

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**

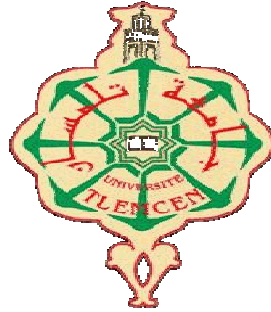
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique**

جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان

Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –

Faculté de TECHNOLOGIE



## **THESE**

Présentée pour l'obtention du **grade de DOCTORAT 3<sup>ème</sup> Cycle**

**En : Productique**

**Spécialité : Productique**

**Par : DJELLOUL Imene**

### **Sujet**

**Contribution au diagnostic et à l'optimisation des stratégies de maintenance des systèmes industriels**

Soutenue publiquement, le 26 / 05 / 2016 , devant le jury composé de

Mme HADJ SLIMANE Djamila  
M SARI Zaki  
M KHATAB Abdelhakim  
M SOUIER Mehdi

Professeur  
Professeur  
MCF  
MCA

Univ. Tlemcen  
Univ. Tlemcen  
Univ. Lorraine  
Univ. Tlemcen

Président  
Directeur de thèse  
Co- Directeur de thèse  
Co- Directeur de thèse

M HAFFAF Hafid  
M HACHEMI Khalid

Professeur  
MCA

Univ. Oran  
Univ. Oran

Examineur 1  
Examineur 2

*Cette thèse n'aurait pas vu le jour sans l'aide et le soutien de*

*ma famille et je la dédie à*

*Mon Papa, ma Maman*

*Et Mes sœurs*

# Remerciements

”Nous remercions tout d’abord Dieu de nous avoir offert tout ce que nous possédons”

C’est avec un immense plaisir que je rédige cette rubrique de remerciement. Dans cette partie où sont évoquées les personnes qui m’ont aidé à faire et à achever ce travail. Ce travail n’aurait pas vu le jour sans la contribution de ces personnes, que ce soit par leur disponibilité, leurs conseils ou par leur seule présence.

Tout d’abord, je tiens à exprimer ma reconnaissance profonde à mon directeur de thèse : **Professeur Zaki SARI** pour avoir accepté de diriger ce travail, pour tous ses conseils, pour toute la confiance qu’il a eu envers mon travail et pour ses grandes qualités humaines.

J’exprime toute ma gratitude à **Mr. Abdelhakim KHATAB**, mon Co-directeur de thèse, qui m’a proposé une deuxième partie de thèse. Je suis très heureuse d’avoir eu l’honneur, la chance et le plaisir de travailler avec lui. Tout au long de mon séjour au Laboratoire de génie industriel, de production et de maintenance (LGIPM) à Metz, il m’a donné non seulement les conseils scientifiques, beaucoup d’encouragements mais encore m’a fourni les meilleures conditions de travail. Je le remercie de m’avoir toujours poussé vers l’avant et son engagement scientifique. Merci de m’avoir guidé tout au long de ce séjour. Je vous remercie pour vos précieuses qualités humaines.

Ma reconnaissance et mes sincères remerciements vont à **Mr. Mehdi SOUIER**, mon Co-directeur de thèse pour l’intérêt qu’il a apporté à mes travaux, pour la confiance qu’il a m’accordée. Ses conseils, des constants encouragements m’ont permis de mener à bien ce travail.

Un grand merci à **Professeur Leila Hayat Mouss** et **Professeur Mohamed Djamel Mouss** pour leurs conseils et encouragements durant ma formation à l’université de Batna. Un grand merci également à **Professeur El-Houssaine AGHEZZAF** pour son sympathie et son aide.

Par ailleurs, je remercie vivement **Mme. Djamila HADJ SLIMANE**, professeur à l’université de Tlemcen, qui m’a fait l’honneur de présider le jury de ma thèse.

Je tiens également à adresser mes plus vifs remerciements à : **Mr. Hafid HAFFAF** Professeur à l’université d’Oran et **Mr. Khalid HACHEMI**, Maître de Conférences à l’université d’Oran pour leur participation à l’évaluation scientifique de ce travail.

Mes remerciements vont à tout le personnel du laboratoire MELT (Manufacturing

Engineering Laboratory of Tlemcen) à Tlemcen et l'équipe de recherche qui m'ont accueilli durant ces années de thèse. Je tiens à remercier également tous mes amis au Laboratoire de génie industriel, de production et de maintenance (LGIPM).

Je remercie tout particulièrement mes parents, pour leur soutien inconditionnel tout au long de ces longues années d'études, ainsi pour tout ce qu'ils ont fait pour moi. Ils se sont beaucoup sacrifiés pour m'offrir toutes les conditions nécessaires afin que je puisse devenir ce que je suis.

# TABLE DES MATIÈRES

INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
<b>I FORMULATION DU PROBLÈME DE DIAGNOSTIC</b>	<b>5</b>
I.1 PROBLÉMATIQUE ET OBJECTIFS	6
I.1.1 Introduction	6
I.1.2 Motivations et objectifs	6
I.2 PRÉSENTATION DES SYSTÈMES DE SURVEILLANCE	8
I.2.1 Terminologie	8
I.2.2 Les méthodologies de surveillance	11
I.3 DIFFÉRENTES ÉTAPES DE DIAGNOSTIC	15
I.3.1 Acquisition de données	16
I.3.2 Détection	17
I.3.3 Principe du diagnostic	17
I.3.4 Aide à la décision de maintenance	18
I.4 OBJECTIF DE LA THÈSE	18
I.5 ETAT DE L'ART SUR LES MÉTHODES DE DIAGNOSTIC	19
I.5.1 Méthodes d'intelligence artificielle	22
I.6 CLASSIFICATION DES MÉTHODES DE DIAGNOSTIC	23
I.6.1 Méthodes à base de connaissances analytiques	24
I.6.1-a Redondance physique ou matérielle	24
I.6.1-b Redondance analytique	24
I.6.2 Méthodes symboliques	24
I.6.3 Méthodes basées sur la reconnaissance de formes	25
I.7 MÉTHODE D'ANALYSE DE LA SÛRETÉ DE FONCTIONNEMENT	26
I.7.1 Méthodes déductives	26
I.7.2 Méthodes inductives	27
I.8 SYNTHÈSE SUR LES APPLICATIONS DE FDI RÉALISÉES DANS LE LABORATOIRE (PILOT AND INDUSTRIAL PROCESSES)	29
I.9 CONCLUSION	32
<b>II ETAT DE L'ART SUR LES MÉTHODES DE CLASSIFICATION POUR LES SYSTÈMES D'AIDE AU DIAGNOSTIC (SAD)</b>	<b>33</b>
II.1 INTRODUCTION	34
II.1.1 Formulation du problème et objectif	35
II.2 RÉSEAUX DE NEURONES DANS LES DOMAINES INDUSTRIELS	35
II.2.1 Fonction d'activation	37

II.3	LA LOGIQUE FLOUE	37
II.3.1	Représentation des connaissances imparfaites	38
II.3.2	Position du problème	39
II.3.3	Éléments Théoriques de la logique floue	39
II.3.3-a	Variables linguistiques	39
II.3.3-b	Ensemble flou	40
II.3.3-c	Fonction d'appartenance	40
II.3.4	Les opérateurs et les normes	40
II.3.5	Les étapes d'un traitement flou	41
II.4	PROBLÉMATIQUE LIÉE AUX MODÈLES CONNEXIONNISTES	42
II.5	LES SYSTÈMES NEURO-FLOUS DANS LE DOMAINE INDUSTRIEL	43
II.5.1	Typologies du Neuro-Flou	43
II.5.1-a	Architecture ANFIS (Adaptive-Network-based Fuzzy Inference System)	44
II.5.1-b	Architecture NEFCLASS	45
II.6	APPRENTISSAGE	45
II.6.1	Apprentissage supervisé	45
II.6.2	Apprentissage non-supervisé	46
II.7	CLASSIFICATION	46
II.7.1	k-PPV	47
II.7.2	Le classifieur Bayésien	48
II.8	ETAT DE L'ART SUR LES ALGORITHMES GÉNÉTIQUES MULTI-OBJECTIFS POUR LA CLASSIFICATION DE FORMES	48
II.9	SYNTHÈSE SUR LE CHOIX D'UNE MÉTHODE DE CLASSIFICATION	50
II.10	CONCLUSION	51
III	RÉSOLUTION DU PROBLÈME DE CLASSIFICATION DE DÉFAUTS DANS LE CAS BINAIRE ET MULTI-CLASSES	<b>53</b>
III.1	INTRODUCTION	54
III.2	DESCRIPTION DU PROBLÈME	55
III.3	SYSTÈMES ÉTUDIÉS ET PROBLÉMATIQUES LIÉES	56
III.3.1	Système de production dans le cas binaire	56
III.3.2	Système de production multi-classes	58
III.4	APPROCHE PROPOSÉE (FUZZY LEVENBERG-MARQUARDT-GA)	60
III.4.1	Apprentissage	62
III.4.2	Critère d'arrêt	63
III.4.3	Sélection de règles	63
III.5	LES DONNÉES DE TEST	63
III.6	EXPLOITATION DE LA BASE DE DONNÉES 1	64
III.6.1	Base d'apprentissage	64
III.6.2	Classification	71
III.6.2-a	Perceptron Simple (PS)	71
III.6.2-b	Perceptron Multicouche (PMC)	72
III.6.2-c	Perceptron Flou (PF)	73
III.6.3	Les performances Optimales	75

---

III.7 GÉNÉRATION DE RÈGLES DE CLASSIFICATION FLOUES . . . . .	77
III.8 SÉLECTION DE RÈGLES PAR LES ALGORITHMES GÉNÉTIQUES . . . . .	81
III.8.1 Formulation du problème de sélection de règles . . . . .	81
III.8.2 Résultats obtenus . . . . .	82
III.9 EXPLOITATION DE LA BASE DE DONNÉES 2 . . . . .	87
III.9.1 Problème de classification multi-classes . . . . .	87
III.9.2 Génération des règles de classification floue . . . . .	88
III.9.2-a Algorithme de génération . . . . .	88
III.10 CONCLUSION . . . . .	93
IV CONTRIBUTION À L'OPTIMISATION D'UNE STRATÉGIE DE MAINTENANCE SÉLECTIVE POUR DES SYSTÈMES MULTI-COMPOSANTS . . . . .	<b>94</b>
IV.1 INTRODUCTION . . . . .	95
IV.1.1 Modèle probabiliste des durées de vie . . . . .	96
IV.2 EVALUATION DE LA FIABILITÉ D'UN SYSTÈME MULTI-COMPOSANT : DIA- GRAMME BLOCK DE FIABILITÉ . . . . .	101
IV.3 STRATÉGIES DE MAINTENANCE . . . . .	103
IV.4 CONCLUSION . . . . .	106
V OPTIMISATION DE LA MAINTENANCE SÉLECTIVE POUR UN SYSTÈME MULTI- COMPOSANTS OPÉRANT DES MISSIONS DE DURÉES ALÉATOIRES . . . . .	<b>107</b>
V.1 INTRODUCTION . . . . .	108
V.2 DESCRIPTION DU SYSTÈME ET CALCUL DE FIABILITÉ . . . . .	110
V.3 ACTIONS DE MAINTENANCE, LEURS COÛTS ET TEMPS . . . . .	111
V.4 MODÈLE D'OPTIMISATION DE LA MAINTENANCE SÉLECTIVE . . . . .	113
V.5 EXEMPLE NUMÉRIQUE . . . . .	115
V.6 CONCLUSION . . . . .	118
CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES . . . . .	<b>120</b>
BIBLIOGRAPHIE . . . . .	<b>124</b>
PRODUCTION SCIENTIFIQUE . . . . .	<b>140</b>
ANNEXE A . . . . .	<b>1</b>
ANNEXE B . . . . .	<b>2</b>

# Liste des tableaux

I.1	Comportement suivant la dépendance au temps . . . . .	8
I.2	Les éléments clés du processus de pronostic [Jao12] . . . . .	14
I.3	Classification des principales méthodes dans le domaine de la sûreté de fonctionnement [CRBC12]. . . . .	28
I.4	Les applications de FDI et le nombre de contributions. . . . .	29
I.5	Type de défauts et le nombre de contributions. . . . .	29
I.6	Méthodes de FDI et le nombre de contributions. . . . .	30
I.7	Méthodes d'évaluation résiduelle et le nombre de contributions. . . . .	30
I.8	Stratégies de raisonnement et le nombre de contributions. . . . .	30
I.9	Les applications de détection de défaut avec modèle. . . . .	31
III.1	Les paramètres de la ligne de pasteurisation de lait . . . . .	58
III.2	Les variables de la ligne de pasteurisation de lait . . . . .	59
III.3	Les variables qui influent sur la partie clinkérisation . . . . .	61
III.4	Récapitulatif de la base de données pour le processus de pasteurisation de lait . . . . .	64
III.5	Récapitulatif de la base de données pour le four rotatif . . . . .	64
III.6	Résultats d'apprentissage en utilisant l'algorithme Gradient Descent . . . . .	69
III.7	Résultats d'apprentissage en utilisant l'algorithme Levenberg-Marquardt . . . . .	69
III.8	Résultats d'apprentissage en utilisant l'algorithme Variable Learning Rate Gradient Descent . . . . .	71
III.9	Résultats d'apprentissage en utilisant l'algorithme Variable Learning Rate Gradient Descent . . . . .	72
III.10	La matrice de confusion et les taux de classification par classe. . . . .	73
III.11	La matrice de confusion et les taux de classification par classe. . . . .	74
III.12	Récapitulatif du résultat des performances obtenues pour chaque perceptron. . . . .	74
III.13	Résultats d'apprentissage par l'algorithme Gradient Descent. . . . .	76
III.14	Taux de classification par classe en utilisant l'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt. . . . .	76
III.15	Les paramètres utilisés pour les algorithmes d'apprentissage. . . . .	77
III.16	Résultats d'apprentissage par l'algorithme Levenberg-Marquardt-GA. . . . .	83
III.17	Taux de classification en utilisant Levenberg-Marquardt-GA avec les trois perceptrons. . . . .	87
III.18	Algorithme de Fuzzy Levenberg-Marquardt. . . . .	90
III.19	Les paramètres de l'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt. . . . .	90
III.20	Algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt-GA. . . . .	90
III.21	Taux de classification. . . . .	92



---

V.1	Les paramètres du système, temps et coûts de maintenance . . . . .	117
V.2	Evaluation de la fiabilité : cas des durées de la mission sont aléatoires . . .	118
V.3	Evaluation de la fiabilité : cas des durées de la mission sont déterministes .	118

