec celle du système à surveiller. On s'est confronté concrètement à ce type de problématique lors du développement d'une solution de surveillance temps réel.

Les réseaux récurrents peuvent présenter deux types de comportements : le premier est que ces réseaux sont capables de se stabiliser dans un certain nombre de points de leur espace d'état, appelés points d'équilibre. Ces points constituent la réponse du réseau en présence d'une donnée, et l'apprentissage consiste à affecter aux poids des connexions, les valeurs permettant

cette relaxation vers un point d'équilibre. Bien que ce réseau soit généralement utilisé pour apprendre un certain nombre d'associations statiques pour des problèmes d'optimisation multicritères, les réseaux de neurones possèdent une certaine dynamique de convergence, c'est-à-dire que le réseau passe par un certain nombre de points de son espace d'états avant d'atteindre un point d'équilibre. Ce type de réseau peut donc générer une séquence finie à partir d'un point donné de son espace d'état. Une variante de ce modèle a été proposée pour la mémorisation de séquences temporelles. Ce modèle se base sur le stockage des diverses formes de la séquence et le niveau temporel, représenté par des retards, est capable d'enchaîner les formes apprises.

Le second comportement temporel que produisent les réseaux récurrents est une succession d'états ou plutôt de points dans l'espace d'états mais sans qu'il y ait stabilisation en un point particulier. Il peut s'agir, par exemple, d'un cycle limité au cours duquel le réseau passe cycliquement par certains états. L'apprentissage appelé étude de trajectoire consiste alors à donner aux poids des connexions, les valeurs qui permettent au réseau de produire ce comportement particulier.

IV.4.3.2. Représentation explicite du temps dans les réseaux de neurones

Une des représentations explicites du temps dans les réseaux de neurones est l'utilisation des retards aux niveaux des connexions. La différence entre ce type de réseau de neurones et les réseaux récurrents se situe au niveau de la propagation du signal.

Le temps peut également être traité localement au niveau du neurone, ce qui permet d'avoir une certaine robustesse temporelle : deux entrées d'un neurone donné ne doivent plus être nécessairement synchrones pour avoir un certain effet. Ce modèle de neurone temporel peut être réalisé de deux manières différentes : soit en gardant les propriétés biologiques d'un neurone soit en construisant un modèle pour résoudre un problème « d'ingénierie » sans autre type de préoccupations (ignorant complètement l'aspect biologique). Le premier cas conduit à des modèles plus ou moins compliqués. Leur principe est de sommer spatialement et temporellement les entrées provenant à eux.

Lorsque cette somme dépasse un seuil qui leur est propre, ils émettent une impulsion (potentiel d'action). Ces modèles possèdent ainsi des propriétés temporelles inspirées des neurones biologiques tout en permettant un calcul rapide. Le second point de vue consiste à temporaliser les modèles existants performants du point de vue statique [25].

IV.4.4. Les réseaux de neurone et la surveillance industrielle

Les réseaux de neurones temporels se divisent donc en deux grandes catégories : réseaux de neurones dynamiques et spatiaux. Ces deux représentations du temps correspondent

respectivement à une représentation interne et externe du temps. Les topologies des réseaux de neurones pour chaque représentation temporelle sont complètement différentes et chacune possède ses avantages et ses inconvénients.

On va définir trois types d'applications des réseaux de neurones temporels pour la surveillance dynamique industrielle : la reconnaissance de séquences temporelles (booléennes et réelles), la prédiction temporelle et la reproduction de séquences temporelles [8].

IV.4.4.1. La reconnaissance de séquences temporelles

La reconnaissance de séquences temporelles consiste à produire une réponse spécifique lorsqu'une séquence particulière se produit à l'entrée du réseau. En d'autres termes, le rôle du réseau de neurones dans ce cas est de reconnaître une séquence temporelle bien particulière (application de reconnaissance des formes). C'est le cas par exemple de la reconnaissance de la parole où la sortie du réseau indique le mot qui vient d'être émis.

En surveillance, ce type d'application est utilisé selon deux manières différentes : la reconnaissance d'une séquence booléenne et la reconnaissance d'une séquence réelle. Pour le cas d'une séquence booléenne, le réseau de neurones est utilisé pour surveiller tout un Système à Evénements Discrets (SED). Les variables d'entrée au réseau de neurones sont de type booléen (événementiel). Dans le deuxième cas, le réseau de neurones surveille un signal capteur d'un équipement industriel (variable de surveillance de type réel). Le but est de reconnaître un palier d'une dégradation précoce de l'équipement et d'éliminer les pics de changements brusques du signal, synonymes de fausses alarmes.

IV.4.4.2. La prédiction temporelle

La prédiction temporelle consiste à donner une valeur future d'un signal capteur d'un équipement industriel à partir des connaissances aux instants présents et passés de ce signal. En surveillance dynamique, ce type d'application est très important car prédire l'évolution d'un paramètre d'un équipement permet d'anticiper l'évolution future du signal d'un capteur afin de prendre des décisions préventives. Le réseau de neurones est dans ce cas utilisé comme une approximation universelle (modélisation dynamique de l'équipement à surveiller).

IV.4.4.3. La reproduction de séquences temporelles

La reproduction de séquences temporelles consiste à reproduire toute une séquence temporelle par le réseau de neurones. Ce type d'application est aussi très important en surveillance dynamique. Le réseau de neurones peut être utilisé pour reproduire un régime transitoire d'une évolution temporelle d'un paramètre d'un équipement industriel. La comparaison entre la sortie réelle et celle du réseau de neurones permet d'avoir un résidu pour la

détection et le diagnostic de cet équipement. Souvent, le régime transitoire d'un équipement, obtenu soit au démarrage de l'équipement soit entre changement de modes de fonctionnement.

IV.4.5. Proposition d'un réseau de neurones dynamique pour la surveillance industrielle

Les réseaux de neurones récurrents sont les plus performants pour des applications de surveillance dynamique. Les réseaux de neurones récurrents se montrent favorables aux trois types d'applications des réseaux de neurones temporels en surveillance dynamique, à savoir la reconnaissance de séquences temporelles, la prédiction temporelle et la reproduction de séquences temporelles. Les réseaux récurrents sont donc les seuls à posséder une mémoire dynamique interne. Les techniques d'apprentissage de ces réseaux sont souvent très lourdes à mettre en œuvre. Une application de surveillance dynamique avec ce type de réseaux de neurones peut être très compliquée à cause de cette phase d'apprentissage très complexe et surtout coûteuse en temps de calcul. Le développement d'un outil de surveillance dynamique paramétrable peut être très difficile à développer avec les réseaux de neurones globalement récurrents. Pour éviter cette complexité du processus d'apprentissage, une façon simple d'avoir une mémoire dynamique interne au réseau de neurones est d'utiliser des récurrences locales au niveau du neurone lui-même.

L'utilisation des récurrences locales au niveau du neurone permet d'avoir une mémoire dynamique interne au réseau de neurones. On adopte ce type de mémoire dynamique pour proposer un réseau RFR dynamique appelé RRFR : Réseau Récurrent à Base de Fonctions Radiales. Le réseau qu'on propose possède alors deux types de mémoire : une mémoire statique grâce aux neurones gaussiens de la couche cachée et une mémoire dynamique grâce aux neurones localement récurrents de la couche d'entrée.

Cet outil de surveillance devrait être à la fois capable de prendre en compte l'aspect dynamique des données d'entrée, afin de pouvoir détecter une dégradation ou prédire l'évolution d'une sortie capteur, d'apprendre en continu les différents modes de fonctionnement d'un équipement sans avoir à oublier les connaissances précédemment acquises, et surtout de garder une certaine simplicité d'utilisation du réseau de neurones pour des applications industrielles.

L'architecture neuronale qu'on propose s'inspire des avantages des réseaux RFR et de ceux des réseaux récurrents. La Figure (IV.7) présente l'architecture du RFR récurrent qu'on propose, appelé réseau RRFR : Réseau Récurrent à Base de Fonctions Radiales. Le réseau RRFR est composé de trois couches :

- **Une mémoire dynamique :** La couche à mémoire dynamique du réseau, a comme rôle principal de prendre en compte la dynamique des données d'entrée (Figure IV.7). En d'autres termes, cette couche sert à mémoriser le passé du signal d'entrée du réseau.

Cette mémoire dynamique est constituée par des récurrences locales au niveau des neurones d'entrée sans trop compliquer la topologie du réseau RFR. Cela revient, en quelque sorte, à greffer une mémoire dynamique aux RFR statiques.

- **Une mémoire statique :** La couche à mémoire statique du réseau, a pour rôle de mémoriser les prototypes, comme pour les RFR classiques. Les entrées de cette couche ne proviennent plus directement des données d'entrée mais résultent de la sortie de la première couche, à savoir la mémoire dynamique. Un premier traitement des données d'entrée est donc effectué par la première couche avant que celles-ci soient mémorisées par la mémoire statique. Le prototype ainsi mémorisé par les neurones gaussiens aura implicitement pris en compte la dimension temporelle des données d'entrée.
- **Une couche de décision :** La couche de sortie qui est la couche de décision donne la décision de la classification (dans le cas d'une application en reconnaissance de formes), ou la valeur de la fonction à prédire (dans le cas d'une approximation de fonction).

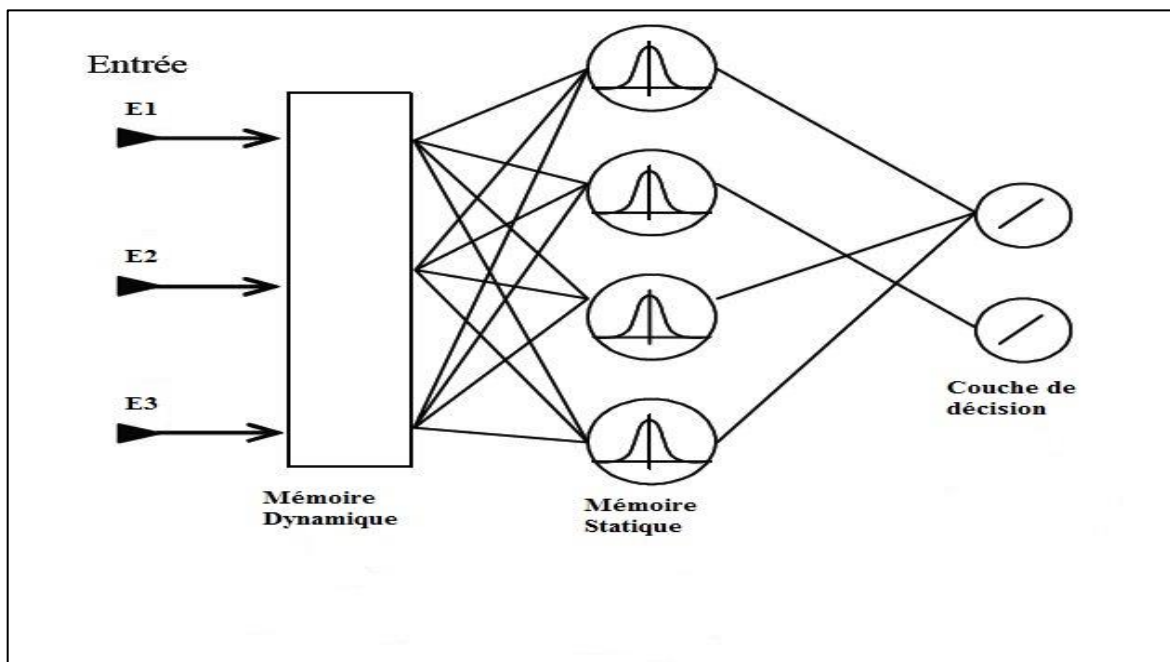


Figure IV.7. Réseau RFR (Réseaux Récurrents à Fonctions de base Radiales).