# TABLE DES FIGURES

I.1	QR-co-effet entre la qualité du produit, et la fiabilité des composants [JY01], [YJ05] . . . . .	7
I.2	Les défaillances d'après AFNOR [AFN01]. . . . .	9
I.3	Ordonnancement des notions. . . . .	9
I.4	Test de cohérence (test de détection, test de consistance) [Tou05]. . . . .	12
I.5	Schéma récapitulatif présentant la solution proposée à la première problématique de cette thèse. . . . .	15
I.6	Différentes sous-tâches à exécuter par le système de diagnostic [GHS99]. . . . .	16
I.7	Différentes étapes de diagnostic. . . . .	16
I.8	Schéma récapitulatif présentant l'objectif de ce travail de recherche. . . . .	19
I.9	Classification des méthodes de détection de défauts [Ise06]. . . . .	20
I.10	Classification des méthodes de diagnostic de défauts [Ise06]. . . . .	21
I.11	Quelques méthodes génériques pour FDI [RJF12]. . . . .	21
I.12	Classification des méthodes de diagnostic. . . . .	23
I.13	Principe des mécanismes d'induction et de déduction [Lur03]. . . . .	25
II.1	Architecture globale d'un système d'aide au diagnostic. . . . .	35
II.2	Neurone formel. . . . .	36
II.3	Représentation graphique des ensembles flous d'une variable linguistique $T$ . . . . .	39
II.4	Différents types de fonctions d'appartenance. . . . .	40
II.5	Structure d'un système flou. . . . .	41
II.6	Architecture d'ANFIS. . . . .	44
II.7	Architecture de NEFCLASS. . . . .	45
II.8	Deux phases d'algorithmes d'apprentissage supervisé. . . . .	46
III.1	Méthodologie d'un système de diagnostic proposée. . . . .	56
III.2	Processus de pasteurisation de lait. . . . .	57
III.3	Installation de cuisson. . . . .	59
III.4	Approche proposé pour le cas binaire et multi-classes. . . . .	62
III.5	La structure neuronale associée au système étudié. . . . .	65
III.6	Performance d'apprentissage de l'algorithme Gradient Descent. . . . .	68
III.7	Performance d'apprentissage de l'algorithme Levenberg-Marquardt. . . . .	68
III.8	MSE et gradient pour les deux algorithmes Levenberg-Marquardt et Gradient Descent. . . . .	69
III.9	Performance d'apprentissage après 379 Epochs. . . . .	70
III.10	Génération (a) et discrimination linéaire (b) des deux classes. . . . .	72

III.11	Distribution des vecteurs d'apprentissage (a) et classification des vecteurs de test (b).	72
III.12	Surface de séparation obtenue par l'apprentissage d'un perceptron flou.	73
III.13	Résultats du taux de classification (%) pour les trois perceptrons.	75
III.14	Performance d'apprentissage après 284 Epochs.	76
III.15	Génération des deux classes.	78
III.16	Exemple d'une partition floue.	79
III.17	Trois modèles compatibles avec la règle floue.	80
III.18	Exemple illustratif du croisement.	82
III.19	Exemple illustratif de la mutation.	82
III.20	Performance d'apprentissage pour 108 Epochs.	83
III.21	MSE de trois algorithmes développés.	84
III.22	Gradient de trois algorithmes développés.	84
III.23	Classification de vecteurs de test avec l'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt-GA.	85
III.24	Résultats de classification en utilisant Fuzzy Levenberg-Marquardt.	85
III.25	Résultats de classification en utilisant Fuzzy Levenberg-Marquardt-GA.	86
III.26	Sorties du perceptron flou correspondant à deux classes.	86
III.27	Problème de distribution des données.	89
III.28	Comparaison entre les deux algorithmes.	91
III.29	Problème de classification de formes.	92
III.30	Comparaison entre les taux de classification pour chaque classe.	93
IV.1	Système binaire.	95
IV.2	Courbe en baignoire.	98
IV.3	Diagramme d'un système série.	102
IV.4	Diagramme d'un système parallèle.	102
IV.5	Diagramme d'un système série-parallèle.	103
IV.6	Diagramme d'un système parallèle-série.	103
V.1	système série-parallèle.	110
V.2	système étudié.	116

# Introduction générale

## Problématique et objectifs

Les systèmes de production sont caractérisés par une complexité croissante qui s'explique par la considération de contraintes à respecter. Ces contraintes concernent l'obligation de rendement, l'amélioration de fiabilité et de sécurité des systèmes et surtout de réduction des coûts engendrés. Pour cela, il est nécessaire d'avoir des outils capables de réagir face aux aléas du système. Le diagnostic permet non seulement d'éviter la dégradation des équipements, mais également de minimiser les coûts qui pourraient dépendre d'une avarie sur l'outil de production.

Pour être exploitable, le diagnostic, en accomplissant une surveillance du système, permet une détection et une identification des défauts probables d'un système de manière précise et rapide. Il est aussi possible de n'intervenir qu'en présence de composants fautifs, de minimiser le temps de maintenance, et de donner un diagnostic efficace et facilement interprétable. En effet, lorsque l'équipement est défaillant, il est souvent nécessaire d'analyser les données et les signes de dégradation précédant cet état et d'utiliser des méthodes, techniques et modèles appropriés d'identification des causes. Ces éléments d'information servent à proposer des diagnostics et à décider les actions à initier [ZXL07].

En ce sens, afin d'optimiser la maintenance, une approche vise à améliorer le diagnostic [MLTR08], [UBR12]. Les systèmes de diagnostic sont des exemples qui présentent une méthodologie permettant de détecter le plus précocement possible des anomalies propres aux équipements, d'identifier leurs causes et d'éviter leur propagation. Le diagnostic doit être plus précis pour signaler sans ambiguïté les défauts possibles pouvant affecter le système au cours du temps, mais également suffisamment robuste pour écarter les défaillances qui peuvent ralentir la production. D'une façon générale, le suivi du mode de fonctionnement des systèmes est décrit par quatre étapes :

- ▷ La détection du mode de fonctionnement,
- ▷ La localisation des défauts avérés,
- ▷ L'identification quantifie la défaillance en termes de gravité,
- ▷ La prise de décision permet de choisir la politique de maintenance qui doit être mise en œuvre pour corriger ou remplacer le(s) composant(s) à l'origine du défaut.

Le diagnostic, en exploitant les informations recueillies sur le système et sur son environnement, est donc une procédure consistant à déterminer les modes de défauts dans lequel se trouve ce système et de localiser les éléments critiques en explicitant les causes qu'ils ont induit. Ces informations seront utilisées pour la mise en œuvre du système de diagnostic approprié. L'efficacité du système de diagnostic est donc liée à la pertinence des indicateurs de défauts retenus et au prétraitement des données utilisés. Ainsi, toutes ces informations pouvant être utiles pour prendre une décision correcte, qui est soit de maintenir le système sous le même mode de fonctionnement si celui-ci est normal, soit de corriger ce mode ou bien d'arrêter le système s'il est endommagé. D'autre part, plusieurs critères peuvent influencer sur la méthode de diagnostic à adopter, l'évolution du système et la nature des connaissances disponibles. Les méthodes d'intelligence artificielle sont les plus adaptées pour réaliser le diagnostic des systèmes complexes. Néanmoins, vu le comportement non linéaire et non stable de ces systèmes durant leurs périodes de vie utile, leur modélisation basée sur un modèle mathématique est difficile puisqu'ils possèdent un grand nombre de variables qui caractérisent leurs états de fonctionnement.

Le premier problème, auquel cette thèse se propose de répondre, est l'adaptation des algorithmes de réseaux de neurones, la logique floue et les algorithmes génétiques aux spécificités de données issues de domaine industriel afin de développer un système d'aide au diagnostic qui soit fiable et dont les résultats soient facilement interprétables. Parmi les algorithmes d'apprentissage, nous nous intéressons à trois algorithmes qui sont Fuzzy Variable Learning Rate Gradient Descent, Fuzzy Gradient Descent et Fuzzy Levenberg-Marquardt. Dans ce contexte, nous proposons d'améliorer le système d'aide au diagnostic, d'une part en augmentant la vitesse de convergence dans la phase d'apprentissage et d'autre part en perfectionnant la qualité de classification. Ces algorithmes seront alors validés dans le troisième chapitre.

Afin de réduire la fréquence et la durée des arrêts accidentelles tout en garantissant un niveau minimal requis de fiabilité des systèmes, l'opérateur de maintenance doit disposer des stratégies de maintenance appropriées. Une stratégie de maintenance est définie comme étant une règle de décision qui consiste à identifier un ensemble des actions de maintenance à appliquer sur chaque composant. Chaque action de maintenance permet de maintenir le système en état de marche, il s'agit de se rappeler que l'état d'un système dépend de l'état de ses composants. Ces composants ne fonctionneront que si les actions de maintenance appropriées sont exercées. Cependant, tous les composants ne peuvent recevoir une action de maintenance, et du fait que les arrêts sont de durées limitées. Dans ce contexte, les stratégies classiques de maintenance ne sont pas applicables. L'objectif étant donc de sélectionner un ensemble de composants, parmi les composants du système, à maintenance à la fin de chaque mission et ce de manière à offrir un maximum de performance au système tenant compte d'un budget et des durées des arrêts limités. Une telle stratégie de maintenance est dite maintenance sélective. Cette stratégie de maintenance fera l'objet de notre deuxième contribution et sera explicitement décrite dans la deuxième partie.

Pour évaluer les performances des systèmes multi-composants, la fiabilité est considérée comme un paramètre significatif, sa valeur dépend de la configuration du système lui-même

ainsi de la fiabilité de chaque composant. La performance du système ou la fiabilité peut être améliorée par la sélection d'une liste des actions de maintenance appropriées. Dans cette partie, une décision de maintenance vise à remplacer le système défaillant par un système identique neuf. Une autre décision consiste à remettre le système en état nominal mais en gardant son taux de panne au même niveau qu'il avait juste avant la défaillance. En outre, un état du système peut être amélioré par une réparation imparfaite, c'est-à-dire ramener le système à un état intermédiaire entre les deux actions extrêmes que sont la réparation minimale et le remplacement par du neuf. La meilleure décision sera celle maximisant la fiabilité du système tout en satisfaisant les contraintes budgétaires et temporelles.

## Contributions de la thèse

Dans cette thèse, notre contribution propose les originalités suivantes :

- Pour optimiser la maintenance, un système d'aide au diagnostic fiable doit être conçu.
- Le problème de génération des méthodes de diagnostic peut s'exprimer en utilisant les données disponibles et la connaissance que l'on a du système. Il s'agit donc de créer des meilleures décisions relatives à l'état de santé du système.
- La complexité de la base de données est traitée par la sélection de règles floues pertinentes et la classification de données par les algorithmes génétiques.
- La proposition d'une technique de la logique floue nous a permis d'insérer un vecteur d'une zone floue pour traiter les incertitudes.
- Maximisation de la fiabilité du système étudié sous contraintes de ressources budgétaires et temporelles. Les résultats de cette partie permettront de tirer profit de durées de missions caractérisées par son caractère stochastique et modélisées par des variables aléatoires appropriées.

## Organisation de la thèse

Le manuscrit de thèse se divise en deux parties. Il peut être synthétisé selon l'organisation suivante : La première partie montre l'intérêt et l'impact du choix des méthodes de diagnostic pour l'optimisation de la maintenance. Dans cette partie, on propose une approche d'aide au diagnostic permettant de détecter le plus précocement possible des anomalies propres au système, d'isoler et d'identifier leurs causes et d'éviter leur propagation. Elle comprend trois chapitres.

Dans l'objectif de compléter la chaîne de prise de décision, nous avons proposé dans la seconde partie d'aborder le problème d'optimisation des stratégies de maintenance. Notre objectif est de contribuer à l'élaboration d'un cadre formel permettant de proposer une approche de maintenance pour réduire le risque d'occurrence des pannes ainsi diagnostiquées.

Dans le premier chapitre, nous présentons une recherche bibliographique sur les sys-

tèmes de surveillance et les méthodes de diagnostic dans le domaine industriel. Celle-ci nous a permis de positionner notre problématique de recherche.

Le second chapitre est consacré au développement des méthodes à base de réseaux de neurones. Les réseaux de neurones ont été adoptés en raison de leur capacité d'apprentissage et leur robustesse. En plus, ces approches présentent ces dernières années un sujet d'actualité et de recherche très en vogue dans les milieux industriels. De même, deux autres méthodes vont être proposées pour améliorer l'approche neuronale qui sont : la logique floue et les algorithmes génétiques. Les avantages et les inconvénients de chacune des méthodes proposées seront mis en évidence.

Le troisième chapitre montre l'approche développée qui est alors utilisée pour la conception d'un système d'aide au diagnostic. Cette partie est réservée à la mise en place d'algorithmes permettant de détecter et de localiser les défauts survenant en exploitant le domaine de l'Intelligence Artificielle et permet ainsi d'enrichir nos résultats avec des comparaisons effectuées entre différents algorithmes. Les résultats et les commentaires y sont exposés. Les algorithmes proposés dans cette première partie ont été testés sur deux bases de données issues de deux systèmes industriels : système de pasteurisation de lait et le système de clinkérisation de la cimenterie.

L'intérêt de la planification des stratégies optimales de maintenance des systèmes binaires, ainsi que le concept de la maintenance sélective seront alors présentés dans le quatrième chapitre.

Le cinquième chapitre est axé sur le développement d'une stratégie de maintenance sélective pour des systèmes requis pour effectuer une série de missions avec des arrêts finis entre deux missions successives. Cependant, à cause des ressources de maintenance limitées telles que le temps et le budget, il est parfois impossible d'effectuer toutes les opérations de maintenance désirées. Le modèle mathématique pour résoudre le problème de la maintenance sélective est ensuite proposé dont l'objectif est de maximiser la fiabilité de l'exécution de la prochaine mission, en tenant compte des contraintes du budget et du temps de maintenance. Cette stratégie est appliquée à un système multi-composants pour montrer l'intérêt à considérer les durées des missions comme stochastique et modélisées par des variables aléatoires de distributions appropriées.

Enfin, on termine notre travail par une conclusion générale en donnant par la suite quelques suggestions pour d'éventuelles extensions de l'étude.

## Formulation du problème de diagnostic

*L'objectif de la surveillance est d'analyser l'état actuel du système et de collecter des informations appropriées pour la prise de décision dans le cas d'une défaillance. Cela va permettre d'assurer la gestion réactive de ses modes de fonctionnement qui sont représentés sous forme de classes. Nous présentons dans ce premier chapitre une synthèse bibliographique des principaux domaines au croisement desquels est positionnée notre problématique. Ces domaines concernent le cadre applicatif de la fonction surveillance et les mécanismes liés au diagnostic et à la prise de décision, et enfin les différentes méthodes de diagnostic entre autre : analytiques, symboliques et reconnaissance de formes.*



## I.1 Problématique et objectifs

### I.1.1 Introduction

Tout au long de leur vie opérationnelle, les systèmes industriels sont sujets à des dégradations aléatoires dues à leurs conditions de fonctionnement. Les dégradations sont induites par l'usure, la fatigue et la corrosion de leurs composants, ce qui peut provoquer leur défaillance complète. Il est alors nécessaire pour les entreprises d'acquérir un système efficace de surveillance qui soit apte à réduire les risques d'occurrence d'événements anormaux et augmenter le taux de productivité. Cependant, la complexité et la taille du système, ainsi que la gravité des risques encourus et des conséquences potentielles augmentent la quantité d'information à analyser. D'autant plus que le fait de gérer un grand nombre d'informations et d'avoir besoin d'agir vite peut mener les opérateurs à prendre des décisions inappropriées, dégradant encore plus la situation.

De ce fait, les outils de surveillance, de détection et de diagnostic permettent d'aider le décideur de maintenance à évaluer l'état actuel du processus et diagnostiquer les pannes et en conséquence de sélectionner les actions de maintenance les plus adaptées. La fonction surveillance est un enchaînement de trois étapes : l'étape de l'acquisition de données qui consiste à associer toutes les données sur le processus surveillé afin de fournir des informations appropriées sur le comportement effectif du système. Ensuite, l'étape de détection des modes de fonctionnement qui permet de classer les situations observables comme étant normales ou anormales, ces données doivent être utilisées par l'étape de diagnostic pour localiser et identifier les causes du mauvais fonctionnement. Après diagnostic de la défaillance d'un composant, le rôle du processus de la prise de décision est de choisir une stratégie de maintenance adéquate. Les problèmes induits par ce processus se posent alors en ces termes : Quels sont les composants du système qui devraient bénéficier d'une action de maintenance ? Pour ces composants, quelles actions de maintenance envisager ?

Ce chapitre a pour objectif de concevoir un outil d'aide fiable aux opérateurs d'un système industriel dans leurs tâches de diagnostic. Après avoir défini plusieurs concepts liés au diagnostic, on montre que les méthodes de diagnostic utilisées reposent sur les capacités de surveillance et sur une connaissance approfondie de la nature et du fonctionnement du système. Ceci va nous permettre d'identifier leurs champs d'application potentiels, leurs points forts et leurs faiblesses afin d'exploiter la méthode ou l'ensemble des méthodes appropriées, selon les cas.

### I.1.2 Motivations et objectifs

Les systèmes de production sont caractérisés par une complexité importante (développement de l'automatisation, interactions Homme-Machine, etc.). Ils peuvent être soumis,

au cours de leur fonctionnement, à différents défauts et anomalies conduisant à une baisse de la performance et voire à l'indisponibilité totale du système. Toutes ces conséquences néfastes vont évidemment réduire la qualité du produit fini [DSS14b]. La figure (I.1), décrit la relation entre la qualité du produit, et la fiabilité des composants d'un système de production (MS) :

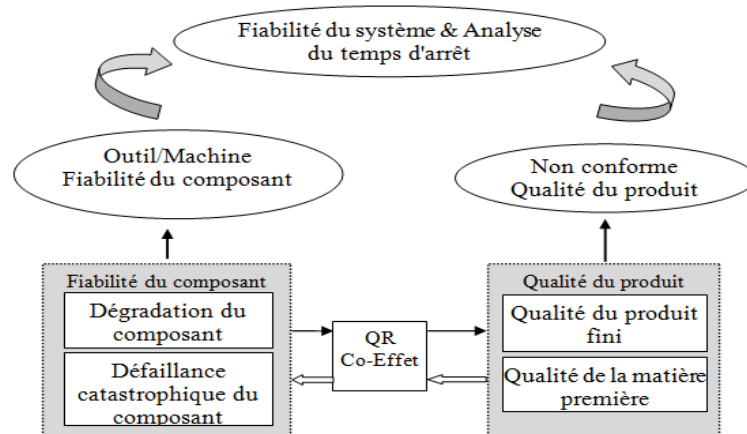


FIGURE I.1 – QR-co-effet entre la qualité du produit, et la fiabilité des composants [JY01], [YJ05]

Dans la figure ci-dessus, la fonction "QR-Co-Effet" peut avoir deux concepts principales : Le premier concept est la dégradation des composants du système, avec un impact sur le produit sortant. Avant l'occurrence de la panne, lorsqu'une dégradation (une dérive de performance) survient, un produit de mauvaise qualité peut être obtenu. Le deuxième concept est la qualité de la matière première qui peut également affecter la fiabilité des composants du système. Cela conduit à arrêter le système de production s'il y a des produits défectueux. Pour notre étude, nous nous intéressons plus précisément au premier concept. Alors, pour faire face à cette situation qui est à la base de notre recherche, nous nous sommes référés à l'utilisation des systèmes de surveillance. De plus, la fonction surveillance n'est pas aisée à réaliser car la prise de décision doit être accomplie en temps réel.

Les systèmes de surveillance ont été considérablement développés pour agir aux changements d'une ou plusieurs caractéristiques du système. L'approche d'aide au diagnostic proposée doit assurer un certain nombre de tâches en tenant compte l'état courant du système. Parmi ces principales tâches, on peut citer la réaction au niveau de ce système pour appliquer les actions d'amélioration, de correction ou de prévention les plus adaptées. D'autre part, le résultat de diagnostic peut fournir une information intéressante pour la prise de décision. Alors, comment peut-on l'exploiter afin de donner à l'opérateur un diagnostic plus précis ?

## I.2 Présentation des systèmes de surveillance

### I.2.1 Terminologie

Avant d'aborder en détail la présentation des systèmes d'aide au diagnostic, il est utile de définir quelques termes que nous allons utiliser dans la suite de ce travail. Les définitions que nous en donnons sont notamment traitées dans plusieurs travaux [Mil87], [IB97], [IB00] et Ploix [Plo98], ainsi que l'étude d'ouvrage synthétique tel que [Zwi95].

Défaut : Le défaut est défini comme étant un écart existant entre la valeur observée d'une caractéristique du système et sa valeur théorique et en conséquence, il peut conduire à un mauvais fonctionnement ou dans certains cas à une défaillance complète du système. Il convient de montrer que les défauts peuvent apparaître au niveau des capteurs, des actionneurs ou au niveau du système lui-même. Ces défauts apparaissent suite à l'évolution dynamique d'une dégradation dans un système. Comme montré par Isermann [Ise97], le comportement de défaut est présenté en fonction de la dépendance au temps. Le tableau (I.1) présente trois types de défauts : les défauts brusques, les défauts progressifs et les défauts intermittents et leurs explications.

TABLE I.1 – Comportement suivant la dépendance au temps

Dépendance au temps	Explications
Défaut brusque	défaut dont l'apparition est brutale, la durée entre le moment où le système fonctionne normalement et le moment où il est en défaut est quasiment nulle. Généralement caractéristique des ruptures ou casses de composants.
Défaut progressif	défaut dont l'apparition est graduelle avec le temps. Généralement caractéristique d'usures de composants.
Défaut intermittent	défaut qui apparaît puis disparaît puis réapparaît puis disparaît de nouveau, et ainsi de suite sans nécessairement d'actions correctrices.

Défaillance : Une défaillance correspond à une perte partielle ou totale des fonctions assurées par un système qui le rend incapable de délivrer le service pour lequel il a été conçu.

- *Défaillance partielle* : Une défaillance partielle correspond à une dégradation de l'aptitude d'un système à accomplir des fonctions requises. Dans Zwingelstein [Zwi95], une défaillance partielle résulte de déviations d'une ou plusieurs caractéristiques du système au delà des limites spécifiées, telle qu'elle n'entraîne pas une disparition complète des fonctions requises. Lorsqu'une défaillance entraîne une disparition complète des fonctions du

système, il s'agit d'une défaillance complète ou une cessation de l'aptitude d'un système à accomplir une fonction requise. Dans ce contexte, la norme AFNOR propose une corrélation entre les types de défaillances et les types d'interventions (figure I.2) :

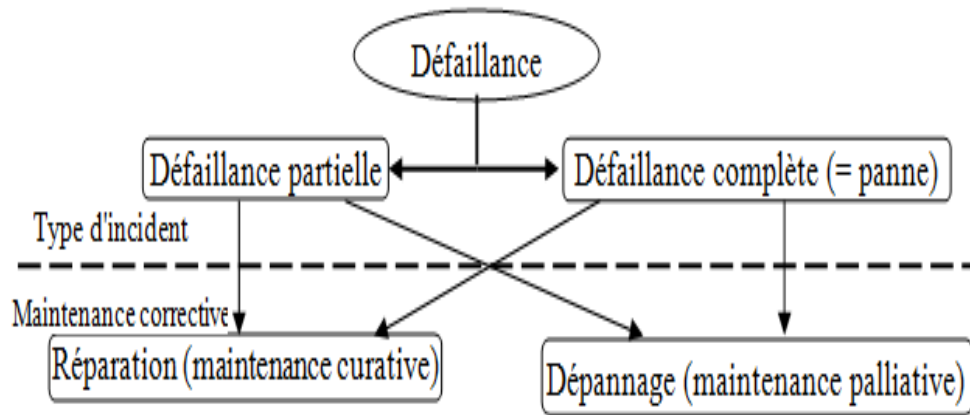


FIGURE I.2 – Les défaillances d'après AFNOR [AFN01].

Panne : Etat d'un système incapable d'assurer sa mission requise spécifiée à la suite d'une défaillance.

La diversité des activités de diagnostic conduit à employer assez souvent les termes de pannes et de défauts, si bien que la différence entre les concepts de défaillance, défaut et panne est parfois très subtile. Une panne résulte d'une défaillance (figure I.3) :

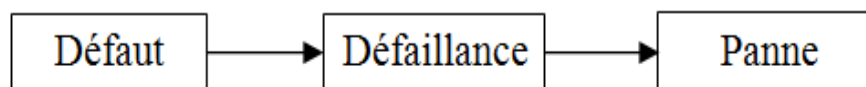


FIGURE I.3 – Ordonnement des notions.

Dans le cas d'absence de défaillances, un processus de pronostic est mis en oeuvre en vue d'estimer la durée de vie du système restante selon les conditions opérationnelles.

Pronostic : Le pronostic détermine les conséquences de la défaillance sur le fonctionnement futur du système. Voisin et al. [VLCH10] ont proposé une définition, de façon générique, ce qu'est un processus de pronostic, en vue d'une implémentation adaptée à un contexte industriel donné.

Erreur : On peut définir l'erreur comme une partie du système ne réagit pas de manière

parfaite au cahier de charge. En toute logique, une erreur est la conséquence d'une faute.

Faute : La faute c'est une action dont le résultat est la non prise en compte d'une instruction ou d'une contrainte exprimée par le cahier de charge de manière correcte.

Symptôme : Evènement ou ensemble de données au travers duquel le système de détection identifie le passage du procédé en un fonctionnement anormal.

Dégradation : La dégradation est l'évolution d'un système vers des états moins performants au cours de sa durée de vie. Ces états dégradés sont ceux qui présentent une fiabilité plus petite, autrement dit, un risque de défaillance majeur. Or, un certain niveau de dégradation ou de perte de la performance d'un système est considéré une défaillance dite soft [ME98]. La dégradation de performance peut affecter localement une fonction ou globalement le système. En effet, l'évolution de l'état de bon fonctionnement et des performances de ces systèmes est directement liée à leurs caractéristiques intrinsèques, à leur environnement ainsi qu'à leur utilisation.

Dysfonctionnement : Dans ce cas, le processus présente un fonctionnement inacceptable du point de vue des performances.

Le filtrage : Le filtrage permet de s'assurer que la commande envoyée au système est saine ou compatible avec l'état de ce dernier.

La conduite : ce qui concerne l'optimisation d'une tâche en ligne (production maximale, sécurité, non dégradation des équipements). Dans ce cas, la surveillance du procédé a pour but de détecter toute anomalie de fonctionnement et d'identifier les causes probables.

La reconfiguration : consiste à modifier en ligne l'action de commande issue d'un contrôleur approprié dans le but de compenser l'effet d'un défaut paru sur le système. Elle est également équivalente au terme accommodation et restructuration.

Vecteur forme : Un vecteur forme est composé d'un ensemble d'observations qui peuvent être numériques ou symboliques.

Inspection : Une inspection vise à mesurer un paramètre de contrôle du système et à comparer les valeurs mesurées avec un niveau correspondant de seuil d'alerte prédéfini.

Dans un contexte où l'état d'un système n'est connu qu'après inspection, une stratégie de maintenance conditionnelle a été proposée par [DSS15a]. Les auteurs dans [DKSS14] ont proposé également une approche basée sur les algorithmes génétiques pour déterminer les dates optimales d'inspections. Les dates optimales d'inspection sont calculées pour minimiser le coût total moyen par unité de temps.

## I.2.2 Les méthodologies de surveillance

La détection et le diagnostic de défauts, que nous appelons aussi la surveillance, sont des tâches primordiales pour la supervision des systèmes 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. Dans cette section, il est primordial de définir en premier lieu ce qu'est une surveillance, l'intérêt de cette fonction pour les entreprises, ainsi la détection et le diagnostic.

Plusieurs réseaux internationaux de recherche dans ce domaine ont été créés pour faire face aux problèmes associés à ces tâches ; en particulier, il est possible de trouver des exemples de ces groupes internationaux dédiés aux problèmes du diagnostic et de la supervision comme MONET-BRIDGE, A1, COSY, OSA2. Quelques exemples orientés vers les tâches de diagnostic et de supervision peuvent être cités dans la littérature comme : MIMIC [DK91], MIDAS [OFK90], DIAPASON et SALOMON [PCLM93] [Mon97], TIGER [TMDG97], DIAMON [LN93], et aussi les boîtes à outils de CHEM [CC00].

Parmi de nombreuses définitions de la supervision/surveillance du système, la première que nous retiendrons est celle de Sayed Mouchaweh [Mou02], qui a considéré la fonction surveillance comme une entité dédiée à analyser l'état du système afin de fournir des indicateurs pour optimiser les tâches de maintenance. Selon Zamai [Zam97], la surveillance du procédé permet de donner l'état exact de système de production, qui permettra de prendre les décisions les plus pertinentes possibles.

D'après CIMAX [CIM98] et EXERA [EXE96], la supervision permet de visualiser en temps réel l'état d'évolution d'un système automatisé, afin que l'opérateur puisse prendre, le plus vite possible, les décisions permettant d'assurer le rendement maximum. Et d'après CETIM [CET94], les principaux objectifs de la supervision visent à : réagir en temps réel, participer au maintien des cadences de production à leur niveau optimal, permettre la reconfiguration des paramètres de fonctionnement, assurer la disponibilité, faciliter le diagnostic de pannes pour optimiser les tâches de maintenance.

Ramon et al. [RJF12] ont traité un ensemble de conditions représentant les résidus. Cela signifie, selon comme l'indique la figure (I.4), que l'étape de détection est basée sur une comparaison, en temps réel, du comportement effectif du système avec celui d'un modèle en état de fonctionnement normal . Cependant, les tests de détection peuvent donner une information pour le diagnostic. Alors, comment peut-on utiliser cette information afin de fournir aux opérateurs un diagnostic encore plus précis ?