IV.4.6. Application des réseaux de neurone en surveillance dynamique

Les techniques de surveillance par réseaux de neurones sont fondées sur l'existence d'une base de données d'apprentissage et non sur l'existence d'un modèle formel ou fonctionnel de l'équipement. Le principe d'une telle application est de trouver une relation entre une (des) variable(s) d'entrée et une (des) variable(s) de sortie. Les variables d'entrée peuvent être quantifiables (sorties capteurs) ou qualifiables (observations faites par l'opérateur). A partir de

ces variables d'entrée, le réseau de neurones donne une réponse caractérisée par deux types de variables de sortie. Des variables de sortie réelles qui peuvent représenter une sortie estimée d'un paramètre de surveillance ou des variables de sortie catégorielles qui représentent l'état de fonctionnement de l'équipement. Selon la nature de ces données en sortie, il existe deux types d'applications. Le premier type est une application d'approximation de fonctions, qui consiste à estimer une sortie mesurée de l'équipement.

Dans ce cas, les réseaux de neurones sont utilisés en tant qu'approximatif universel et fournissent un modèle sous la forme d'une boîte noire du système. Ceci n'est autre que l'identification des processus industriels, la comparaison de la sortie du réseau de neurones avec celle du système réel donne un résidu qui servira à déterminer si le système est dans un état défaillant ou pas. Le deuxième type d'application considère le problème de la surveillance comme un problème de reconnaissance des formes. La forme à reconnaître est caractérisée par l'ensemble des données (quantifiables et – ou – qualifiables) et les classes d'appartenance représentant les différents modes de fonctionnement ou de dysfonctionnement. Le réseau de neurones doit fournir une réponse qui renseigne sur l'état de fonctionnement de l'équipement. Il assure la fonction de détection (fonctionnement normal ou pas) et la fonction de diagnostic (reconnaître un mode de défaillance). La figure ci-dessous illustre les deux types d'applications des réseaux de neurones en surveillance [8] :

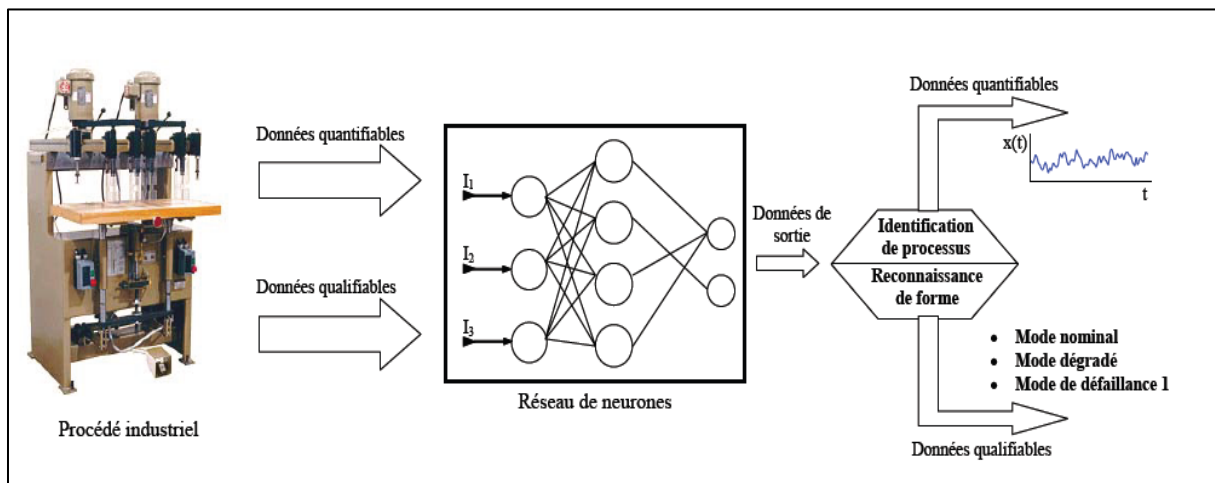


Figure IV.8. Application des réseaux de neurones en surveillance d'équipements industriels.

IV.5. Etude d'une application industrielle de surveillance dynamique d'un bras de robot en utilisant les réseaux de neurones artificiels

La surveillance des équipements industriels nécessite le traitement d'un certain nombre de signaux capteurs. Il s'agit essentiellement de détecter toute déviation par rapport à un comportement de référence, en générant une alarme. C'est alors que la fonction diagnostic aura pour rôle de localiser l'organe défaillant et d'identifier les causes de la défaillance. De part leur flexibilité, leur facilité d'exploitation et leur sûreté de fonctionnement, les Réseaux de neurones à Fonctions de base Radiales (RFR) sont des outils tout à fait adaptés à ce genre de traitement.

Afin d'intégrer la dimension temporelle essentielle de la surveillance industrielle, on propose une nouvelle architecture de RFR dynamiques appelés RRFR (Réseaux de neurones Récurrents à Fonctions de base Radiales).

On montre ainsi l'adéquation de ce réseau de neurones dynamique par rapport aux problèmes spécifiques de la surveillance dynamique, comme la détection précoce des paliers de dégradation et la reconnaissance de fausses alarmes [26].

IV.5.1 Réseaux de neurones à fonctions de base radiales RFR

IV.5.1.1 Généralités

Les réseaux de neurones à fonctions de base radiales sont capables de fournir une représentation locale de l'espace grâce à des fonctions de base dont l'influence est restreinte à une certaine zone de l'espace. Les paramètres de cette fonction de base sont donnés par un vecteur de référence (centre ou prototype) $[\mu_j]_{j=1,\dots,n}$ et la dimension σ_j du champ d'influence. La réponse de la fonction de base dépend donc de la distance de l'entrée x au vecteur prototype μ_j , et de la taille σ_j du champ d'influence :

$$\phi_j(X) = \phi(\|X - \mu_j\|, \sigma_j) \dots\dots\dots [1]$$

Par l'intermédiaire des fonctions $\phi_j(\cdot)$, généralement maximales lorsque $x = \mu_j$ et qui tendent vers 0 quand $\|x - \mu_j\| \rightarrow \infty$. La gaussienne est ainsi la fonction la plus employée. Elle s'exprime, sous la forme la plus générale, par la relation suivante :

$$\phi_j(X) = \exp\left(-\frac{1}{2} (X - \mu_j)^t \Sigma_j^{-1} (X - \mu_j)\right) \dots\dots\dots [2]$$

Où Σ_j désigne la matrice de variance-covariance associée à la cellule.

Différents paramétrages de Σ_j sont possibles. Un choix courant reste cependant

$\Sigma_j = \sigma_j^2 I$, où l'on suppose que la décroissance de la gaussienne est la même pour toutes les directions de l'espace. Les courbes d'isoactivation des cellules cachées sont alors des hyper-sphères. Un nombre restreint de fonctions de base participent au calcul de la sortie pour une

entrée donnée. Les RFR peuvent être classés en deux catégories, en fonction du type de neurone de sortie.

IV.5.1.2. Régression ou prédiction

Ce problème est souvent rencontré en surveillance industrielle. La variable de sortie du réseau de neurone représente soit une sortie d'un capteur à estimer à partir de la connaissance d'autres sorties capteur jugées fiables, soit de prédire l'évolution d'une sortie capteur. La solution à ce problème en utilisant les RFR, passe par le choix d'un groupe de N fonctions de base, centrées aux x_n points d'entrée ($n = 1, \dots, N$), en utilisant la définition des fonctions radiales avec w_n le poids de la connexion de la $n^{\text{ème}}$ fonction de base vers le neurone de sortie :

$$h(X) = \sum_{n=1}^N w_n \phi(\|X - X_n\|) \dots\dots\dots [3]$$

Il a été démontré qu'il existe une classe de fonctions (gaussiennes, multi quadratique...) où la matrice $\Phi = [\phi_{ij} = \phi(\|\mu_i - \mu_j\|, \sigma_j)]$ est non singulière. Par conséquent le vecteur de pondération peut s'écrire sous la forme suivante $w = [w_n]_{n=1, \dots, N}$:

$$W = \Phi^{-1}.t \dots\dots\dots [4]$$

IV.5.1.3. Classification

Les RFR sont également utilisés dans des problèmes de classification. Dans le cas d'une application de surveillance, les classes de sortie représentent des modes de fonctionnement (normal, dégradé, interdit, défaillant, transitoire, critique, ...). En théorie de la classification probabiliste, la loi du vecteur x , quand on ne connaît pas sa classe d'appartenance, est donnée par la loi mélange $f(x)$:

$$f(x) = \sum_{i=1}^M \Pr(\alpha_i) f(x/\alpha_i) \dots\dots\dots [5]$$

$f(x/\alpha_i)$, Supposée connue, représente la loi conditionnelle d'appartenance du vecteur x dans la classe α_i ; $\Pr(\alpha_i)$ représente la probabilité à priori des classes α_i supposée aussi connue. Par analogie, la sortie d'un RFR présente l'expression suivante :

$$f(x) = \sum_{i=1}^M w_{ki} \phi_i(x) \dots\dots\dots [6]$$

Avec w_{ki} représentant le poids de la connexion entre le $i^{\text{ème}}$ neurone radial et le $k^{\text{ème}}$ neurone de sortie.

Le réseau de neurones qu'on propose, considère le temps comme une représentation interne au réseau.