Le diagnostic peut être influencé par le fait qu'il peut y avoir des incertitudes dans la décision prise par les tests de cohérence. Tous les tests ne conduisent pas toujours à des décisions optimales. En effet, l'incertitude se caractérise par l'incapacité de savoir si un

test de détection, orientés bon ou mauvais fonctionnement, est correct ou non [DPT94a]. Une information est dite imparfaite, si elle s'avère incomplète ou insuffisante. Au point

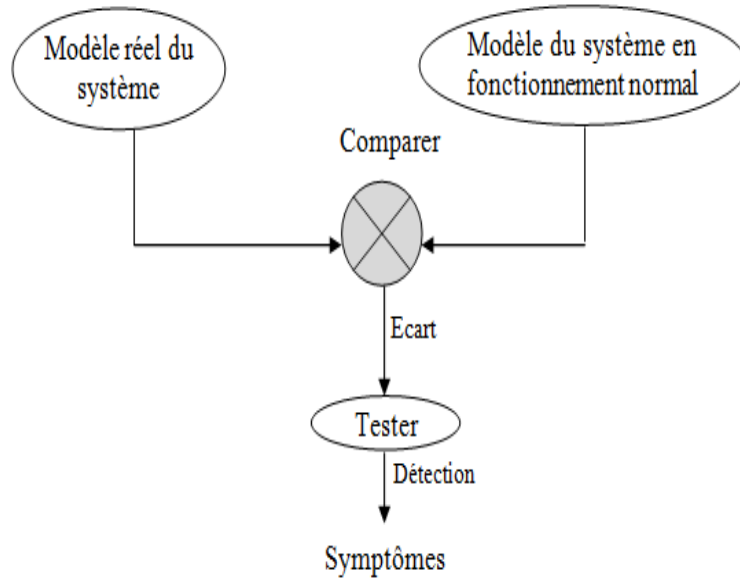


FIGURE I.4 – Test de cohérence (test de détection, test de consistance) [Tou05].

de vue de Westkämper [Wes97], la surveillance est effectuée pour optimiser le fonctionnement des processus industriels et prévoir la qualité au début de la production en tenant compte aux facteurs perturbants, c'est-à-dire adaptées à un contexte, ne pénalisant pas la production, et respectant des impératifs de qualité du produit sortant. Un autre aspect de la supervision démontré par Travé-Massuyès et al. [TMDG97] est que leur but, le plus souvent, n'est pas de remédier à un véritable défaut, mais d'assurer un bon fonctionnement du système, en terme par exemple de respect de contraintes de qualité du produit sortant et de rentabilité de la production, etc. D'autre part, Jacky et al. [JG00], ont proposé pour les opérateurs un système de support qui permet d'évaluer l'état du processus, à tout moment, et diagnostiquer les pannes et en conséquence de fournir les données validées pour le contrôle des processus. Ce système serait un bon moyen d'améliorer la disponibilité et la maintenance de l'installation à grande échelle et globalement la fiabilité de l'usine. Ces considérations expliquent un développement rapide des installations de la supervision. Ces installations ont alors prouvé leurs succès dans la détection et l'isolation de défauts.

Selon la littérature, les systèmes de support qui peuvent être implémentés, sont basés sur des données, des approches analytiques et des approches basées sur la connaissance [CRB01].

Les systèmes de supervision visent à fournir aux opérateurs une bonne interprétation de fonctionnement du système. Ceci est indiqué par Lydie et al [LJS94] que ce type des systèmes n'a pas été conçu de manière à remplacer complètement les humains, mais plutôt

pour détecter les modes du fonctionnement anormaux et les interpréter par l'opérateur pour prendre la décision adéquate au moment opportun.

La surveillance est un processus qui détecte et classe les défaillances en observant l'évolution du système (sous-processus de détection), puis qui effectue un diagnostic en localisant les éléments défaillants et en identifiant les causes premières de ces défaillances (sous-processus de diagnostic) [TGJ91].

D'après Leray [Ler98], le sous-processus de diagnostic a pour objectif de localiser la source ou la cause des défauts qui apparaissent sur le système. Le sous-processus de diagnostic est important et doit être précis dans ses conclusions.

Jaoudé [Jao12] représente l'ensemble des tâches à réaliser pour assurer un fonctionnement satisfaisant d'un processus industriel et également résoudre le problème du pronostic. Les éléments clés de système de supervision portent généralement sur la détection des défauts, sur le diagnostic de défauts et sur la prise de décision. Le tableau suivant résume ces principaux tâches.

Le tableau (I.2) montre que la surveillance des composants du système a besoin des informations fournies par des capteurs. La défaillance de l'un d'entre eux peut engendrer le dysfonctionnement de l'installation en conduisant à une altération de ses performances. Une procédure de surveillance doit donc être apte à traiter un défaut affectant le système. Cependant, la complexité et la taille de l'installation, ainsi que la gravité des risques encourus et des conséquences potentielles augmentent la quantité d'information à analyser, rendant souvent la surveillance complexe pour un opérateur humain. Il s'avère par conséquent très utile d'adjoindre à l'opérateur une aide à la décision, voire de rendre la surveillance automatique.



TABLE I.2 – Les éléments clés du processus de pronostic [Jao12]

	<b>Détection</b>	<b>Diagnostic</b>	<b>Pronostic</b>	<b>Décision</b>
Déterminer	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Vibration</li> <li>- Température</li> <li>- Pression</li> <li>- Débit du produit</li> <li>- Vitesse</li> <li>- Etat du composant</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Tendances</li> <li>- Ecart</li> <li>- Localisation de défauts</li> <li>- Classification de défauts</li> <li>- Etat du composant</li> <li>- Usure (forte probabilité)</li> <li>- Fissuration (faible probabilité)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Seuils pour la fiabilité</li> <li>- Performance</li> <li>- Probabilité de défaillance</li> <li>- Durée de vie résiduelle</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Maintenance/ Inspection</li> <li>- Reconfiguration/ Remplacement</li> </ul>
Outils	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Capteurs</li> <li>- Inspections réalisées par les opérateurs</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Reconnaissance de formes</li> <li>- Réseaux de neurones</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Systèmes expert</li> <li>- Expérience</li> <li>- Règles/ Intelligence Artificielle</li> <li>- Prédiction de vie</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Analyse de risque</li> <li>- Analyse de décision</li> <li>- Optimisation</li> <li>- Analyse des coûts</li> </ul>

De ces définitions, nous pouvons alors conclure que la fonction surveillance a un rôle décisionnel d'optimisation. Elle s'appuie sur la collecte de données issues du système physique et traite en temps réel les données collectées pour qu'elles soient utilisables pour le processus de prise de décision. La surveillance consiste à détecter la défaillance et en faire un diagnostic, la supervision et la maintenance, à l'issue des décisions entreprises, en le pouvoir de lancer les actions répondant aux stratégies de reprise souhaitées. Le système de surveillance proposé dans cette thèse sera présenté selon le synoptique de la figure (I.5).

La conception d'une solution relative au problème posé doit répondre aux trois points essentiels de la surveillance : la détection, le diagnostic et la prise de décision. A l'issue de sa conception, plusieurs étapes et plusieurs méthodes sont nécessaires. Les méthodes de

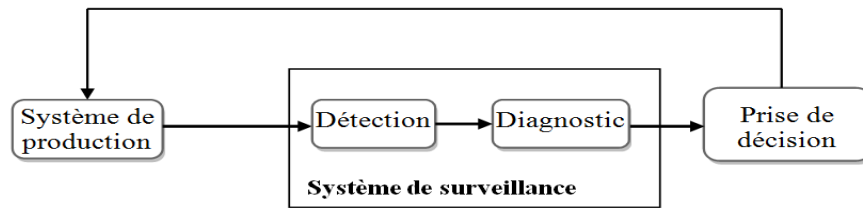


FIGURE I.5 – Schéma récapitulatif présentant la solution proposée à la première problématique de cette thèse.

surveillance peuvent être divisées en deux grandes catégories : les méthodes qui se basent sur l'existence d'un modèle formel du système à surveiller (analytiques des domaines de l'automatique, du traitement du signal et de la statistique), et les méthodes 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.)

### I.3 Différentes étapes de diagnostic

La recherche de l'accroissement des performances des systèmes de production, les exigences de fonctionnalité, de qualité, de coût, de sécurité de plus en plus contraignantes sont autant d'éléments qui justifient des besoins en sûreté de fonctionnement. Dans la littérature associée au thème diagnostic, les premiers travaux datent du début des années 1971, résumés notamment dans l'article de synthèse [Wil76]. En raison de l'intérêt croissant suscité dans le monde industriel, le diagnostic est devenu peu à peu un thème de recherche à part entière.

Dans la littérature, on trouve plusieurs définitions de diagnostic. La plupart de ces définitions sont basées sur l'extraction des données qui visent à déterminer les causes éventuelles d'un mauvais fonctionnement. A titre d'exemple et d'après la norme Afnor [AFN94] (Association Française de Normalisation), le diagnostic permet d'identifier la cause probable des défaillances à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test.

De nombreux auteurs ont abordé le diagnostic, en prenant compte les connaissances profondes existantes sur le système surveillé, par exemple Peng et Reggia [PR90] ont illustré que le diagnostic est, quant à lui, un ensemble des observations visées (symptômes, constatations, etc.), il s'agit d'expliquer leur présence, de remonter aux causes, en utilisant un savoir sur le système considéré. De même, plusieurs étapes peuvent être introduites afin d'établir le diagnostic qui sont représentées selon Genovesi [GHS99] par la figure (I.6). Dans ce contexte, le diagnostic d'un système industriel nécessite de disposer un certain nombre d'étapes résumées à la figure (I.7) et détaillées dans la suite.

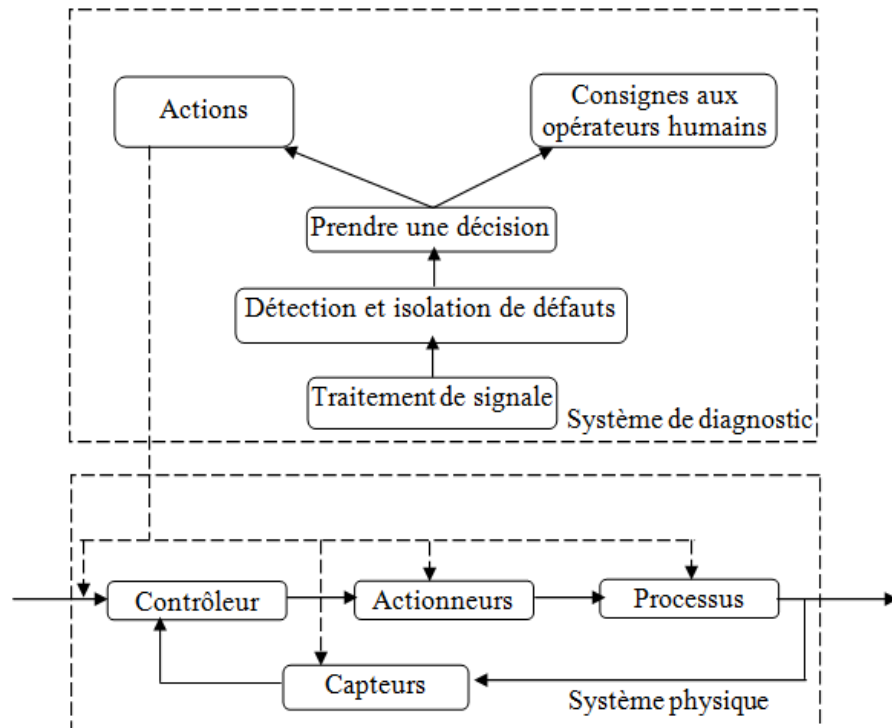


FIGURE I.6 – Différentes sous-tâches à exécuter par le système de diagnostic [GHS99].

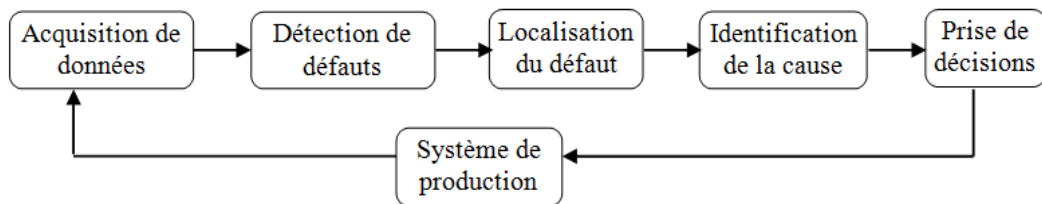


FIGURE I.7 – Différentes étapes de diagnostic.

### I.3.1 Acquisition de données

L'acquisition de données est une étape cruciale de diagnostic, dont l'action est destinée aux capteurs permettant de mesurer les différents paramètres du processus. L'instrumentation repose principalement sur des composants électroniques assemblés en système d'acquisition de données pour réaliser la commande automatique du processus. En effet, le rôle reste uniquement d'utiliser cette étape, pour faciliter le choix de mesures sensibles à l'état de santé au cours du développement d'un processus de surveillance. Le système d'acquisition de données peut être caractérisé par les composants suivants :

- ▷ des capteurs qui donnent l'évolution des grandeurs physiques,

- ▷ des conditionneurs de signal,
- ▷ des convertisseurs analogiques numériques,
- ▷ des organes de traitement numérique,
- ▷ des commandes qui peuvent être des systèmes à microprocesseur.

### I.3.2 Détection

Pour détecter les défaillances du système, il faut être capable de classer les situations observables comme étant normales ou anormales.

### I.3.3 Principe du diagnostic

Le diagnostic détermine comment une faute affecte les sorties du système. Dans l'approche FDI, le diagnostic de faute regroupe deux étapes :

La première étape est une phase d'isolation de faute dont le but est de localiser et déterminer le type de faute [Ise97]. Selon Patton [Pat97], l'isolation de faute permet, après la détection de fautes, de déterminer l'équipement ou le composant défaillant à l'origine de la faute.

La deuxième étape est une phase d'identification de faute dont le but est de déterminer les causes qui ont engendré la défaillance constatée.

Ces deux étapes constituent les fonctions de diagnostic dont l'objectif est d'élaborer et de mettre à disposition des informations structurées sur le comportement observé du système. Les fonctions de surveillance permettent de mettre en œuvre des mécanismes d'observation, de détection et de filtrage pour générer des indicateurs pertinents.

Aït-Kadi et al. [AKSAA15] ont traité le problème de localisation des composants responsables de la défaillance. Chaque composant est assujéti à des défaillances aléatoires. La détection de l'état d'un composant ou d'un sous-système est effectuée à l'aide de tests. L'objectif de cette recherche est d'exploiter les techniques et connaissances disponibles pour générer la séquence de tests qui permet de localiser rapidement tous les composants responsables de la défaillance du système.

Selon Dubuisson [Dub88], le problème de détection et de localisation de défauts nécessite : "toute la connaissance accessible existant sur le système". Celle-ci peut être globale (modes de fonctionnement du système, modèle) ou instantanée (éléments dont on dispose à un instant, par exemple les mesures). Une fois le fonctionnement incorrect du système constaté, il convient d'ajouter une autre étape qui consistera à une prise de décision pouvant aboutir à une reconfiguration partielle ou totale de l'installation, voire à son arrêt.