Cet aspect dynamique est obtenu par une récurrence des connexions au niveau des neurones de la couche d'entrée (L_1) (Figure IV.9). Ces auto-connexions procurent aux neurones d'entrée une capacité de prise en compte d'un certain passé des données en entrée. On peut ainsi qualifier ces neurones bouclés par mémoire élémentaire dynamique du réseau de neurones. Le réseau RRFR

est donc doté de deux types de mémoires : une mémoire dynamique (couche L_1) pour la prise en compte de la dynamique des données en entrée, et une mémoire statique (couche L_2) pour mémoriser les prototypes. La couche de sortie L_3 représente la couche de décision.

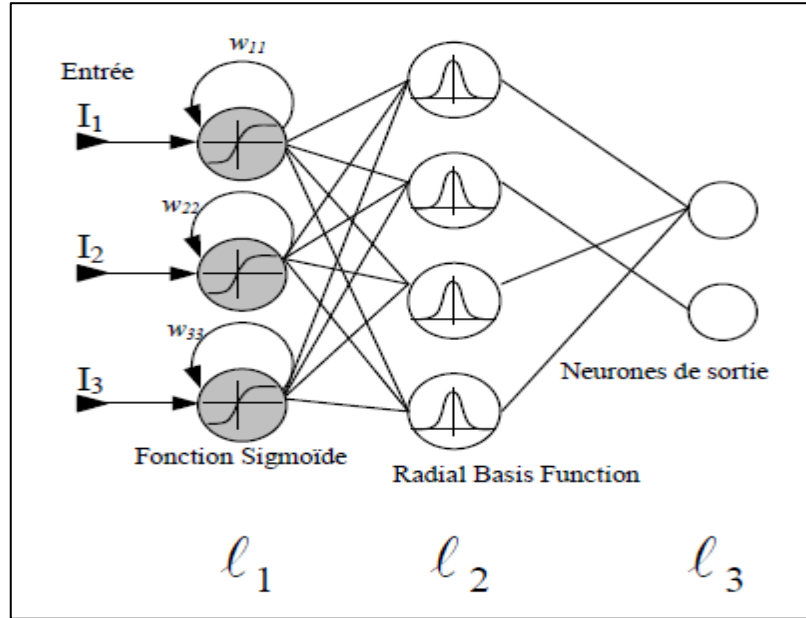


Figure IV.9. Réseau RRFR (Réseaux Récurrents à Fonctions de base Radiales).

IV.5.1.4. Neurone bouclé

Chaque neurone de la couche d'entrée effectue une sommation à l'instant t entre son entrée $I_i(t)$ et sa sortie de l'instant précédent $x(t-1)$ pondérée par le poids de l'auto- connexion w_{ii} . Il donne en sortie le résultat de la fonction d'activation :

$$a_i(t) = w_{ii} x_i(t-1) + I_i(t) \dots\dots\dots [7]$$

$$x_i(t) = f(a_i(t)) \dots\dots\dots [8]$$

Avec $a_i(t)$ et $x_i(t)$ représentant respectivement l'activation du neurone i et sa sortie à l'instant t . f est la fonction d'activation ayant l'expression de la sigmoïde ci-dessous :

$$f(x) = \frac{1 - \exp(-kx)}{1 + \exp(-kx)} \dots\dots\dots [9]$$

Où w_{ii} représente le poids de l'auto-connexion du neurone i .

Pour mettre en évidence l'influence de cette auto-connexion sur les capacités de mémorisation dynamique des neurones bouclés, on prend en considération uniquement l'entrée $I_i(t_0) = 0$ et $x_i(t_0) = 1$, en laissant évoluer le neurone sans l'influence de l'entrée extérieure. La sortie du neurone a donc l'expression suivante :

$$x(t) = \frac{1 - \exp(-kw_{ii}x(t-1))}{1 + \exp(-kw_{ii}x(t-1))} \dots\dots\dots [10]$$

La figure(IV.10).a montré l'évolution de la sortie du neurone à chaque instant.

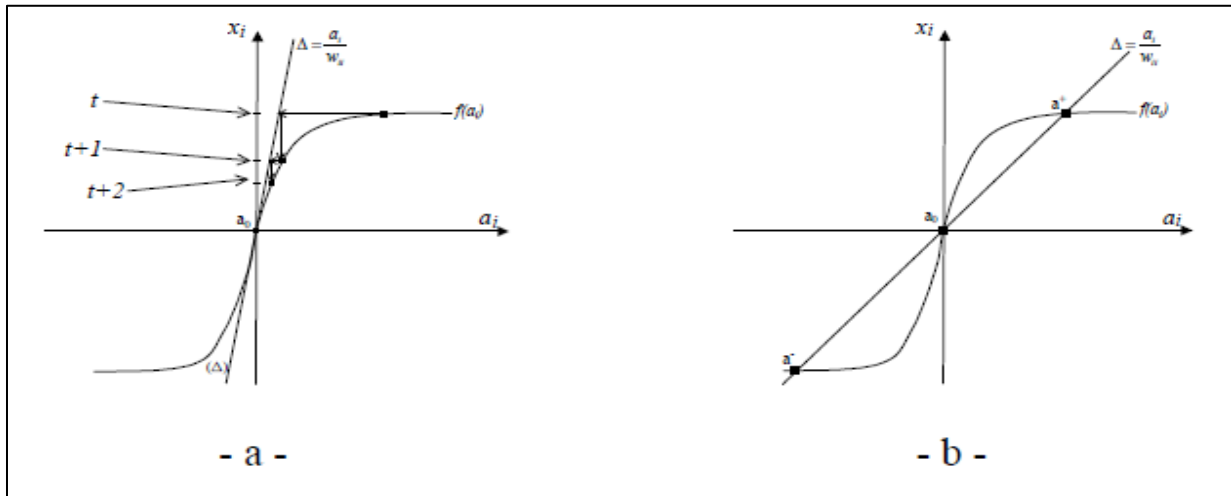


Figure IV.10. Points d'équilibre du neurone bouclé : - a - comportement d'oubli ($kw_{ii} \leq 2$). - b -comportement de mémorisation temporaire ($kw_{ii} > 2$).

Cette évolution dépend de la pente de la droite Δ (figure IV.9), c'est à dire du poids de la connexion (w_{ii}) et du paramètre k de la fonction d'activation. Les points d'équilibre du neurone bouclé satisfont l'équation suivante :

$$a(t) = w_{ii} f(a(t-1)) \dots\dots\dots [11]$$

Le point $a = a_0 = 0$ est une première solution évidente de cette équation. Les autres solutions à l'équilibre s'obtiennent par l'étude des variations de la fonction :

$$g(a) = w_{ii} f(a) - a \dots\dots\dots [12]$$

En fonction de kw_{ii} , le neurone bouclé possède un ou plusieurs points d'équilibre (Figure 4.9).

- Si $kw_{ii} \leq 2$, le neurone possède un seul point d'équilibre, alors $a = 0$.
- Si $kw_{ii} > 2$ le neurone possède trois points d'équilibres : $a = 0$, $a^+ > 0$, $a^- < 0$.

Pour étudier la stabilité de ces points, on étudie les variations de la fonction de Lyapunov :

Dans le cas où $kw_{ii} \leq 2$, cette fonction est définie par $V(a) = a^2$. On obtient :

$$\Delta V = (w_{ii} f(a))^2 - a^2 = g(a)(w_{ii} f(a) + a) \dots\dots\dots [13]$$

Si $a > 0$, alors $f(a) > 0$ et $g(a) < 0$. Vu que le poids $w_{ii} > 0$, on obtient : $\Delta V < 0$.

Inversement, si $a < 0$, alors $f(a) < 0$ et $g(a) > 0$. $w_{ii} > 0$, alors on a bien

$\Delta V < 0$. Le point $a_0 = 0$ est donc un point d'équilibre stable si $w_{ii} \leq 2$. Avec $w_{ii} > 0$.

Dans le cas où $kw_{ii} > 2$ le neurone bouclé possède trois points d'équilibre $a_0 = 0$, $a^+ > 0$ et $a^- < 0$. Pour étudier la stabilité du point a^+ , on définit la fonction de Lyapunov par : $V(a) = (a - a^+)^2$. On obtient ainsi :

$$\Delta V = (w_{ii} f(a) - a^+)^2 - (a - a^+)^2 = g(a)[g(a) + 2(a - a^+)] \dots \dots \dots [14]$$

Si $a > a^+$, $g(a) < 0$ et $[g(a) + 2(a - a^+)] > 0$. On a donc $\Delta V < 0$. Le raisonnement est le même dans le cas où $a < a^+$. Le point a^+ est donc un point d'équilibre stable. De façon similaire, on prouve que le point a^- est également un point d'équilibre stable.

Ainsi, lorsqu'on s'écarte de $a_0 = 0$, c'est pour atteindre l'un des deux points d'équilibre stables a^+ ou a^- . Le point a_0 est donc un point d'équilibre instable.

Le neurone bouclé peut ainsi exhiber deux comportements en fonction de kw_{ii} : comportement d'oubli ($kw_{ii} \leq 0$) et comportement de mémorisation temporaire ($kw_{ii} > 2$).

La figure (4.10) montre l'influence du produit kw_{ii} sur le comportement du neurone bouclé. Dans tous les cas, l'auto-connexion permet au neurone de mémoriser un certain passé des données d'entrée. Cette auto-connexion peut être obtenue par apprentissage, mais le plus aisé serait de la fixer a priori. On verra dans les paragraphes suivants, comment ce neurone bouclé peut permettre au réseau RRFR de traiter des données dynamiques alors que les RFR classiques ne traitent que des données statiques.

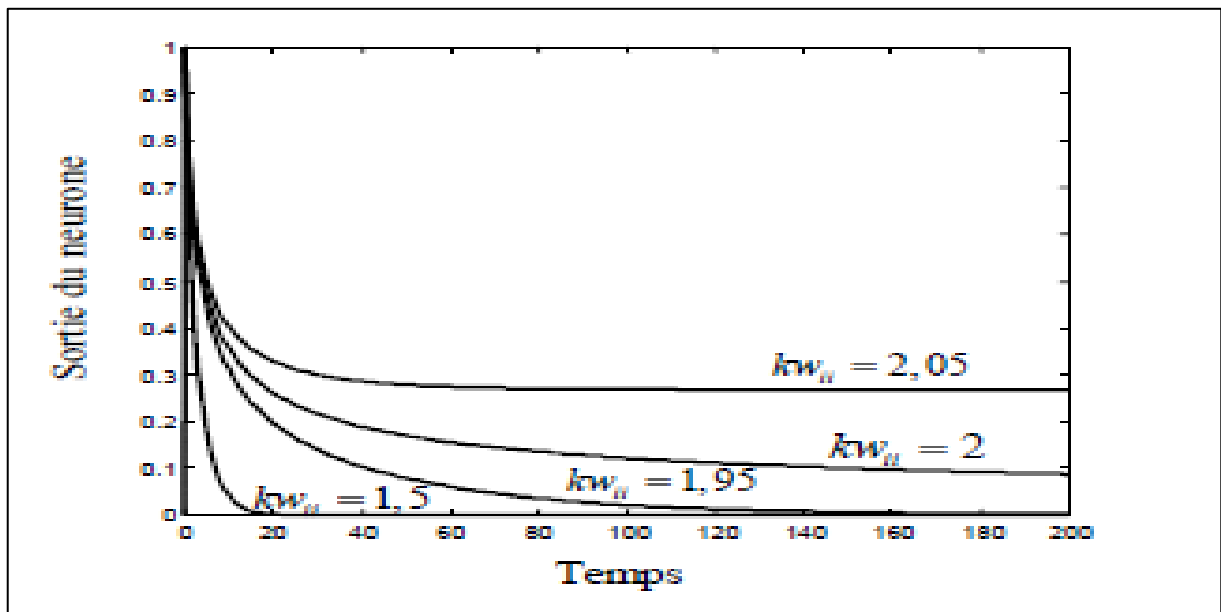


Figure IV.11. Influence du produit kw_{ii} sur le comportement du neurone bouclé. Le neurone stimulé à $t = 0$, évolue différemment en fonction des deux paramètres.

IV.5.2. Dimensionnement, initialisation et apprentissage des RRFR

L'application du réseau RRFR en surveillance des systèmes dynamiques passe par trois étapes essentielles : dimensionnement, initialisation et apprentissage.

Les dimensions de la couche d'entrée et de sortie sont définies en fonction de la dimension du problème. Le nombre de neurones bouclés est égal à la dimension du vecteur

d'entrée. Le nombre de neurones de sortie est égal au nombre de variables de sortie, pour des applications en régression; et varie selon le codage adopté pour représenter la variable catégorielle. Pour des applications de classification, le nombre de neurones de la couche cachée est déterminé par le processus d'apprentissage. Cette étape permet également de déterminer les paramètres des neurones cachés (centres et rayons d'influence des prototypes), ainsi que les poids des connexions de sortie (uniquement entre la couche cachée et la couche de sortie).

Les paramètres des neurones bouclés sont initialisés en fonction du but recherché par l'application et du type de variable en entrée. Pour des applications d'apprentissage de séquences (simples ou complexes) d'événements discrets, les variables d'entrée sont de type binaire : 1 dans le cas où l'événement associé à l'entrée du neurone bouclé se produirait et 0 dans le cas contraire. Dans ce type d'application, on impose un aspect binaire à la fonction d'activation du neurone bouclé à travers le paramètre k de la sigmoïde (généralement $k \geq 1$). On ajuste ensuite la valeur de l'auto-connexion en fonction de l'aspect dynamique souhaité pour le neurone bouclé. Si l'information recherchée est l'instant d'apparition d'un événement E_i d'une séquence, on impose au neurone un comportement d'oubli $kw_{ii} \leq 2$. La plus longue mémoire est obtenue pour $kw_{ii} = 2$. Le neurone bouclé est capable de garder en mémoire une trace d'une occurrence d'un événement pendant plus de 200 pas de simulation (Figure IV.10). Pour avoir les mêmes performances avec d'autres architectures neuronales utilisant la représentation spatiale, il faudrait une fenêtre temporelle de plus de 200 éléments, ce qui alourdi énormément l'architecture du réseau de neurone. Dans le cas où l'information recherchée est uniquement l'occurrence d'un événement E_i , sans s'intéresser au moment de son apparition, on impose au neurone un comportement de mémorisation $kw_{ii} > 2$. Par contre, si la variable d'entrée est de type réel, on impose un aspect pseudo linéaire à la fonction d'activation du neurone autour de l'origine (point 0). Cet allure est obtenue avec des valeurs petites de k ($k \approx 0.05$). On applique le même raisonnement pour déterminer la valeur de l'auto connexion des neurones bouclés.

L'algorithme d'apprentissage qu'on a adopté pour cette application de surveillance est le « Dynamic Decay Adjustment (DDA) algorithm ». Cette technique est extraite partiellement de l'algorithme RCE². Son principe est d'introduire deux seuils θ^- et θ^+ afin de réduire les zones de conflits entre prototypes, problème essentiel rencontré dans l'algorithme RCE. Pour assurer la convergence de l'algorithme d'apprentissage, le réseau doit satisfaire les deux inégalités ci-après pour chaque vecteur x de classe c de la base d'apprentissage (Figure IV.12) :

$$\exists i : \phi_i^c(x) \geq \theta^+ \dots \dots \dots [15]$$

$$\forall k \neq i, \forall j : \phi_j^k < \theta^-$$

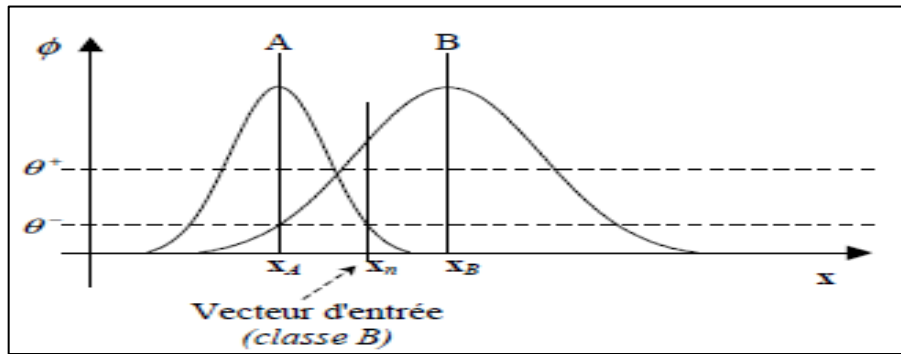


Figure IV.12. Ajustement des rayons d'influence avec deux seuils θ^- et θ^+ . Pas d'ajout de prototype pour le nouveau vecteur d'entrée ($\phi^B(x_n) > \theta^+$). Le seuil θ^- permet de réduire les zones de conflits par les relations suivantes : $\phi^B(x_A) < \theta^-$; $\phi^A(x_n) < \theta^-$; $\phi^A(x_B) < \theta^-$.

IV.5.3. Application du RRFR en surveillance dynamique

Comme on l'a vu précédemment, pour des applications de surveillance par classification, les RFR sont les outils qui semblent être les plus appropriés. Le principe d'une telle utilisation se base sur l'existence d'une base de données. Dans la pratique industrielle, aussi riche soit-elle, les informations concernant les défaillances ne peuvent jamais être exhaustives. Cette caractéristique essentielle des problèmes de surveillance est très bien prise en compte par la topologie du RRFR. Sa propriété de généralisation locale lui permet de reconnaître des situations nouvelles, offrant ainsi la possibilité à l'opérateur de mettre à jour sa base de connaissance.

Pour montrer l'intérêt de l'auto-connexion des neurones d'entrée du RRFR sur le traitement dynamique d'un signal capteur dans une application de surveillance. On considère, pour commencer un exemple simple avec un seul signal d'entrée $S(t)$ et deux modes connus (Figure IV.13) :

- Mode 1 : Un mode de fonctionnement nominal ;
- Mode 2 : Un mode de défaillance connu.

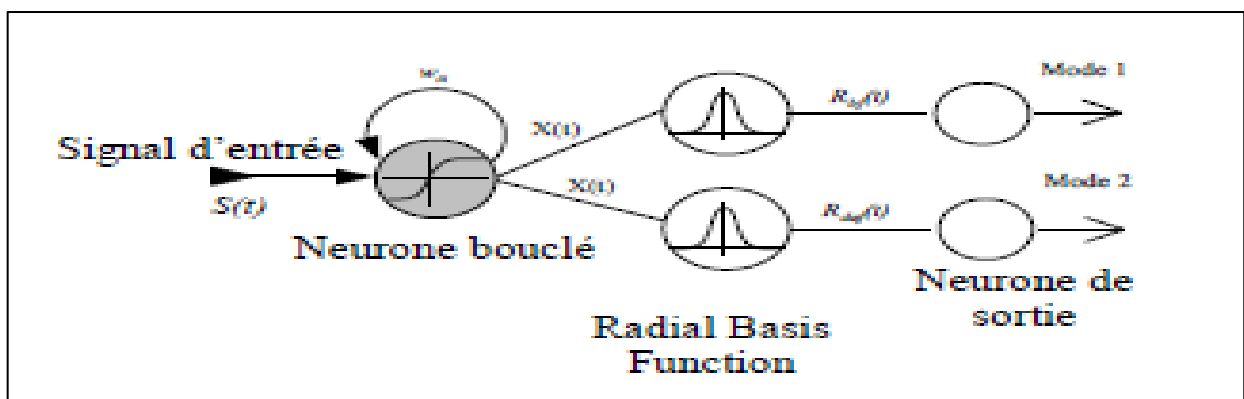


Figure IV.13. Modèle neuronal de surveillance.

Les deux modes sont représentés par les deux neurones de la couche cachée, centrés sur le prototype $x_i(t)$. Ce prototype représente le régime permanent de la sortie du neurone bouclé correspondant aux deux modes connus (Figure IV.14) :

$$x(\infty) = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1 - \exp(-k(w_{ii}x(t-1) + s(t)))}{1 + \exp(-k(w_{ii}x(t-1) + s(t)))} \dots\dots\dots [17]$$

Ce modèle de surveillance neuronal aura donc deux fonctions à assurer : détection et diagnostic des défaillances. La fonction détection est assurée par le neurone correspondant au mode de fonctionnement nominal. La sortie de ce neurone est au maximum quand le système est à son fonctionnement nominal et diminue d'une manière uniforme si le système s'écarte du mode nominal. La fonction diagnostic est assurée par le neurone correspondant au mode de défaillance connu. Ce neurone réagit dans le cas où le système se trouverait dans ce mode de défaillance. Dans le cas contraire, aucun neurone ne donne de réponse. Cette situation n'est rien d'autre qu'un rejet en ambiguïté.