### I.3.4 Aide à la décision de maintenance

La prise de décision est en fonction des défaillances produites. Elle peut conduire ; soit à l'arrêt du système, suivi d'une maintenance si les conséquences de la défaillance sont importantes pour la sécurité des personnes et des biens, soit à sa reconfiguration pour éviter une perte de production en attendant le prochain arrêt pour réaliser la maintenance corrective.

L'étape d'aide à la décision de maintenance est définie par El Aoufir et Bouami, Pellegrin [AB03], [Pel97] comme un ensemble d'actions et d'outils participant au choix des meilleures politiques de maintenance selon des critères prédéfinis. Ces critères permettent d'adopter des actions de maintenance de faible coût, avec un haut niveau de sécurité, garantissant une fiabilité satisfaisante pour le système [Hor97]. Ribot [Rib09] s'intéresse à l'optimisation de la maintenance des systèmes industriels complexes, en mettant en place une architecture de supervision composée de la fonction du pronostic. L'objectif est de faciliter l'aide à la prise de décisions d'actions de maintenance.

## I.4 Objectif de la thèse

L'objectif de nos travaux est de définir une méthodologie optimale de la surveillance des systèmes industriels. Sur un système de production, un processus de dégradation est observé sur un composant à l'aide d'un processus de surveillance. Les dégradations sont qualifiées de cataleptiques, ou elles sont progressives car attachées à l'usure ou au vieillissement, etc. Pour prévenir la dégradation de ces systèmes, une solution consiste à ajouter des systèmes de diagnostic [ASY08]. Donc, une solution consiste à mieux détecter et diagnostiquer les défaillances. L'identification et la localisation précise des causes du mauvais fonctionnement nécessite le choix approprié des méthodes de diagnostic afin d'optimiser le processus d'aide à la décision de maintenance. Ce dernier dispose en premier temps un ensemble d'actions de maintenance. Pour y parvenir, il doit prendre en compte les contraintes des ressources disponibles en maintenance et déterminer quel composant du système peut subir quelle action de maintenance afin d'assurer un niveau de fiabilité satisfaisant. Notre objectif se décline suivant trois sous objectifs comme illustré sur la figure (I.8) :

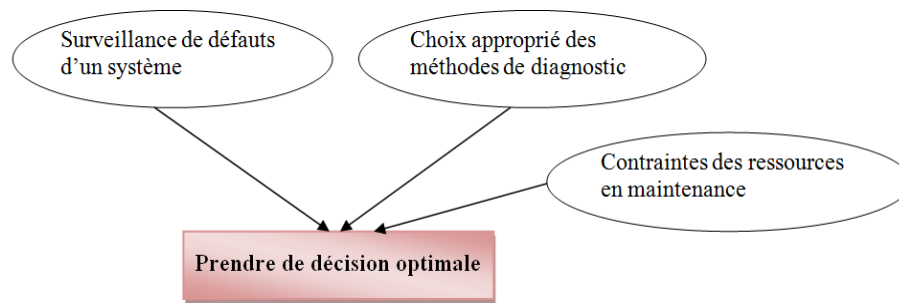


FIGURE I.8 – Schéma récapitulatif présentant l'objectif de ce travail de recherche.

## I.5 Etat de l'art sur les méthodes de diagnostic

Les travaux de recherche, exposés dans la présente section, concernent en grande partie les méthodes de diagnostic des défauts dans les systèmes industriels. Il est donc utile de donner une synthèse bibliographique sur la détection et l'isolation de défauts au niveau de site de production. Rappelons toutefois quelques travaux réalisés dans le diagnostic des défauts [CM96], [Jam03] et [Tou05].

Depuis quarante ans, plusieurs méthodologies ont été proposées dans la littérature ([JLB06], [RY03], [VRK03], [VRKY03]) afin de réaliser un diagnostic sur un système en défaillance complète. Le choix de l'une de ces méthodes dépend essentiellement de la connaissance dont on dispose sur le système. Ceci est réalisé par une comparaison entre le fonctionnement actuel du système et le fonctionnement nominal. La connaissance liée au modèle de référence est issue soit d'un historique d'évènements passés, soit de la connaissance d'experts liée à leur expérience du système, soit de données collectées sur le système en état de fonctionnement normal, ou encore issue d'un modèle connu du système. Si les connaissances sont de nature symbolique l'approche par système expert est préférée [Mou05]. Ce type d'approche est adaptée aux problèmes qui exigent le traitement d'une grande quantité de données hétérogènes et/ou contextuelles.

De nombreux types des approches exploitées pour la résolution des problèmes de détection et d'isolation de défauts sont proposés pour assurer le bon fonctionnement des systèmes industriels. Ce fait est réalisé selon deux groupes différents pour l'implémentation du système de diagnostic que se soient basés sur une redondance physique et d'autre sur une redondance analytique [RJF12].

D'après Simeu-Abazi et al. [SAMK10], le choix d'une approche de diagnostic dépend des données disponibles à l'entrée de l'application et de la complexité de transformation de données.

Zemouri [Zem03] et Chiang et al. [CRB01] ont exposé différentes méthodes de diagnostic, à base de modèle, basées sur les données (Principal Components Analysis, Fisher

Discriminant Analysis, Partial Least Squares, Canonical Variate Analysis), méthodes analytiques (observateurs, relation de parité) ou basées sur la connaissance (analyse causale, systèmes experts, reconnaissance de formes, systèmes hybrides). De nombreux travaux ont été effectués dans le domaine de détection et d'isolation de défauts (FDI) [Ise97], [GE01], [HSM04] et les outils développés sont souvent issus du domaine fiabiliste [Pap03], [WC04] ou encore de l'Intelligence Artificielle (IA) [Liu96], [CL02].

Isermann [Ise06] distingue dans son travail entre les méthodes de détection de défauts et les méthodes de diagnostic de défauts. Les premières méthodes, Figure (I.9), peuvent être subdivisées en "détection de signaux simples" (vérification des limites) ou "détection de signaux multiples et modèles" (modèles de processus, l'analyse des données multivariées).

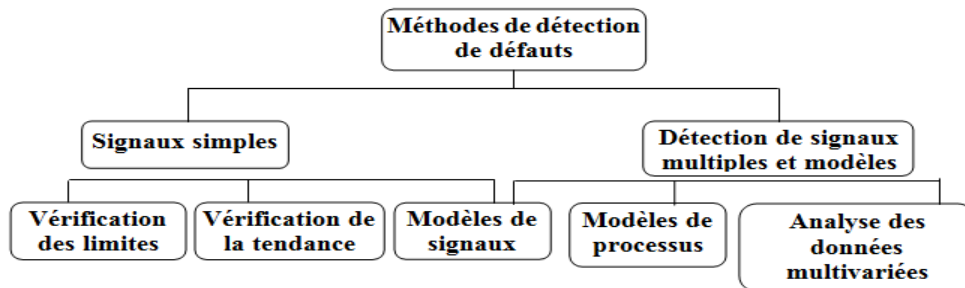


FIGURE I.9 – Classification des méthodes de détection de défauts [Ise06].

Les méthodes de diagnostic à base de modèle sont utilisées particulièrement dans le cadre d'applications critiques (systèmes énergétiques, systèmes de transport, industrie lourde). On peut citer par exemple sur le plan méthodologique [CW84], [FI98], [Gen97], [Ise97], [MR92], [MCC<sup>+</sup>97], [PFC89], [WJ76], alors que Iserman et Ballé [IB96] ont fait le point sur les applications industrielles de ces méthodes. Toutefois, la plupart des méthodes ne traitent en général que le cas des systèmes linéaire. Dans le cas des systèmes non linéaires, il y a plusieurs cas différents existents, peu de méthodes ont été développées. D'après Adrot [Adr00], les méthodes à base de modèles peuvent être proposées pour le diagnostic si les données sont de nature numérique et on dispose d'un modèle mathématique du système. L'avantage majeur de ces méthodes est la capacité à détecter des pannes à travers une analyse de tendance des signaux ainsi la capacité de donner une localisation exacte du composant défaillant. Par contre, ces méthodes souffrent de plusieurs inconvénients qui consistent à la nécessité d'avoir une connaissance complète sur les différents modes de fonctionnement et de dysfonctionnement du système. Pour atteindre les objectifs de détection et d'isolation de défauts (FDI), quelques systèmes complexes ou non linéaires nécessitent d'explorer des systèmes intelligents. Ces outils intègrent plusieurs techniques d'hybridation de l'Intelligence Artificielle associées à des systèmes experts ou systèmes à base de règles, logique floue, réseaux de neurones, neuro-flous et algorithmes d'apprentissage Ramon [RJF12].

Le problème de classification consiste à affecter une observation à une classe ou une catégorie prédéfinie. Les méthodes de classification trouvent leur application principalement dans la reconnaissance des formes [Dub90], [Bis95].

Concernant les méthodes de diagnostic de défauts (figure I.10), ces dernières sont subdivi-

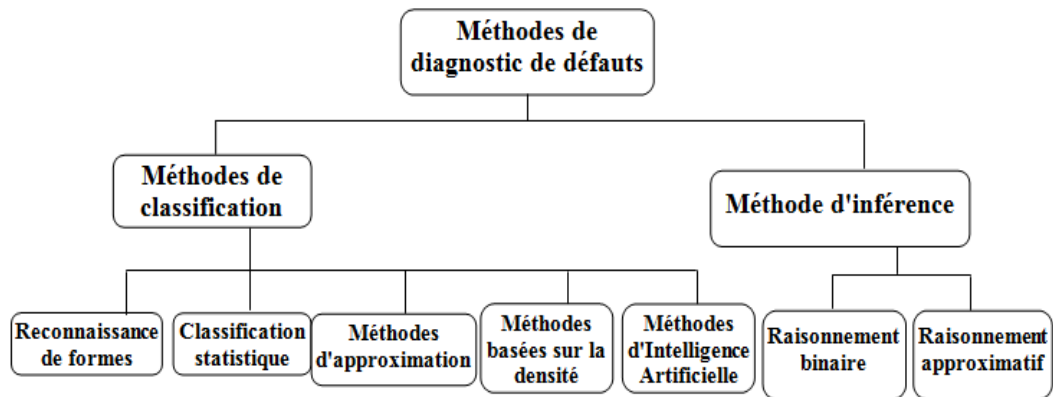


FIGURE I.10 – Classification des méthodes de diagnostic de défauts [Ise06].

sées en deux catégories : soient des "méthodes de classification" (reconnaissance de formes, classification statistique, méthodes d'approximation, méthodes d'intelligence artificielle) ou "méthodes d'inférence" (raisonnement binaire ou raisonnement approximatif) [RJF12].

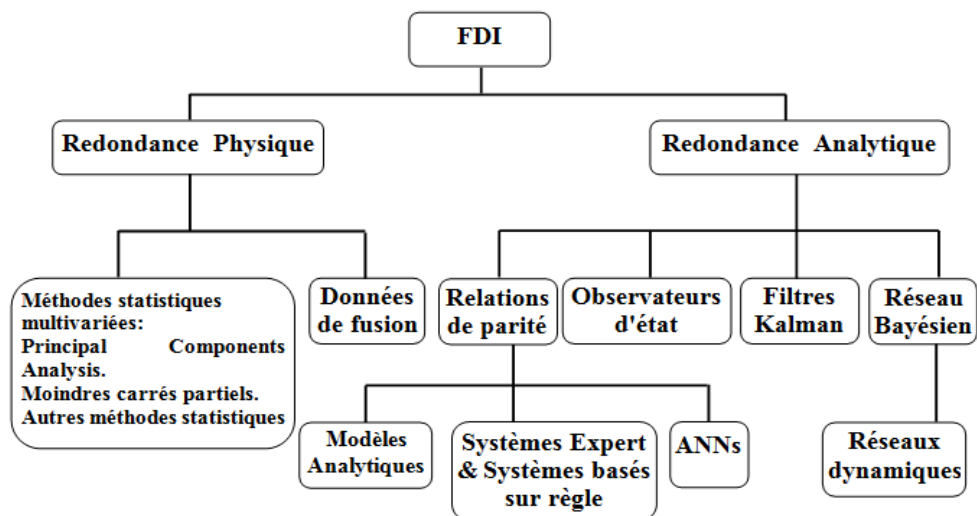


FIGURE I.11 – Quelques méthodes génériques pour FDI [RJF12].

D'autres méthodes de diagnostic des défauts sont possibles en combinant plusieurs méthodes de base. On peut citer aussi les concepts de base, rappelés dans les synthèses de [WJ76], [Fra78], [Fra90] et [Pat94], que sont les approches :

1- Par espace de parité (cas stochastique ou déterministe) [DDD77], [PS77], [DR81], [CW84], [MV88], [GS90], [PC91b], [PC91a]



2- Par observateurs (cas déterministe) [Lue77], [PCF89], [MF91], [MD92], [Fra93].

3- Par filtres (cas stochastique) [KB61], [Bea71], [Jon73], [Mas86], [WS87], [OR91].

Certains travaux portent sur des démarches qui intègrent des outils mathématiques permettant de modéliser les comportements dynamiques des systèmes. Ces démarches nous ont amené à intéresser plus particulièrement aux Réseaux de Petri.

Les Réseaux de Petri (RdP) sont parmi les outils mathématiques qui permettent à la fois la modélisation du comportement dynamique du système, l'analyse qualitative et quantitative de ce type de systèmes. Ils ont le double avantage de disposer d'une part d'un support graphique naturel, qui fournit une aide précieuse pour l'analyse, et d'autre part de posséder des priorités analytiques qui permettent une évaluation simple du comportement du système à étudier. On outre les RdPs s'y prêtent très bien à la simulation pour autoriser une étude analytique. En plus, ces outils permettent d'exprimer de manière aisée les mécanismes de parallélisme, de synchronisation, de partage ou d'assemblage de ressources, grâce au concept de marquage. L'intérêt est de pouvoir modéliser le comportement du système sans connaître a priori l'ensemble de ses états. Ces outils certes faciles à analyser mais présentent un inconvénient de taille comme celui de l'explosion du nombre d'états pour les systèmes complexes [Sta98].

Malgré la diversité des méthodes de diagnostic pour construire le module de diagnostic pour un système industriel, il est conditionné par Narvaez [Nar07] qu'une méthode utilisée dépend de la manière de représentation des données du système ainsi que le degré de connaissance de l'expert sur les différents modes de fonctionnement et de dysfonctionnement du système.

### I.5.1 Méthodes d'intelligence artificielle

Les techniques de l'intelligence artificielle (IA) sont plus adaptées que d'autres approches classiques. D'après Mellit et Kalogirou [MK08], ces méthodes sont destinées aux problèmes pratiquement complexes dans plusieurs domaines. Elles sont en effet capables de traiter des données bruitées et incomplètes. Aussi, elles sont en mesure de faire face à des problèmes non linéaires.