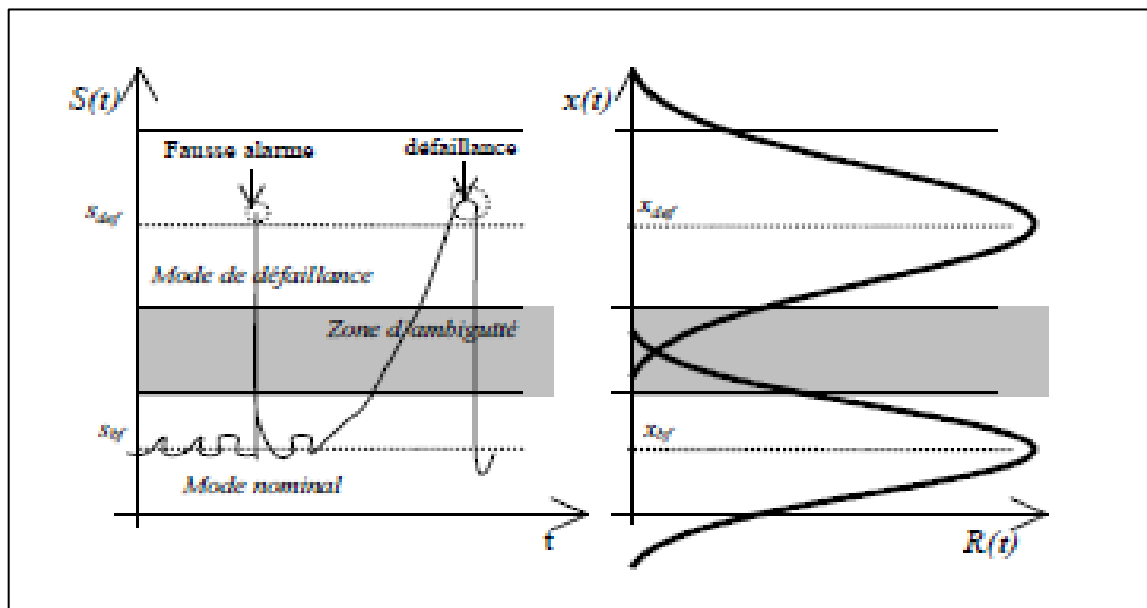


Figure IV.14. Correspondance entre la valeur d'entrée du signal capteur et le prototype mémorisé.

IV.5.4. Détection d'un palier de dégradation. Sensibilité du neurone bouclé

On va étudier la sensibilité du neurone bouclé par rapport aux variations du signal d'entrée. Cette étude correspond à l'analyse de la sensibilité du RRFR (neurone d'entrée bouclé) face au RFR (neurone d'entrée linéaire). On verra que cette sensibilité dépend essentiellement du produit kw . Pour des raisons de simplicités de calcul, on a étudié le rapport inverse dS/dx . Toutefois, nous revenons à l'expression classique de la sensibilité dx/dS lors de l'interprétation de nos résultats.

❖ Définition du palier de dégradation :

On associe l'apparition d'un palier de dégradation entre \tilde{s} et s^* d'un signal capteur $S(t)$ à l'existence d'au moins une valeur intermédiaire s^ε telle que :

$$\tilde{s} < s^\varepsilon < s^* \dots\dots\dots [18]$$

En d'autres termes :

$$\exists \eta > 0 / \left| \frac{s^* - \tilde{s}}{\Delta t} \right| = \eta \dots\dots\dots [19]$$

➤ **Propriété 1 :** Pour un réseau de neurones dynamique de type RRFR :

- Si $\frac{2}{k} - w_{ii} > 1$, alors le neurone bouclé est plus robuste qu'un neurone linéaire, donc le RRFR est plus robuste que le RFR (statique) ;
- Si $\frac{2}{k} - w_{ii} \leq 1$ alors $\exists S_1 \in \mathbb{R}^+$ tel que :
 - $\forall S \in]-\infty, -S_1] \cup [+S_1, +\infty[$, le neurone bouclé est plus robuste qu'un neurone linéaire,
 - $\forall S \in [-S_1, +S_1]$, le neurone bouclé est plus sensible qu'un neurone linéaire.

Avec k le paramètre de la sigmoïde, w_{ii} le poids de l'auto-connexion du neurone bouclé et S le signal d'entrée du réseau de neurones.

- **Démonstration :** Pour étudier la sensibilité du neurone bouclé, on considère l'expression du régime permanent x de sa sortie :

$$x = \frac{1 - \exp(-k(w_{ii}x + S))}{1 + \exp(-k(w_{ii}x + S))} \dots\dots\dots [20]$$

En écrivant l'expression de S en fonction de x , nous avons par conséquent :

$$S = -\frac{1}{k} \ln\left(\frac{1-x}{1+x}\right) - w_{ii}x \dots\dots\dots [21]$$

Pour avoir un rapport entre les variations de S et celle de x , on calcule la dérivée de S par rapport à x :

$$\frac{dS}{dx} = \frac{2}{k} \times \frac{1}{1-x^2} - w_{ii} \dots\dots\dots [22]$$

On étudie la sensibilité du neurone bouclé en évaluant $\frac{dS}{dx}$ par rapport à 1 :

$$\frac{dS}{dx} = 1 \Rightarrow \frac{2}{k} \times \frac{1}{1-x^2} - w_{ii} = 1 \Rightarrow \frac{1}{1-x^2} = \frac{k(1+w_{ii})}{2} \Rightarrow x^2 - \left(1 - \frac{2}{k(1+w_{ii})}\right) = 0 \dots\dots\dots [23]$$

$$\text{Si } 1 - \frac{2}{k(1+w_{ii})} < 0 \Rightarrow \frac{2}{k} - w_{ii} > 1 \dots\dots\dots [24]$$

L'équation [23] n'admet pas de solution,

$$\text{Si } 1 - \frac{2}{k(1+w_{ii})} \geq 0 \Rightarrow \frac{2}{k} - w_{ii} \leq 1 \dots\dots\dots [25]$$

L'équation [23] admet deux solutions :

$$x_1^1 = +\sqrt{1 - \frac{2}{k(1+w_{ii})}} \quad , \quad x_2^1 = -\sqrt{1 - \frac{2}{k(1+w_{ii})}} \dots\dots\dots [26]$$

Le tableau des variations de [23] est défini en fonction de k et w_{ii} :

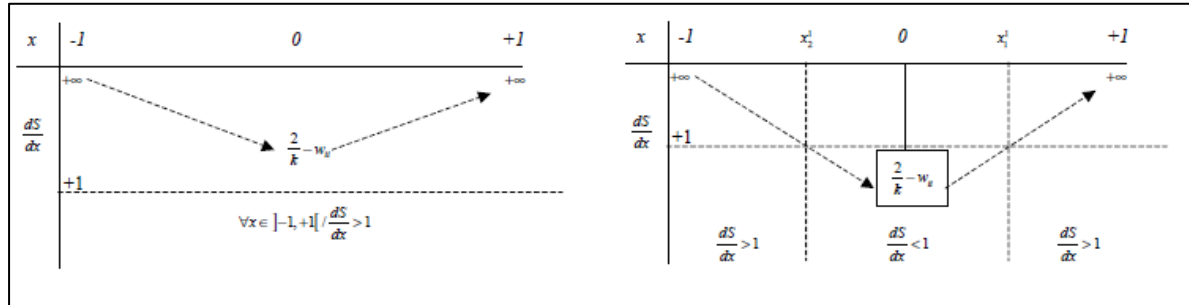


Tableau IV.2. Sensibilité du neurone bouclé en fonction du paramètre k de la sigmoïde et du poids de l'auto-connexion w_{ii} .

On a obtenu les résultats suivants :

- Si $\frac{2}{K} - w_{ii} > 1$, alors, $\forall x \in] - 1, +1] / \frac{dS}{dx} > 1 \Rightarrow \frac{dx}{dS} < 1$ le neurone bouclé est plus robuste qu'un neurone linéaire
- Si $\frac{2}{K} - w_{ii} \leq 1$ alors :
 - $\forall x \in] - 1, x_2^1] \cup [x_1^1, +1[/ \frac{dS}{dx} \geq 1 \Rightarrow \frac{dx}{dS} \leq 1$,le neurone bouclé est plus robuste qu'un neurone linéaire.
 - $\forall x \in [x_2^1, x_1^1] / \frac{dS}{dx} \geq 1 \Rightarrow \frac{dx}{dS} \leq 1$ le neurone bouclé est plus sensible qu'un neurone linéaire.

La valeur de S_1 de la propriété 1 se déduit de l'expression [26] en utilisant la relation [21].

IV.5.5. Détection d'une fausse alarme

Soit \tilde{x} le régime permanent de la sortie du neurone bouclé correspondant au régime permanent du signal d'entrée \tilde{S} . On définit un changement brusque du signal d'entrée par un passage de \tilde{S} à S^* en un laps de temps relativement nul. On peut formaliser ce changement par l'expression suivante :

$$\left| \frac{S^* - \tilde{S}}{\Delta t} \right| \approx +\infty \dots\dots\dots [27]$$

➤ **Propriété 2 :** Le réseau RRFR présente une structure insensible aux fausses alarmes.

- **Démonstration :** Soit la réponse du neurone bouclé pour un pic de changement brusque S^* ([27]) :

$$x^* = \frac{1 - \exp(-k(w_{ii}\tilde{x} + s^*))}{1 + \exp(-k(w_{ii}\tilde{x} + s^*))} \dots\dots\dots [28]$$

Pour étudier la sortie du neurone bouclé face à un pic de fausse alarme [27] et un palier de dégradation [19], on compare l'expression [28] et la sortie x^{**} pour s^* de la relation [18] (Figure IV.15).

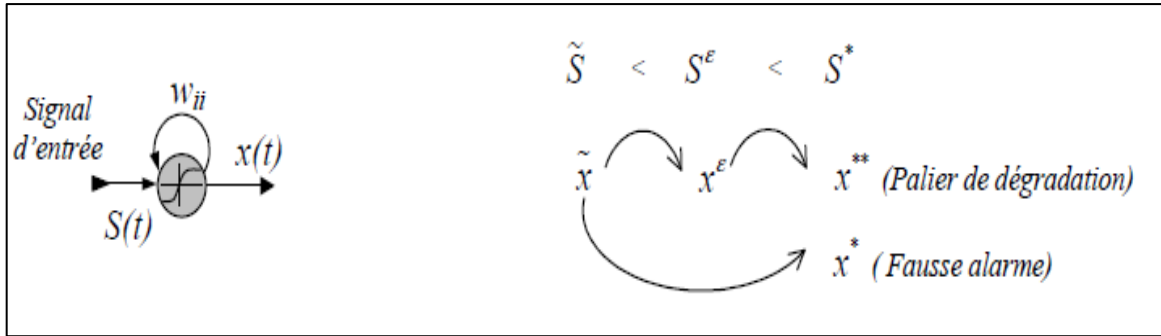


Figure IV.15. Principe de calcul des sorties du neurone bouclé face à un pic de fausse alarme et un palier de dégradation.

Pour la valeur intermédiaire S^e du signal d'entrée, la sortie du neurone bouclé présente la forme suivante :

$$x^e = \frac{1 - \exp(-k(w_{ii}\tilde{x} + s^e))}{1 + \exp(-k(w_{ii}\tilde{x} + s^e))} \dots\dots\dots [29]$$

Comme la fonction sigmoïde est strictement croissante et que $w_{ii} > 0$, on obtient la relation suivante :

$$x^e > \tilde{x} \dots\dots\dots [30]$$

La sortie du neurone bouclé pour la valeur s^* devient par conséquent:

$$x^{**} = \frac{1 - \exp(-k(w_{ii}x^e + s^*))}{1 + \exp(-k(w_{ii}x^e + s^*))} \dots\dots\dots [31]$$

Si l'on considère que $w_{ii} > 0$, on obtient par la suite :

$$w_{ii}x^e + s^* > w_{ii}\tilde{x} + s^* \dots\dots\dots [32]$$

Donc :

$$x^{**} > x^* \dots\dots\dots [33]$$

La sortie du neurone bouclé, de fonction d'activation sigmoïde, est donc différente dans le cas où on aurait un changement brusque du signal d'entrée et dans le cas où il s'agirait d'un palier de dégradation. La réponse du neurone bouclé est plus importante dans le deuxième cas. La sortie du neurone radial, correspondant au mode de bon fonctionnement, sera donc différente pour les deux situations :

$$\Phi_{bf}(\|\tilde{x} - x^*\|) > \Phi_{bf}(\|\tilde{x} - x^{**}\|) \dots\dots\dots [34]$$

La figure (IV.16) résume les deux cas étudiés précédemment. La sortie $x(t)$ du neurone bouclé est bien différente pour le cas d'un palier de dégradation et le cas d'une fausse

alarme. Les neurones de fonction d'activation radiale auront par conséquent des réponses déférentes.

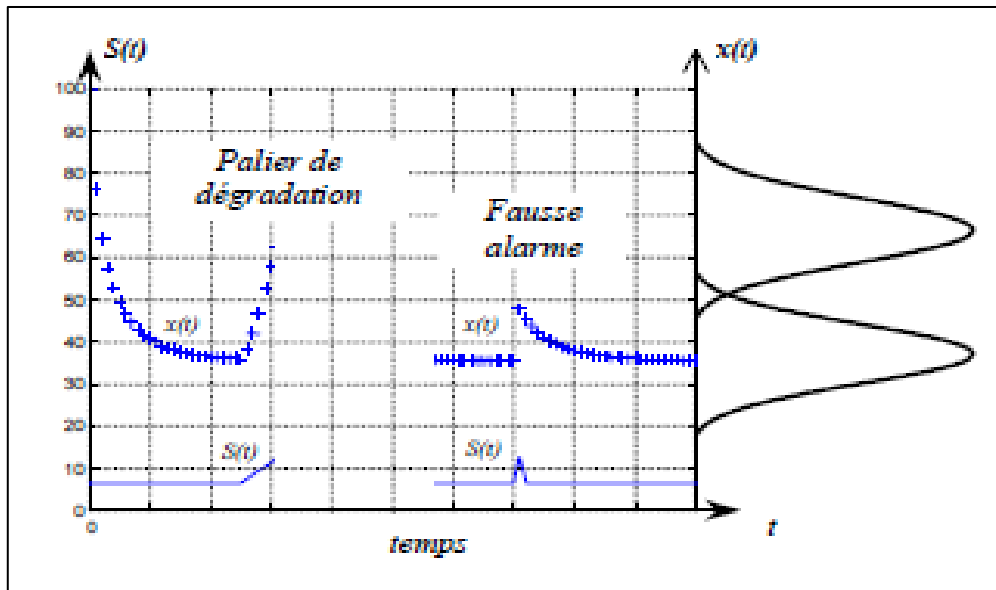


Figure IV.16. Réponse du réseau de neurone pour une fausse alarme et un palier de dégradation.

IV.5 .6. Cas pratique : Surveillance dynamique d'un bras de robot manipulateur

On présente les résultats de l'application du réseau RRFR sur un problème de surveillance d'un bras de robot d'une cellule d'assemblage. Cette application a été construite à partir des données réelles du benchmark « Robot Execution Failures ». Le problème consiste à établir un système de supervision intelligent aidant l'expert dans ces prises de décisions par rapport aux défaillances. Ces défaillances sont classées en trois catégories :

1. **Défaillances d'exécution** : essentiellement des erreurs au niveau du bras de robot rencontrées lors de l'exécution d'une tâche (collisions, obstruction, etc.) ;
2. **Evénements externes** : qui peuvent perturber le bon fonctionnement du robot ;
3. **Erreurs système** : qui perturbent tout le système d'assemblage.

Dans cette application, on n'intéresse qu'aux défaillances d'exécution, en l'occurrence, la détection d'une collision et l'identification du type de collision.

Le bras du robot est muni de trois capteurs de force (F_x, F_y, F_z) (Figure IV.17). Les réponses données par ces trois capteurs nous renseigneront sur l'état de fonctionnement du bras. Quatre types de défaillances sont susceptibles de se produire (Figure IV.18) : collision frontale, collision par derrière, collision à gauche et collision à droite. Le réseau RRFR aura pour rôle d'apprendre

l'allure des trois signaux, en fonction de chaque défaillance, et de pouvoir classer ensuite chaque défaillance à partir de la connaissance des trois signaux capteurs.

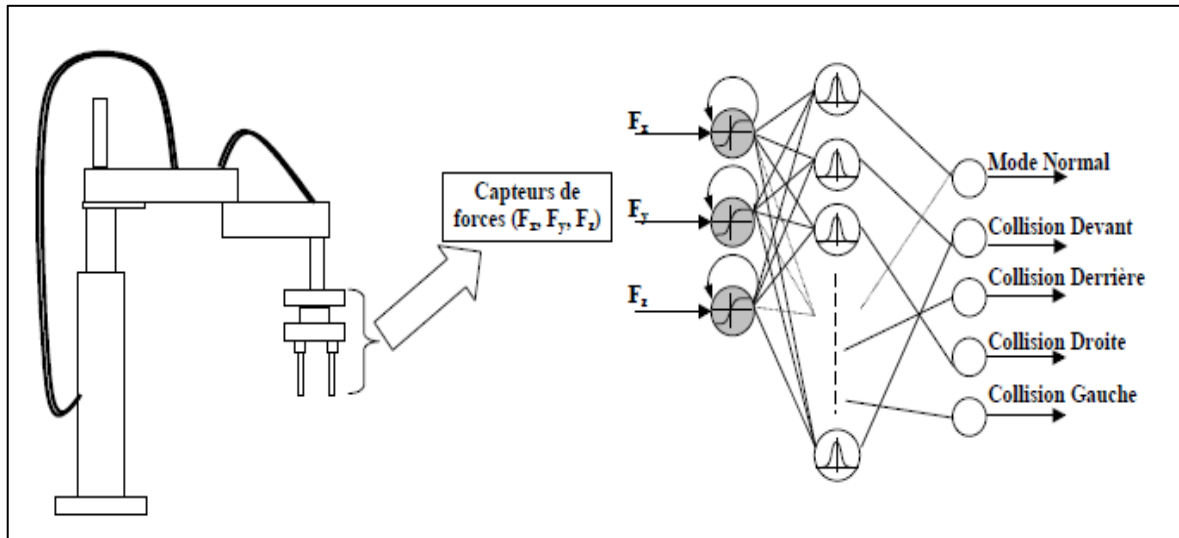


Figure IV.17. Application du réseau RRFR pour la surveillance d'un bras de robot.

Les sorties des trois capteurs de forces constituent les entrées du réseau RRFR. L'apprentissage permet de définir le nombre, ainsi que les paramètres des neurones gaussiens.

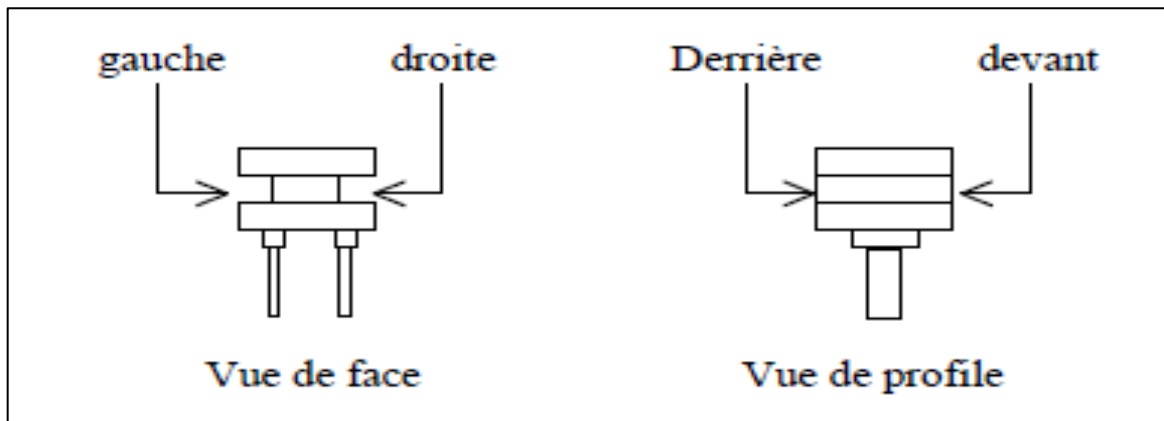


Figure IV.18. Différents types de collisions possibles du robot lors de l'exécution d'une tâche : collision frontale, par derrière, à gauche ou par la droite.

La réponse des trois capteurs dépend du type de défaillance (Figure IV.19), les auteurs ont procédé en premier à un traitement des données capteur pour extraire des informations pertinentes de chaque classe (essentiellement un calcul de moyenne des signaux capteurs), puis à une phase d'élaboration de règles d'inférences pour classer les défaillances. Cette phase représente toute la difficulté de leur approche, car il faut d'un côté fournir un effort pour identifier les tendances de chaque signal pour chaque classe, et également établir des bornes de décision pour chaque paramètre (si $F_z \in [a, b[$ et $F_x \in [c, d[$, alors situation = collision frontale).

La simplicité de notre méthode réside dans la souplesse de la phase d'apprentissage qui intègre implicitement les tendances de chaque signal, en fonction du mode de fonctionnement. La mémoire dynamique permet donc au RRFR d'apprendre les allures des signaux pour chaque mode.