Les approches basées sur les techniques de l'IA sont développées et utilisées dans le monde réel dans une grande variété d'applications. Elles ont été appliquées dans différents secteurs tels que l'ingénierie, l'économie, la médecine, le militaire et la marine. Les techniques de l'IA sont principalement basées sur deux voies importantes : la voie symbolique ou formelle et la voie connexionniste. La première s'attache à expliciter et à formaliser les connaissances humaines et les mécanismes d'inférences. La deuxième vise à reproduire le mode de représentation de la connaissance dans le cerveau humain. L'intelligence artifi-

cielle recouvre les réseaux de neurones, la reconnaissance des formes, les systèmes experts et les systèmes d'inférences floues. Notre objectif n'est pas de réaliser une étude exhaustive des différentes méthodes existantes mais simplement de fournir quelques outils pour la mise en œuvre d'un système de surveillance. Pour une étude plus détaillée, on pourra consulter les différentes références citées.

## I.6 Classification des méthodes de diagnostic

Dans les différents secteurs industriels, les méthodes de diagnostic des défaillances utilisées sont très variées. Leur principe général consiste à comparer les données relevées au cours du fonctionnement réel du système avec la connaissance qu'on a de son fonctionnement normal ou de son fonctionnement défaillant. La forme, sous laquelle se présente la connaissance sur le système, conditionne les différentes méthodes utilisées pour le diagnostic. On peut citer trois groupes de méthodes à base de connaissances analytiques (aspect quantitatif), méthodes symboliques et méthodes basées sur la reconnaissance de formes (aspect qualitatif). Les premières utilisent deux types de redondance pour générer les résidus : la redondance physique ou matérielle et la redondance analytique. Bien que les méthodes symboliques et celles basées sur la reconnaissance de formes soient principalement utiles à la procédure de détection et d'isolation. Par exemple, des équations mathématiques peuvent reposer sur des hypothèses heuristiques (l'expérience). De façon générale, tout dépendra de la connaissance dont on disposera du système considéré. Nous décrivons à la figure (I.12) un panorama général de classification des méthodes de diagnostic.

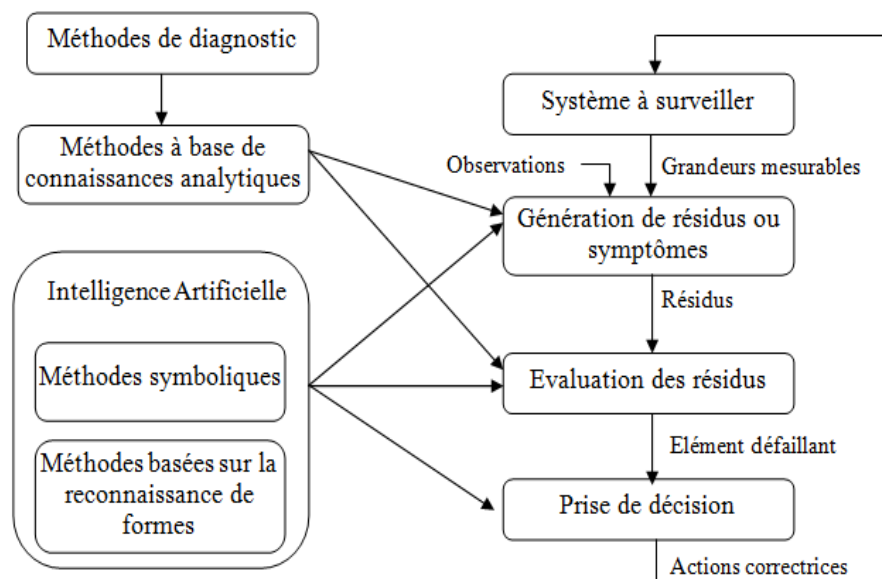


FIGURE I.12 – Classification des méthodes de diagnostic.

## I.6.1 Méthodes à base de connaissances analytiques

### I.6.1-a Redondance physique ou matérielle

La redondance physique est employée dans des systèmes à hauts risques tels que les centrales nucléaires ou en aéronautique. Le but de cette méthode consiste à doubler les instruments de mesure (capteurs, actionneurs, processeurs et logiciels) afin de valider les informations et détecter les états de dégradation à partir des signaux mesurés. Malgré cette approche s'avère fiable et simple à implanter, mais, elle entraîne bien évidemment un surcoût important en instrumentation et augmente aussi la probabilité de pannes de capteurs, donc d'un besoin de maintenance supplémentaire.

### I.6.1-b Redondance analytique

Cette redondance fait appel à des modèles analytiques qui représentent des relations de causalité et aux autres contraintes existantes entre les signaux présents dans le système. Les mesures obtenues des différents capteurs peuvent alors être reliées par ces modèles.

Les modèles analytiques étant une représentation mathématique des lois d'évolution des variables physiques du système. Les procédés ainsi modélisés ne suivent pas toujours une telle représentation idéale ceci est du à la présence d'incertitudes sur les paramètres du modèle, des modifications structurelles du système, des non-linéarités et finalement l'effet des perturbations et des bruits de mesure. Cette approche est également nommée par FDI basée sur le modèle : une description plus détaillée de la FDI basée sur le modèle est présentée dans [CP99]. L'inconvénient principal de ces modèles est qu'ils nécessitent un modèle précis afin d'obtenir une FDI suffisante. Dans la pratique, ces modèles précis ne sont pas toujours disponibles. D'autres méthodes ont été considérées, par exemple l'approche à base de réseau de neurones artificiels, l'approche floue ou l'approche qualitative. Elles sont connues dans la littérature sous les noms de méthodes qualitatives [Fra96].

## I.6.2 Méthodes symboliques

D'après Christophe [Lur03], les informations utilisées sont principalement des données symboliques. Selon la nature et la disponibilité de ces informations, certains auteurs distinguent deux types de connaissances : de surface et profondes. Marrakchi [MHGW85] a développé un système expert, baptisé SEDIAG. Ce système permet la réalisation de l'étape de diagnostic suite à l'apparition d'un dysfonctionnement, en se basant sur des connaissances de surfaces et des connaissances profondes.

Les connaissances de surface : représentent des relations existantes et connues à priori entre les défauts et les causes, établies par des experts des systèmes. Les premières mé-

thodes symboliques de diagnostic ont présenté ces connaissances sous la forme de simples règles de production de type SI-ALORS.

Les connaissances profondes : concernent l'ensemble des connaissances structurelles, comportementales et fonctionnelles d'un système présentées sous forme d'arbres et de graphes non basés sur un système d'équations.

L'ensemble des méthodes symboliques de diagnostic donne une place importante à l'opérateur humain. Elles sont généralement constituées de deux éléments : une base de connaissance (ensemble d'états observés et de règles logiques) et un moteur d'inférence. La base de connaissances peut se remplir sous différents aspects. Les plus connues sont les arbres de défaillances et les analyses des modes de défaillances de leurs effets et de leur criticité (AMDEC). Le moteur d'inférence fonctionne, quant à lui, selon deux principes : l'induction et la déduction.

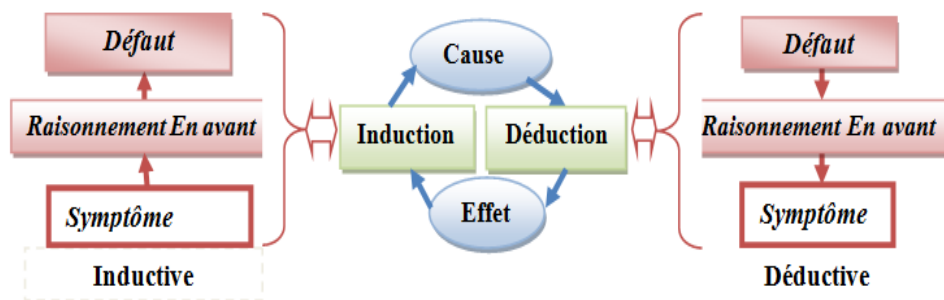


FIGURE I.13 – Principe des mécanismes d'induction et de déduction [Lur03].

### I.6.3 Méthodes basées sur la reconnaissance de formes

Les méthodes de reconnaissance de formes ont été développées pour aider les opérateurs humains à réaliser automatiquement la classification des signatures extraits d'un système, en les comparant avec des formes types afin d'associer un ensemble de mesures à des états de fonctionnement. Elles se sectionnent en deux classes. La première classe est consacrée à la détection tandis que l'autre classe est destinée au diagnostic. Pour les méthodes de détection, on peut citer les méthodes par carte de contrôle [Pil01], les méthodes par analyse en composantes principales [LPM00] et les méthodes par projection dans les structures latentes. Pour les méthodes de diagnostic, nous pouvons citer toutes les méthodes de classification.

Le processus de diagnostic est basé sur l'identification des différents modes de fonctionnement du système qui peuvent être en état de fonctionnement normal ou défaillant. Chacun de ces modes occupe une partie de l'espace des paramètres du système. Un système de diagnostic performant, se basant sur la classification [DMD97], doit réaliser avec

succès ces différentes actions :

- Identifier les modes de dysfonctionnement du système ;
- Discriminer correctement les nouvelles observations ;
- Détecter l'arrivée de défauts.

Les méthodes de classification [DHS01] permettent de définir les espaces de représentation, et également, de discriminer les modes défectueux. Il existe plusieurs types de classificateurs, par exemple : les réseaux bayésiens [FGG97], les arbres de décisions [CMK02], les machines à vecteurs supports [Vap95], les K plus proches voisins [CH67] et les réseaux de neurones [Dre04]. L'avantage de ces méthodes est la rapidité de calcul pour la reconnaissance d'une nouvelle information, l'aptitude à traiter des données incertaines et vagues. Et également permettent de détecter et de suivre l'évolution de fonctionnement de système [OBC06].

Plusieurs chercheurs ont montré l'intérêt de la reconnaissance de formes dans différents domaines où les systèmes sont de nature complexe tels que la reconnaissance d'image, la reconnaissance d'écriture, le diagnostic médical, le diagnostic industriel, etc. [FL03, PF09, MM08, DTG<sup>+</sup>01].

Dans ces méthodes on considère principalement les outils suivants, ce que nous verrons en détail au deuxième chapitre :

- les réseaux neuronaux,
- la logique floue,
- les Neuro-flous,

## I.7 Méthode d'analyse de la sûreté de fonctionnement

Quelques méthodes utilisées lors d'une analyse de la sûreté de fonctionnement sont : Analyse Préliminaire des Risques (APR), Analyse des modes de défaillances, de leurs effets et de leurs criticités (AMDEC), Arbre de Défaillance (AdD) et Diagramme de Fiabilité (DdF) etc. [CRBC12].

La technique d'analyse de défaillances utilisée dans ce travail est de type AMDEC [Fau04]. Cette technique est couramment utilisée dans les domaines industriels.

### I.7.1 Méthodes déductives

La stratégie employée ici est l'établissement de la relation de cause à effet pour décrire le fonctionnement du système. Parmi les méthodes les plus populaires, citons l'AdD. Les

arbres de faute est une méthode déductive (de l'effet vers les causes) ayant pour objectif de rechercher toutes les combinaisons de défaillances élémentaires pouvant aboutir à un évènement redouté. A partir de cet "évènement sommet", on construit une arborescence avec des portes logiques (en forme d'arbre inversé) représentant l'enchaînement logique des "évènements intermédiaires" jusqu'à la mise en cause des "évènements élémentaires" (défaillance d'un composant).

La méthode Add est constituée de trois étapes [VRK03] : la définition du système, la construction de l'Add proprement dite, l'évaluation qualitative et enfin l'évaluation quantitative qui vise à trouver les coupes minimales : l'ensemble minimal des évènements qui entraîne la défaillance du système. La probabilité d'occurrence des évènements élémentaires est utilisée pour calculer la probabilité de défaillance du système.

Le diagnostic avec les Add est formulé comme une recherche dans un espace d'état fini contenant l'ensemble des défaillances. À partir de l'état initial (évènement racine), l'algorithme de recherche applique les opérateurs logique et transforme l'état initial à un résultat à déduire, ensuite les différents chemins possibles sont parcourus pour aboutir à un évènement élémentaire vérifié à l'instant considéré, s'il n'y a aucune défaillance alors le système est en état normal de fonctionnement [Nol91].

### I.7.2 Méthodes inductives

La démarche de la méthode inductive utilisée ici est inversée puisque l'on part de l'évènement indésirable et l'on recherche ensuite par une approche descendante toutes les causes éventuelles. Par exemple, on peut citer la technique utilisée l'AMDEC (Analyse des Modes de Défaillances de leurs Effets et de leur Criticité). Dans ce cas, l'objectif de l'AMDE est de permettre l'identification de toutes les défaillances critiques dans le but de pouvoir les anticiper par des interventions préventives pertinentes et ainsi les minimiser ou les éliminer le plus tôt possible.

Les résultats de l'AMDE sont toujours présentés sous forme d'un tableau. Il est possible de renforcer l'AMDE par une étude de la criticité, obtenant ainsi l'AMDEC. Alors que cette analyse devient quantitative lorsqu'une attention sera portée à la criticité. Plusieurs auteurs ont proposé l'AMDEC pour le diagnostic des défaillances. Emond [Emo85] a utilisé les connaissances issues de cette analyse pour traiter les pannes. Ces connaissances sont généralement construites à partir de propositions logiques qui relient les défaillances aux symptômes possibles. Gloud [Gou04] a proposé aussi une heuristique qui relie les fonctions aux modes de défaillance.

Dans Cauffriez et al. [CRBC12], les auteurs considèrent une classification de certain nombre de méthodes dans le domaine de la sûreté de fonctionnement. Une méthode particulière peut être choisie en fonction des buts de l'étude ou en fonction du type de résultats,

qui peut être quantitatif, qualitatif ou combiner les deux aspects. Le tableau (I.3) illustre ces méthodes avec leurs objectifs.

TABLE I.3 – Classification des principales méthodes dans le domaine de la sûreté de fonctionnement [CRBC12].

Méthode	Qt	Ql	S	D	Objectifs
Analyse Préliminaire des Dangers		×	×		Identification a priori du risque
Analyse des Modes de Défaillance, de leurs effets et de leur Criticité (AMDEC)		×	×		Evaluation des possibles conséquences des Défaillances
Arbre de Défaillance	×	×	×		Evaluation des scénarios d'évènements
Bloc diagramme de Fiabilité (BDF)	×	×	×		Construction d'un modèle du système basé sur la fiabilité des composants
Arbre d'Evènements	×	×	×		Evaluation des possibles conséquences d'un évènement
Méthode du Diagramme Cause Conséquence	×	×	×		Analyse d'un évènement initiateur
Table de vérité		×	×		Analyse de toutes les combinaisons d'état
Graphes de Markov	×	×		×	Identification de l'évolution du système dans les états bon fonctionnement, dégradé, panne
Réseaux de Petri	×	×		×	Identification de l'évolution du système dans les états bon fonctionnement, dégradé, panne
Fiabilité dynamique	×			×	Identification de l'évolution du système dans les états bon fonctionnement, dégradé, panne pour les systèmes hybrides
Réseaux Bayésiens Dynamiques	×	×		×	Identification de l'évolution du système dans les états bon fonctionnement, dégradé, panne

Qt<sup>1</sup>, Ql<sup>2</sup>, S<sup>3</sup>, D<sup>4</sup>

- 
1. Quantitative
  2. Qualitative
  3. Statique
  4. Dynamique

## I.8 Synthèse sur les applications de FDI réalisées dans le laboratoire (Pilot and Industrial processes)

En fonction du nombre croissant de publications et le nombre d'applications, il est intéressant de montrer quelques cas. Dans cette section, une étude de la littérature des Conférences de l'IFAC relatives à FDI a été réalisée.

- Les Contributions en tenant compte des applications sont présentées dans le tableau (I.4).

- Les différents types de défauts considérés sont montrés dans le tableau (I.5).

- Parmi toutes les contributions, les méthodes de détection de défaut sont affichées dans le tableau (I.6).

- Les méthodes de détection de changement d'une caractéristique du système et de classification de défauts sont indiquées dans le tableau (I.7).

- Les stratégies de raisonnement pour le diagnostic de défauts sont présentées dans le Tableau (I.8).

Les contributions considérées sont résumées dans le tableau (I.9). L'évaluation a été limitée à la détection de défauts et diagnostic (FDD) du laboratoire, Pilot and Industrial processes. Le tableau (I.4) montre que, parmi les processus mécaniques et électriques,

TABLE I.4 – Les applications de FDI et le nombre de contributions.

<b>Application</b>	<b>Nombre de contributions</b>
Simulation des processus réels	55
Processus de pilotes à grande échelle	44
Les processus du laboratoire à petite échelle	18
Procédés industriels à grande échelle	48

TABLE I.5 – Type de défauts et le nombre de contributions.

<b>Type de défaut</b>	<b>Nombre de contributions</b>
Défauts de capteur	69
Défauts d'actionneur	51
Défauts de processus	83
La boucle de régulation ou défauts de contrôleur	8

les applications des moteurs à courant continu sont le plus investiguées. L'estimation de



TABLE I.6 – Méthodes de FDI et le nombre de contributions.

Type de méthode	Nombre de contributions
Observateur	53
Espace de parité	14
Estimation de paramètre	51
Analyse spectrale	7
Réseau de neurones	9

TABLE I.7 – Méthodes d'évaluation résiduelle et le nombre de contributions.

Méthode d'évaluation	Nombre de contributions
Réseau de neurones	19
Logique floue	5
Classification de Bayes	4
Tests d'hypothèses	8

paramètres et des méthodes à base d'observateurs sont utilisés dans la majorité des applications sur ce genre de processus, suivie par approche par espace de parité et approches hybrides. Les procédés thermiques et chimiques sont plus peu investiguées. Le tableau

TABLE I.8 – Stratégies de raisonnement et le nombre de contributions.

Stratégie de raisonnement	Nombre de contributions
A base de règles	10
Graphe orienté	3
Arbre de défauts	2
Logique floue	6

(I.5) montre que le pourcentage d'utilisation des méthodes d'estimation de paramètres et les méthodes à base d'observateurs est de 70% pour toutes les applications considérées. Les réseaux de neurones, l'espace de parité et les méthodes hybrides ont reçu peu d'intérêt dans ces applications.

Des statistiques montrent que plus de 50% de défauts de capteurs sont détectés en utilisant les méthodes à base d'observateur, tandis que l'estimation de paramètres et l'espace de parité et les méthodes hybrides jouent un rôle moins important. Pour la détection des défauts d'actionneurs, les méthodes à base d'observateurs sont largement utilisées, suivi d'estimation de paramètres et les méthodes de réseaux de neurones.

Les méthodes par espace de parité et celles combinées sont rarement appliquées. En général, les défauts d'actionneurs ont reçu peu d'applications. La détection de défauts du processus est quelquefois réalisée avec des méthodes d'estimation des paramètres. 50% de toutes les applications considérées utilisent les méthodes d'estimation de paramètres pour

TABLE I.9 – Les applications de détection de défaut avec modèle.

<b>FDD</b>	<b>Nombre de contributions</b>
Fraisage et procédés de broyage	41
Les centrales électriques et les procédés thermiques	46
Processus dynamiques des fluides	17
Moteur et des turbines à combustion	36
Automobile	8
Pendule inversé	33
Divers	42
Moteurs à courant continu	61
Réacteur agité	27
Système de navigation	25
Processus nucléaire	10

la détection de défauts de processus. Les méthodes à base d'observateurs, par espace de parité et les méthodes basées sur les réseaux neuronaux sont souvent moins utilisées pour cette classe de défauts.

Parmi tous les procédés décrits, les modèles linéaires ont été plus largement utilisés que ceux non linéaire. Pour les processus non linéaires, les méthodes à base d'observateurs sont plus appliquées, et aussi les équations de parité et les réseaux neuronaux jouent également un rôle important. Les méthodes par espace de parité et celles combinées ne sont utilisés que pour une mesure faible. Le processus avec des modèles linéaires, estimation de paramètres et les méthodes à base d'observateur sont principalement utilisés. Espace de parité et les méthodes combinées sont également utilisées dans de nombreuses applications, mais elles n'ont pas appliquées dans la même mesure que les méthodes à base d'observateur et celles d'estimation de paramètres.

Prenant en compte les systèmes considérés, le nombre d'applications des processus non linéaires en utilisant des modèles non linéaires sont en diminution.

Les applications des méthodes de détection de défauts pour les processus non linéaires, ont utilisé principalement les méthodes à base d'observateurs et l'estimation des paramètres, plus que les méthodes par espace de parité. L'utilisation de réseaux de neurones semble être en augmentation.

En ce qui concerne les méthodes de diagnostic de défaut, durant les dernières années, le domaine des approches de classification, notamment avec les réseaux neuronaux et la logique floue a reçu une grande attention. En outre, le raisonnement à base de règles est notamment utilisé dans le diagnostic des pannes. Une application croissante de raisonnement

à base de règles floue a été démontrée. Dans le cas des systèmes non linéaires, les travaux réalisés en utilisant des réseaux neuronaux pour la classification sont en augmentation. Cependant, la classification des résidus générés semble rester le domaine d'application le plus important pour les réseaux de neurones.

## I.9 Conclusion

Le présent chapitre a commencé par introduire la problématique générale et les objectifs de la thèse. Ensuite, une revue des principaux travaux publiés, pour résoudre les problèmes de diagnostic, a été présentée. L'intérêt de la surveillance est donc de constater l'apparition d'un défaut et d'en trouver la cause probable suffit à perturber la mission d'un système ou ses composants. Généralement, la mise en place d'une méthode valable nécessite de connaître le type de connaissances disponibles qui sont matérialisées par un ensemble d'observations. Le type de représentation de ces observations détermine le choix de la méthode de diagnostic. On a vu aussi que les méthodes à base de connaissances analytiques reposent sur l'utilisation d'un modèle mathématique du système étudié. Toutefois, l'obtention d'un modèle global est parfois difficile à obtenir en raison de la complexité des phénomènes physiques mis en jeu. En revanche lorsque le système est de type non linéaire, les méthodes à base de connaissances analytiques sont inutiles. Alors, il s'avère nécessaire d'utiliser des méthodes qualitatives. Dans ce cas, les connaissances utilisables reposent sur le savoir d'experts et sur un ensemble de données issues du système à surveiller. Suivant ce type d'approche, on trouve l'ensemble des méthodes basées sur l'intelligence artificielle. Le but de ces méthodes est alors de tenter d'imiter les processus cognitifs humains. D'autre part, une bonne maintenance consiste à mettre en oeuvre, pour chaque système, la méthode la mieux adaptée. Le choix d'une stratégie de maintenance s'opère en fonction des connaissances disponibles sur le système et des objectifs à atteindre.

Maintenant que les principales notions théoriques ont été abordées, le chapitre suivant détaille les méthodes adoptées pour traiter notre première problématique de thèse.

## Chapitre II

# Etat de l'art sur les méthodes de classification pour les systèmes d'aide au diagnostic (SAD)

*Le diagnostic peut fournir des informations utiles pour la prise de décision en maintenance. Pour optimiser la maintenance, il faut surveiller et analyser l'état du système à l'aide de méthodes de diagnostic. Le choix d'une méthode de diagnostic s'opère alors en fonction des connaissances disponibles sur le système et le type de représentation des observations. Notre objectif vise à proposer une méthode de FDI qui s'applique à une grande classe de systèmes non linéaires. Pour cela, ce chapitre est dédié principalement à la présentation de notre état de l'art sur les méthodes de résolution proposées. Ces méthodes assurent l'élaboration de cette prise de décision d'une façon consciente, claire et rationnelle, afin d'assister les opérateurs dans la gestion des événements anormaux.*

## II.1 Introduction

Les enjeux économiques en constante évolution conduisent à produire toujours plus. La moindre défaillance sur un système industriel réduisant même temporairement la production est très préjudiciable. Il est donc nécessaire de s'assurer en permanence de la conduite optimale des procédés. Néanmoins, lorsque les pannes typiques qui se produisent dans un système sont connues, il est possible de mettre en œuvre des méthodes appropriées de détection et de classification de défauts. Toutefois, il est souvent le cas que certaines catégories de défauts possèdent des formes ambiguës. Pour résoudre ce problème, un outil pour détecter et classifier les défauts semble nécessaire. Plusieurs méthodes peuvent être proposées en vue d'atteindre cet objectif.

Toute méthode de diagnostic repose sur l'analyse d'un certain nombre d'observations, ou symptômes, permettant de caractériser l'état de santé du système. Le résultat de cette analyse débouche sur une prise de décision destinée à un retour à la normale du système jugé défaillant. D'autre part, la prise en compte de l'incertain dans des systèmes complexes afin de donner une information sur l'ensemble des anomalies est nécessaire. Ce problème surgit dans plusieurs domaines d'application, comme dans l'industrie (contrôle qualité, diagnostic de panne, commande de robots, etc.), l'environnement (prévision météorologique, analyse et évaluation des risques, etc.), la télécommunication et l'informatique (analyse de signale, compression des données, synthèse de la parole, etc.).

Dans ce chapitre, les méthodes retenues sont introduites et leur choix s'est clairement justifié dans le premier chapitre. Les travaux de recherche sur les méthodes d'intelligence artificielle ont reçu durant ces dernières années une grande attention dans les domaines industriels afin de résoudre les problèmes d'identification, de régulation de processus, d'optimisation, de classification, de détection de défauts ou de prise de décision. Néanmoins il arrive souvent que les données disponibles soient imparfaites, imprécises ou floues rendant le processus de la prise de décision difficile à partir de ces données. La prise de décision dépend fortement de la pertinence de représentation des connaissances ou de l'efficacité de la classification. Ainsi, la nature des données (imparfaites, floues, etc.) et le type de classifieur sont deux points essentiels dans la prise de décision.

Les avantages de la détection floue et l'isolation de défauts sont issus d'articles de la littérature tels que : Ulieru et Isermann [UI93], Giraud et Aubrun [GA96]. Dans ce cas, l'application de ces méthodes constitue en effet des outils efficaces pour optimiser le processus de la prise de décision en maintenance. L'objectif de ce chapitre étant, premièrement, de montrer l'intérêt et l'impact du choix d'une méthode de diagnostic pour l'optimisation de la maintenance. Ensuite de concevoir un système d'aide au diagnostic permettant de détecter le plus précocement possible des anomalies propres au système, d'identifier et de localiser leurs causes et d'éviter leur propagation. L'impact du choix d'un

classifieur pour l'isolation de défauts a été aussi énoncé. Le résultat final de diagnostic est accompagné d'un taux de classification qui permet de déterminer la qualité des résultats donnés par SAD. L'architecture du système d'aide au diagnostic est alors montrée dans la figure (II.1). Elle est composée de trois étapes principales : une étape qui détermine la nature des connaissances, une étape de classification et une étape pour la prise de décision.

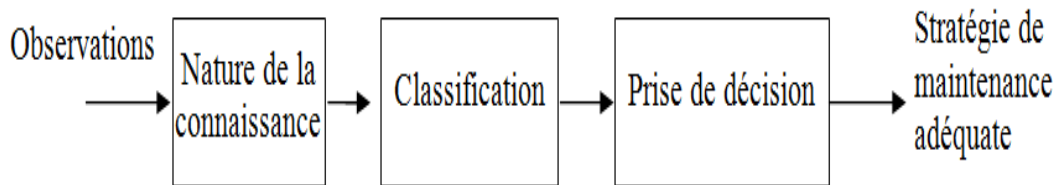


FIGURE II.1 – Architecture globale d'un système d'aide au diagnostic.

### II.1.1 Formulation du problème et objectif

Lorsque la connaissance sur le système à surveiller est insuffisante et que le développement d'un modèle de connaissance du système est impossible, l'utilisation de modèle nommé "boîte noire" peut être envisagé. Pour cela les réseaux de neurones artificiels (RNA) ont été utilisés. Dans la littérature, la prise en compte de cet outil a été mise en application dans les domaines de la modélisation, de la commande et du diagnostic Bishop [Bis94] et Narendra [NP90].

Les réseaux de neurones sont considérés comme des outils statistiques et mathématiques tirés de la neurobiologie. Ils consistent à identifier un modèle reproduisant le mieux possible le comportement du système à partir de deux étapes : étape qualitative, où la structure du modèle est déterminée et/ou quantitative qui est basée sur la détermination adéquate des valeurs numériques. Donc ; l'identification d'un système s'effectue en optimisant un critère d'erreur.

## II.2 Réseaux de neurones dans les domaines industriels

Les premiers travaux sur les RNA ont été développés par McCulloch et Pitts en 1943 [MP43]. Un RNA définit implicitement une fonction non linéaire paramétrable, jouissant de la propriété d'approximation universelle. Cela signifie qu'il est capable d'approcher une fonction non-linéaire, dont on ne connaît que quelques points, qui constituent la base d'exemples. Le paramétrage du réseau est réalisé à partir de la base d'exemples, au moyen d'un algorithme d'apprentissage, conçu pour minimiser un critère quadratique sur l'erreur

d'approximation réalisé par ce modèle non-linéaire. Ceci explique l'utilité de ce type d'approche dans le domaine du diagnostic, où le problème à résoudre consiste, finalement, à approcher la relation inconnue reliant les symptômes aux défaillances. Cet outil permet de réaliser des simulations performantes en utilisant la classification [Hur04]. En effet, les réseaux de neurones ont arboré quelques faiblesses pour une utilisation en fiabilité, notamment en raison du sur-apprentissage mal maîtrisé qui nécessite le calcul d'un certain nombre de points de validation.

Un réseau neuronal est défini par Haykin [Hay94] comme étant un processus massivement distribué en parallèle qui a une structure pour stocker la connaissance empirique et la rendre disponible à l'usage. D'après Barthelemy [Bar00], cette technique est basée sur une relation avec le cerveau humain à travers les deux points suivants :

- La phase d'apprentissage établie par la connaissance humaine.
- Les poids synaptiques qui reflètent les connexions entre les neurones et permet par la suite de stocker les connaissances.