La base de données de cette application contient 47 échantillons avec la distribution suivante : 43% mode normal, 13% mode collision frontale, 15% mode collision par derrière, 11% mode collision à droite et 19% collision à gauche. On considère un échantillon par mode pour l'apprentissage du réseau RRFR. La dynamique de chaque signal est prise en compte par un neurone bouclé. On configure ainsi les paramètres de ce neurone bouclé, de telle sorte à avoir la plus longue mémoire possible, avec un aspect quasi-linéaire de sa fonction d'activation autour du point d'origine (zéro). Les paramètres des 12 neurones gaussiens sont déterminés avec les valeurs de $\theta^+ = 0,4$ et $\theta^- = 0,1$. Chaque échantillon est composé de 15 mesures. A chaque échantillonnage du signal d'acquisition, on présente au réseau les valeurs des trois mesures de forces (F_x , F_y , F_z) de chaque classe. Le réseau converge au bout d'un temps d'apprentissage relativement court (0.3 secondes sur un PC de 700 Mhz de fréquence d'horloge). La réponse du réseau est donnée par la couche de décision (la couche de sortie), composée par un neurone pour chaque classe.

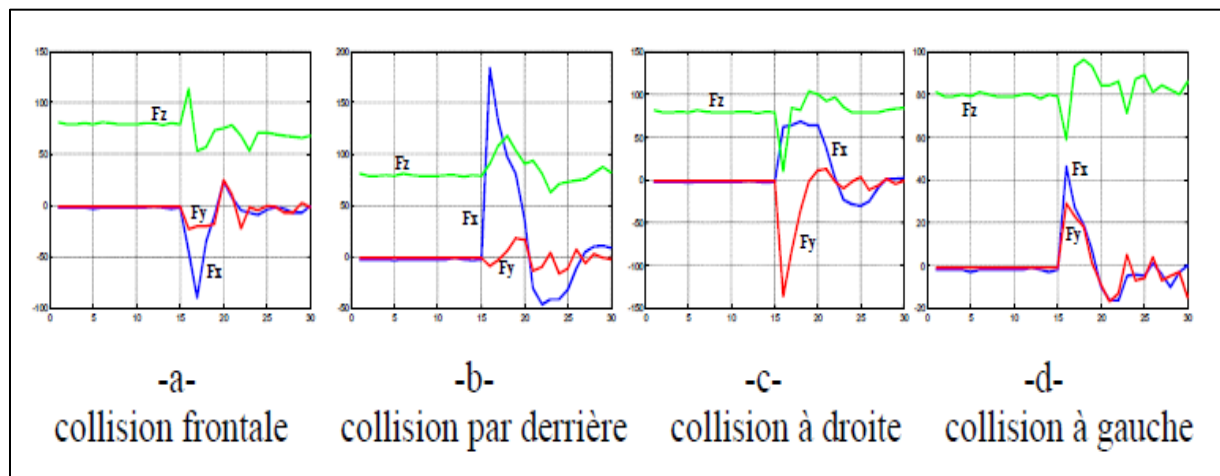


Figure IV.19. Réponses des capteurs de force (F_x , F_y et F_z) pour chaque type de collision.

Les résultats obtenus par le réseau RRFR sont donnés par le tableau ci-dessous :

Mode	Détection	Diagnostic
Collision frontale	100%	60%
Collision par derrière	100%	16.5%
Collision à droite	100%	75%

Collision à gauche	100%	25%
--------------------	------	-----

Tableau IV.3. Résultats du RRFR sur la détection et le diagnostic de chaque défaillance.

On remarque que le réseau de neurone détecte automatiquement (à 100 %) toutes les défaillances du système. Ceci s'explique par le fait que les signaux d'entrée du réseau s'écartent de la zone de couverture du mode normale (zone couverte par le prototype du mode normal). Le diagnostic est assuré par les prototypes correspondant à chaque mode de défaillance. Le taux de réussite du diagnostic pour les deux cas de collision (frontale et à droite) est relativement intéressant (respectivement 60 et 75 %). Les trois mesures de force évoluent pratiquement selon la même tendance pour chacun de ces deux types de collisions. Par contre, la réponse des forces pour les types de collisions par derrière et par la gauche est très atypique. Ceci induit des précisions réduites du diagnostic et reflète toute la complexité d'une telle application. D'un autre côté, la solution neuronale dynamique RRFR semble la seule à pouvoir exprimer une telle relation de cause à effet (entrée – sortie) pour le diagnostic. Un modèle formel de défaillances est dans ce cas quasi impossible à obtenir.

IV.6. Conclusion

Dans ce chapitre on a présenté les systèmes experts temps réel en utilisant les réseaux de neurones artificiels appliqués à la surveillance dynamique industrielle. Le développement et l'implantation de systèmes experts temps réel permettra l'amélioration et l'efficacité de la surveillance des systèmes industriels de production.

L'application des réseaux de neurones à fonctions de base radiales (RFR) en surveillance semblent être les plus appropriés pour ce type d'application et ce pour leur capacité d'interprétation des rejets d'ambiguïté et de distance. Ces deux situations de rejets sont très importantes en surveillance, car elles permettent au réseau de reconnaître de nouvelles situations, tout en laissant une marge décisionnelle importante à l'expert humain. Ce dernier reste tout de même le seul organe de décision avant d'agir sur le système.

L'aspect temporel joue souvent un rôle déterminant dans la surveillance des systèmes dynamiques. La détection d'une fausse alarme où la détection précoce de dégradation ne peut se faire qu'avec une prise en compte de l'aspect dynamique des données. Le RFR dynamique présenté dans ce chapitre intègre le temps via une auto connexion des neurones d'entrée. On a montré que ce RFR dynamique (appelé RRFR - Réseaux de neurones Récurents à Fonctions de base Radiales) est capable de dissocier un palier de dégradation d'une fausse alarme. Cette caractéristique peut s'avérer très importante pour un système de surveillance, car subir l'arrêt d'une machine pour cause de fausse alarme peut engendrer des pertes économiques très

importantes pour l'entreprise. D'un autre côté, cette situation est souvent mal vécue dans l'atelier de production et par l'équipe de maintenance. Pour illustrer l'efficacité de l'outil RRFR, nous avons appliqué notre modèle sur un problème de surveillance d'un bras de robot. La mémoire dynamique du réseau RFR permet au réseau de neurone d'apprendre l'allure des signaux capteur en fonction des modes de défaillance. On a montré que ce modèle est capable de traiter des situations complexes. D'autres méthodes qui se basent sur l'existence de modèle formel du système sont incapables de fournir une relation de cause à effet pour le diagnostic.

Conclusion générale

Les travaux présentés dans ce mémoire ont tenté d'apporter une contribution à la problématique générale de la surveillance et diagnostic des systèmes industriels. Au premier lieu on a donné un aperçu sur l'état de l'art et la nécessité de la surveillance et du diagnostic dans les milieux industriels, ensuite on a présenté un aperçu sur l'état de l'art des méthodes de surveillance, on a constaté qu'elle sont classées en deux catégories : la première catégorie concerne les méthodes qui se basent sur le modèle mathématique du système, ces méthodes sont précises et déterministes mais sont inexploitable en absence du modèle mathématique dans certains systèmes, la deuxième catégorie concerne les méthodes qui se basent sur les données historiques du système, ces dernières sont utilisées même en absence du modèle mathématique du système mais ne sont ni déterministes ni précises, ce travail été finalisé par l'implémentation d'une méthode très efficace basée sur les systèmes experts temps réel.

Dans le cadre de la surveillance, notre contribution d'étude concerne la détection de défaillances et le diagnostic industriel. La surveillance classique a surtout tendance à traiter les variables d'une façon statique. Dans ce cas, la dynamique du système à surveiller n'est pas prise en compte, contrairement à la surveillance dynamique qui, elle, est capable par exemple de reconnaître une fausse alarme. Le diagnostic quant à lui, correspond à la détection d'une dégradation avant que le système n'atteigne le seuil de défaillance. Dans ce sens, nous avons proposé une méthode efficace qui est les systèmes experts en utilisant les réseaux de neurones.

Le RRFR profite des performances ainsi que de la simplicité d'apprentissage des réseaux RFR, avec l'efficacité dynamique et la facilité de paramétrage des architectures localement récurrentes. La première démarche entreprise dans ce travail correspond à l'élaboration d'un lexique des définitions des mots clés liés à la surveillance industrielle. En effet, pendant la phase de recherche bibliographique, nous avons constaté certaines divergences entre les définitions du domaine. Nous avons donc essayé de regrouper les définitions les plus représentatives qui correspondent avec notre point de vue.

Nous avons donné un état de l'art aussi large que possible sur les travaux de surveillance par réseaux de neurones artificiels. Nous les avons classés en deux catégories : la première est celle où les réseaux de neurones artificiels sont utilisés comme outil d'approximation de fonctions (pour le diagnostic). Dans la deuxième catégorie, les réseaux de neurones sont utilisés pour résoudre le problème de la surveillance par reconnaissance des formes (détection des modes). Les deux architectures neuronales les plus utilisées en surveillance sont le Perceptron Multi Couches (PMC) avec sa représentation globale de son espace de données et les Réseaux à

Fonctions de base Radiales (RFR) avec une représentation plutôt locale de cet espace. Cette différence structurelle a été pour nous un facteur décisif concernant le choix de l'architecture à adopter pour le développement d'une solution de surveillance en temps réel.

Nous avons présenté l'ensemble des techniques d'apprentissage des deux réseaux de neurones (PMC et RFR). La technique d'apprentissage du PMC (l'algorithme de rétropropagation du gradient de l'erreur) est beaucoup plus lourde que les techniques existantes pour l'apprentissage des réseaux RFR.

La prise en compte du facteur temps pour la surveillance dynamique des systèmes de production nous a orienté vers le choix entre des différentes architectures de réseaux de neurones temporels. Le temps est pris en considération selon deux grandes familles : les réseaux de neurones à représentation externe du temps et ceux à représentation interne. Pour la représentation externe, un mécanisme externe au réseau de neurones est chargé de retarder les données d'entrée pendant un certain temps. L'information temporelle est alors transformée en une information spatiale. Les architectures de réseaux de neurones statiques peuvent alors être utilisées. Par contre, dans la représentation interne du temps, le réseau de neurones est capable de traiter le temps sans aucun mécanisme externe. Ces réseaux sont appelés réseaux de neurones dynamiques. Parmi ces réseaux dynamiques, seuls les réseaux récurrents possèdent une mémoire dynamique interne grâce à la récurrence des connexions. Nous avons alors focalisé notre choix sur ces réseaux, en donnant quelques architectures connues de réseaux récurrents, avec la façon dont est mené l'apprentissage.

La simplicité de ces réseaux réside dans le fait que la récurrence n'est autorisée qu'au sein du neurone même. A travers toute une étude théorique approfondie, nous avons constaté que les réseaux de neurones récurrent à fonction radiale possèdent des performances quasiment identiques.

Le fruit de l'ensemble de ce travail est la proposition d'une architecture localement récurrente basée sur les Réseaux à Fonctions de base Radiales (RFR). Le Réseau de neurones Récurrent à Fonctions de base Radiales (RRFR) que nous avons proposé profite des avantages d'une structure dynamique et de la simplicité de paramétrage ainsi que de la facilité et de la flexibilité d'apprentissage des réseaux RFR. Le réseau RRFR se démarque donc essentiellement par sa simplicité de paramétrage.

A travers un exemple simple d'une application industrielle de surveillance dynamique à un bras de robot, nous avons montré la simplicité avec laquelle le réseau RRFR est capable d'apprendre plusieurs séquences booléennes simples. Sa capacité de généralisation locale lui permet de reconnaître des séquences proches de celles apprises et de détecter des séquences

inconnues. Ce type d'application est très utile pour la surveillance d'un système industriel dynamique. Le réseau apprend à reconnaître des séquences de bon fonctionnement et à détecter des séquences de dysfonctionnement connues. Deux séquences différentes possèdent deux prototypes différents. Donc chaque séquence de dysfonctionnement possède sa propre cause.

L'expert pourra ainsi diagnostiquer la cause de chaque séquence de dysfonctionnement et faire apprendre le prototype correspondant au réseau RRFR.

En surveillance de paramètres de type réel, l'apprentissage de séquences temporelles peut servir à la détection précoce d'un palier de dégradation et à éliminer les pics de fausse alarme.

Grâce à la mémoire dynamique du RRFR, l'apprentissage d'une séquence temporelle n'est autre qu'un problème d'interpolation linéaire. Une fois que les paramètres des gaussiennes sont déterminés, les poids de sortie du réseau RRFR sont calculés de manière à résoudre le problème d'interpolation dont le vecteur d'entrée représente l'évolution de la mémoire dynamique et la sortie représente la séquence temporelle à reproduire. La seule condition est que la séquence temporelle ne soit pas plus longue que la longueur de la mémoire dynamique du réseau RRFR. L'apprentissage d'une séquence temporelle pour les réseaux globalement récurrents est extrêmement lourd en temps de convergence et en ressources informatiques alors qu'avec le RRFR le calcul des poids de sortie s'effectue par simple inversion matricielle.

Un des objectifs de notre travail étant de proposer un outil neuronal dynamique, facilement paramétrable pour des applications de surveillance industrielle temps réel. Cette solution profite du traitement temps réel avec la fiabilité du fonctionnement des architectures à automates industriels. Cette proposition peut ouvrir des perspectives qui peuvent être très intéressantes pour l'externalisation de la maintenance. En effet, beaucoup d'entreprises optent pour ce genre de solution qui leur permet à la fois de mieux maîtriser leur budget maintenance mais surtout de se recentrer sur leur véritable métier de production.

- [1] Tatiana KEMPOWSKY. Thèse de doctorat en systèmes industriels. « Surveillance de procédés à base de méthodes de classification : conception d'un outil d'aide pour la détection et le diagnostic des défaillances ». Institut National des sciences appliquées de Toulouse. 2004.
 - [2] Carlos Daniel GARCIA-BELTRAN. Thèse de doctorat en Automatique-Productique. « Outils pour l'aide à la supervision de procédés dans une architecture multi agent ». Institut National Polytechnique de Grenoble. 2004.
 - [3] Mohammed BOUZENITA. Thème de magister en génie industriel. « Conception et implémentation d'un système expert hybride pour le diagnostic d'un système industriel ». Université El-Hadj-Lakhdar de Batna. 2012.
 - [4] IKHLEF Boualem. Thème de magister en automatisation des procédés industriels et traitement du signal. « Contribution à l'étude de la supervision industrielle automatique dans un environnement SCADA » Université M'hamed Bougara de Boumerdes. 2009.
 - [5] Daniel RACOCEANU. Synthèse des activités de recherche et d'encadrement. « Contribution à la surveillance des systèmes de production en utilisant les techniques de l'intelligence artificielle » Université de Franche-Comté de Besançon. 2006.
 - [6] HEDI Kaffel. Thèse de doctorat en génie mécanique. « La maintenance distribuée : concept, évaluation et mise en œuvre ». Université de Laval. 2001.
 - [7] Samir BENAMMAR. Thème de magister en maintenance des systèmes mécaniques. « Diagnostic des défaillances dans les systèmes industriels ». Université M'hamed Bougara de Boumerdes. 2010.
 - [8] Mohamed Ryad ZEMOURI. Thèse de doctorat en automatique et informatique. « Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques : Application à la e-maintenance ». Université de Franche-Comté. 2003.
 - [9] Nicolas PALLUAT. Thèse de doctorat en automatique. « Méthodologie de surveillance dynamique à l'aide des réseaux neuro-flous temporels ». Université de Franche-Comté. 2006.
 - [10] Didier MAQUIN. Professeur à l'INPL. 3^{ème} année ENSEM et diplôme d'étude approfondies : contrôle, signaux et communications. « Surveillance des processus ». Institut National Polytechnique de Lorraine Université Henri POINCARÉ - Nancy I. 2003.
-

- [11] Benoît ROHÉE. Thèse de doctorat en Génie Informatique, Automatique et Traitement du Signal. « Contribution à la conception d'application de pilotage des systèmes manufacturiers ». Université de Reims Champagne-Ardenne. 2008.
- [12] Nadjoua BELFARHI. Thème de magister en génie industriel. « Conception d'un outil d'aide à la détection et diagnostic des défaillances dans un système de production » Université El-Hadj-Lakhdar de Batna. 2012.
- [13] Mohamed AMRANI. Thème de magister en maintenance industrielle. « Surveillance et diagnostic d'une ligne de production par les réseaux de neurones artificiels ». Université M'hamed Bougara de Boumerdes. 2010.
- [14] Claudia Victoria ISAZA NARVAEZ. Thèse de doctorat en systèmes automatiques. « Diagnostic par techniques d'apprentissages flous : Conception d'une méthode de validation et d'optimisation des partitions ». Université de Toulouse. 2007.
- [15] L.BENALI. Livre maintenance industrielle 5ème année ingénieurs en génie mécanique .Edition :2.03 .4860.09 /2006.
- [16] Carlos ORTIZ. Mémoire comme exigence partielle de la maîtrise en électronique industrielle. « Développement d'un prototype de système expert en électrothermie ». université du Québec à Trois-Rivières.1995.
- [17] Marion CHARBONNIER. Projet bibliographique « Les systèmes experts ». 2008.
- [18] Jean-François BEAUDOIN. Comme exigence partielle de la maîtrise en mathématiques et informatique appliquées. « Réingénierie de l'expertise d'un système à base de connaissances pour le diagnostic de la performance d'entreprise ». Université de Québec à Trois-Rivières. 2005.
- [19] Negrello LAURENCE. « Système expert et intelligence artificielle ». Université Paul Sabatier de Toulouse. 1991.
- [20] S. Murugesan, NASA Ames Research Center Mail Stop: **2444** Moffett Field, CA **94035** «Considerations in Development of Expert Systems for Real-Time Space Applications». 89-15610.
- [22] Doina ZMARANDA, Helga SILAGHI, Gianina GABOR, Codruta VANCEA. «Issues on applying knowledge-based techniques in real-time control systems». Université d'Oradea. 2013.
-

- [22] Jean-Franeols MARTIN, Brahim CHAM-DRAA, Gerard SIMIAN. « Les systèmes experts temps réel embarqués ». Université de Laval. 1993.
- [23] C. ANGELI. TMRF e-Book advanced knowledge based systems: model, applications & research « Diagnostic expert systems: from expert's knowledge to real-time systems». (Eds. Sajja & Akerkar), Vol. 1, pp 50 – 73, 2010.
- [24] Samir BENAMMAR, D.BENAZZOUZ, T.BENMESSAOUD. « Surveillance en ligne des vibrations par les réseaux de neurones artificiels : application à une turbine à vapeur ». Université M'hamed Bougara, Boumerdes. 2001.
- [25] Daniel RACOCEANU. Synthèse de l'activité scientifique en vue d'obtention de l'Habilitation à Diriger des Recherches. « Contribution à la Surveillance des Systèmes de Production et Utilisant les Techniques de l'Intelligence Artificielle ». Université de Franche Comté. UMR-CNRS 6596.
- [26] Ryad ZEMOURI – Daniel RACOCEANU – Noureddine ZERHOUNI. « Réseaux de neurones récurrents à fonctions de base radiales : RRFR : Application à la surveillance dynamique ». Laboratoire d'Automatique de Besançon. 2002.
-

Résumé

Notre travail s'oriente vers la contribution à l'étude de surveillance des systèmes industriels par les systèmes experts temps réel.

Ces derniers se caractérisent par leur pouvoir de raisonner, ils peuvent lire des données via des dispositifs capteurs. Aussi, nous avons choisi le réseau de neurone comme outil des systèmes experts à cause de sa performance et sa simplicité d'apprentissage. Il est caractérisé par sa mémoire dynamique et son traitement du temps sans aucun mécanisme interne.

Pour cela, notre travail s'est composé de quatre parties : la première partie, présente des généralités sur la surveillance et le diagnostic industriel, la deuxième partie est dédiée à l'analyse de différentes méthodes et approches de la surveillance & diagnostic, la troisième partie se regroupe sur les systèmes experts et les domaines de l'intelligence artificielle ; et enfin dans la quatrième partie, nous avons présenté les systèmes experts temps réel et nous avons proposé les réseaux de neurones comme bonne méthode à la surveillance dynamique.

Mots clés : Surveillance dynamique, Système industriel, diagnostic, systèmes expert, intelligence artificielle, système expert temps réel, réseaux de neurones artificiels.

Summary

Our work moves toward the contribution to the survey of monitoring of the industrial systems by the expert systems real time.

These last are characterized by their power to reason, they can read some data via devices sensors. Also, we chose the network of neuron as tool of the practiced systems because of its performance and its simplicity of training. It is characterized by its dynamic memory and its treatment of the time without any internal mechanism.

For it, our work was composed of four parts: the first part, present some generalities on the surveillance and the industrial diagnosis, the second part dedicate to the analysis of different methods and approaches of the surveillance & diagnosis, the third part regroups on the practiced systems and the domains of the artificial intelligence; and finally in the fourth part, we presented the systems practiced real time and we proposed the networks of neurons like good method to the dynamic surveillance.

Key words: Dynamic surveillance, industrial System, diagnosis, systems expert, artificial intelligence, expert system real time, networks of artificial neurons.

Chapitre I

Chapitre II

Chapitre III

Chapitre IV

Introduction générale

Conclusion générale

Référence Bibliographique