Un neurone formel (Figure II.2) réalise une fonction  $f$ , de la somme pondérée de ses entrées  $X_1, \dots, X_N$  :

Les entrées du neurone sont désignées par  $X_i = (i = 1, \dots, n)$ . Les paramètres  $W_{in}$  reliant les entrées aux neurones sont appelés poids synaptiques. La sortie du neurone est donnée par :

$$y_i = f(\mu_i) \text{ avec } \mu_i = \sum_{n=1}^N W_{in} X_i$$

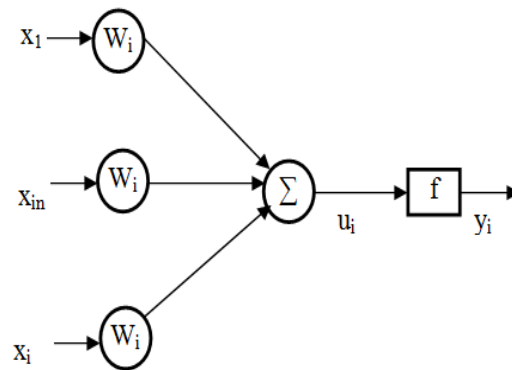


FIGURE II.2 – Neurone formel.

Chaque nœud  $i$  calcule la somme de ses entrées  $X_i, \dots, X_n$ , pondérées par les poids correspondants  $W_{i1}, \dots, W_{iN}$ ; cette valeur représente l'état d'activation du neurone  $\mu_i$ . Ce résultat est alors transmis à une fonction d'activation  $f$ . La sortie  $y_i$  est l'activation du neurone. L'interconnexion de plusieurs neurones formels réalise un réseau de neurone.

## II.2.1 Fonction d'activation

La fonction d'activation génère la sortie de neurone, elle transforme la sortie  $f$  en une valeur traitable par un autre neurone, ou directement exploité par l'environnement externe. Citons à titre d'exemple quelques fonctions souvent utilisées :

### a- Fonction binaire à seuil

La fonction Heaviside est définie par :

$$\psi(S) = \begin{cases} 1, & S > 1 \\ S, & -1 \leq S \leq 1 \\ -1, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{II.1})$$

### b- Fonction linéaire saturée

Cette fonction représente un compromis entre la fonction linéaire et la fonction seuil

$$\psi(S) = \begin{cases} 1, & S > 0 \\ 0, & \text{ailleurs.} \end{cases} \quad (\text{II.2})$$

### c- Fonction linéaire

C'est l'une des fonctions d'activations les plus simples, sa fonction est définie par :

$$\psi(S) = S \quad (\text{II.3})$$

### d- Fonction sigmoïde

Elle est dérivable, d'autant plus que sa dérivée est simple à calculer, elle est définie par :

$$\psi(S) = \frac{1}{1 + \exp^{-s}} \quad (\text{II.4})$$

## II.3 La logique floue

La logique floue a été développée dans les années 60 et formalisée par le professeur Lotfi Zadeh. Cette technique constitue l'une des meilleurs outils de modélisation des différents phénomènes. Elle a mis en exergue le fossé qui sépare les représentations mentales de la



réalité et les modèles mathématiques connus à base de variables booléennes (vrai / faux). En effet, la logique floue a mis l'accent sur le traitement symbolique de la connaissance. Cette discipline est exploitée pour traiter l'incertitude, l'imprécision des données et leur incomplétude qui seront traduites sous forme de règles floues.

### II.3.1 Représentation des connaissances imparfaites

Lorsque les connaissances sur un système quelconque sont imparfaites [Bou95]. Nous distinguons principalement, selon la littérature, deux types d'imperfection de connaissances [DPT94b] : l'incertitude et l'imprécision. Les connaissances sont incertaines s'il y a une ambiguïté sur leur validité. S'il y a une difficulté à exprimer ces connaissances clairement, elles sont alors imprécises. Bouchon [Bou95] considère que l'imperfection dans les connaissances peut être décomposée en trois formes principales :

- Les incertitudes qui représentent un doute sur la validité d'une connaissance ;
- Les imprécisions qui présentent une difficulté dans l'obtention de la connaissance.
- Les insuffisances qui sont des absences totales ou partielles de connaissances sur certaines caractéristiques du système.

En présence de connaissances imparfaites, la logique floue est plus utilisée pour résoudre des problèmes liés à l'évaluation de la criticité du risque. Les premiers travaux sont dus à Peláez et Bowles [PB94] et Bowles [BP95] où une nouvelle technique d'analyse et d'évaluation de la criticité, basée sur la logique floue, a été développée. La procédure proposée est similaire à celle utilisée dans les systèmes experts et les systèmes de contrôle flous [PB94], [Lee90]. L'analyse utilise les variables linguistiques pour décrire les entrées du système (gravité, fréquence et détectabilité). Ces entrées sont fuzzifiées à l'aide de fonctions d'appartenance pour déterminer le degré d'appartenance.

Les entrées floues résultantes sont ensuite évaluées moyennant la base de règles linguistiques adoptée et les opérations de la logique floue pour produire une classification de la criticité du mode de défaillance, et un degré d'appartenance associé à la classe de risque. La sortie floue est ensuite défuzzifiée par la méthode de la moyenne des maximums pour donner le degré de priorité du mode de défaillance considéré. D'après les auteurs, cette approche présente les avantages suivants :

- Elle permet à l'analyste d'évaluer le risque associé au mode de défaillance directement à partir des variables linguistiques habituellement employées dans le processus d'évaluation ;
- Les informations vagues, ambiguës, qualitatives et quantitatives peuvent être utilisées et traitées de manière souple et cohérente.

### II.3.2 Position du problème

La relation mathématique existante entre un défaut et ses symptômes est le plus souvent difficile à obtenir. Toutefois, les opérateurs humains ayant en charge la maintenance et la conduite du système sont souvent capables, de par leur expérience, de déterminer, sur la base de leur observations, l'élément en état défaillant qui est à l'origine d'un comportement qu'ils ont jugé anormal. Ce type de savoir peut être réalisé à l'aide de règles linguistiques de la forme :

*SI prémisse ALORS conclusion*

Où la partie prémisse présente les symptômes observés et la partie conclusion l'élément défaillant. Ce type de connaissance peut alors être utilisé pour construire un système d'aide au diagnostic du système étudié. Une difficulté importante concerne l'expression du savoir qui s'effectue souvent, dans ce contexte, en des termes vagues ou mal définis.

### II.3.3 Éléments Théoriques de la logique floue

#### II.3.3-a Variables linguistiques

On parle des variables linguistiques, lorsqu'il s'agit des termes flous qui décrivent un phénomène (faible, fort, bon, mauvais, petit, moyen, grand, etc).

Considérons par exemple, la température dans un procédé industriel comme étant une variable linguistique définie sur un univers de discours  $U = [0 \text{ } 100]^{\circ}C$ , et son ensemble de catégories floues : Température= (Froide, Moyenne, Chaude). Ces trois ensembles flous de température peuvent être représentés par des fonctions d'appartenance comme le montre la figure (II.3).

De la figure II.3, on peut tirer les points suivants :

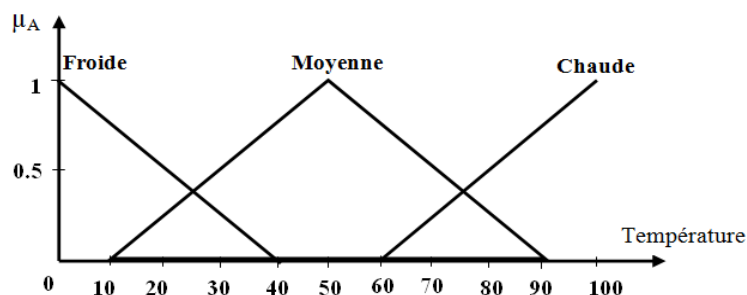


FIGURE II.3 – Représentation graphique des ensembles flous d'une variable linguistique  $T$ .

- Univers du discours : gamme de température de 0 °C à 100 °C.
- Valeurs linguistiques : "Froide", "Moyenne", "Chaude".

### II.3.3-b Ensemble flou

Un ensemble flou  $A$  est défini sur un univers de discours ou univers de référence par sa fonction d'appartenance  $\mu_A$ . La grandeur  $\mu_A(x)$  définit le degré d'appartenance de l'élément  $x$  à l'ensemble  $A$ . Telle que :  $\mu_A : X \rightarrow [0 \ 1]$ .

### II.3.3-c Fonction d'appartenance

Il existe plusieurs formes de fonctions d'appartenance, les plus utilisées sont :

- La fonction triangulaire (trimf).
- La fonction trapézoïdale (trapmf).
- La fonction gaussienne (gaussmf, gauss2mf).
- La fonction sigmoïde (smf).

La figure (II.4) résume les différents types de fonctions d'appartenance les plus utilisées. Cependant, dans certaines applications où l'on doit dériver la fonction d'appartenance, on choisira plutôt des fonctions sigmoïdales ou des fonctions de type gaussien, continument dérivables sur leur support.

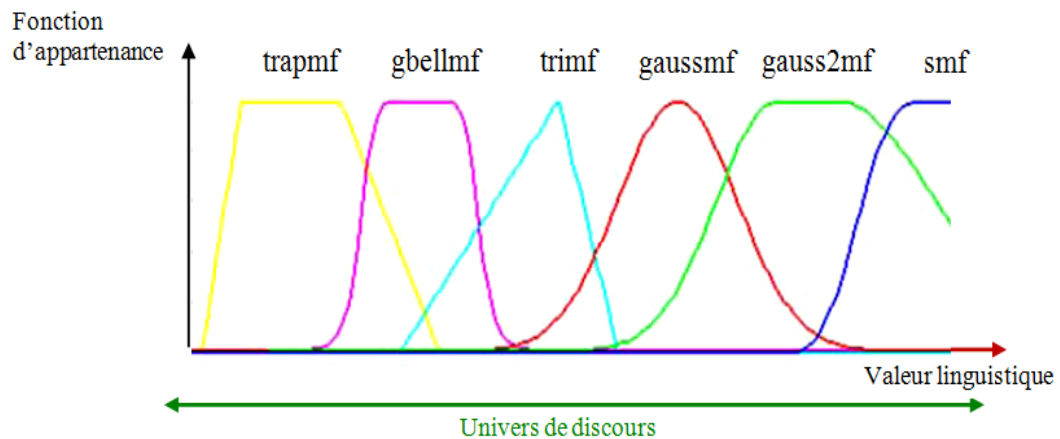


FIGURE II.4 – Différents types de fonctions d'appartenance.

### II.3.4 Les opérateurs et les normes

On peut traduire les différents opérateurs logiques correspondants à "l'union, l'intersection, le complémentaire" des ensembles flous par "OU, ET, et NON". Les fonctions d'appartenances de ces opérateurs sont définies comme suit :

- OU (disjonction) : le degré de vérité de la proposition "A OU B" est le maximum des degrés de vérité de A et de B.

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad \forall x \in U \quad (\text{II.5})$$

- ET (conjonction) : le degré de vérité de la proposition "A ET B" est le minimum des degrés de vérité de A et de B.

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad \forall x \in U \quad (\text{II.6})$$

- NON (négation) : désigne le complémentaire d'un ensemble flou.

$$\mu_{A - (x)} = 1 - \mu_A(x) \quad \forall x \in U \quad (\text{II.7})$$

### II.3.5 Les étapes d'un traitement flou

Le fonctionnement interne d'un système flou repose sur la structure présentée par la figure (II.5). Cette structure inclut quatre blocs principaux :

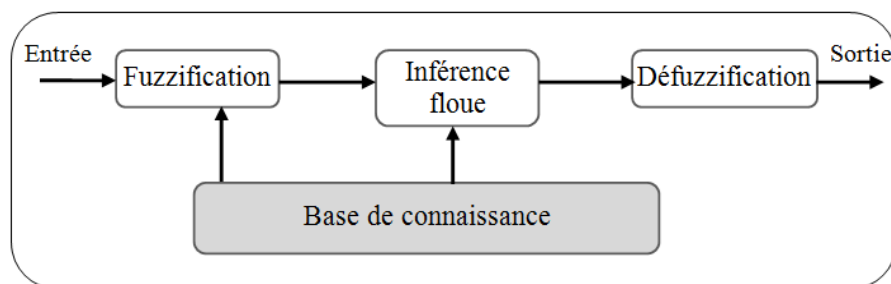


FIGURE II.5 – Structure d'un système flou.

- Base de connaissance (Knowledge base) La base de connaissance permet de définir les formes et les paramètres, fonctions d'appartenance associées aux variables, ainsi que l'ensemble des règles floues de type SI "prédicat" ALORS "conclusion". La base de règles floues fonctionne en basant sur une base de connaissance issue d'une expertise humaine.
- Fuzzification Cette partie consiste à définir les éléments suivants :
  - Passage des grandeurs physiques aux variables linguistiques.
  - Fonctions d'appartenance des variables d'entrée.
- Inférence floue L'inférence floue est une relation floue, qui peut contribuer n'importe quel opérateur de combinaison, définie entre deux sous-ensembles. Donc, dans le cadre de la logique floue, il est possible de généraliser les méthodes de raison-

nement lorsqu'on dispose de connaissances incertaines ou imprécises. Les méthodes d'inférence, utilisées souvent définies par Mamdani (Min-Max) et Sugeno.

Supposons que la base de connaissances est constituée de  $n$  règles d'inférence contenant chacune  $m$  prémisses et une conclusion. Le processus d'inférence peut être décrit sous la forme suivante :

Règle 1 :  $Si(x_1 \text{ est } A_{11}) \text{ et } \dots (x_m \text{ est } A_{1m}); \text{ alors } (Y \text{ est } B_1)$

...

Règle n :  $Si(x_n \text{ est } A_{n1}) \text{ et } \dots (x_m \text{ est } A_{nm}); \text{ alors } (Y \text{ est } B_n)$

a) *Inférence floue de Mamdani* : se décompose en deux étapes pour chaque règle appliquée où le minimum de degré d'appartenance est retenu dans le résultat. Par contre, si plusieurs règles donnent le même résultat, le maximum de ces résultats est retenu.

b) *Inférence floue de Sugeno* : dans cette méthode, les règles floues sont exprimées de la façon suivante :

Règle i :  $Si (x_1 \text{ est } A_{i1}) \text{ et } \dots (x_m \text{ est } A_{im}); \text{ alors } Y = f_i(x_1, \dots, x_m)$

- Défuzzification C'est la construction de valeurs de sorties brutes à partir des ensembles de déduction (inférence). La sortie du processus de la décision logique, est une valeur qui donne le degré avec lequel un défaut est présent dans le système.

## II.4 Problématique liée aux modèles connexionnistes

Un perceptron est un réseau de neurones artificiel du type feedforward, c'est à dire à propagation directe. Dans la littérature, Rosenblatt [Ros58] et Block [Blo62] ont introduit dans leur travail un modèle du perceptron simple. L'algorithme du perceptron simple est destiné à la classification linéaire binaire (à deux classes), c'est-à-dire au calcul d'hyperplans de séparation. Le fonctionnement de l'algorithme est simple : il repose sur une mise à jour itérative du classifieur à l'aide d'un exemple mal classé. Si les données d'apprentissage sont séparables linéairement, alors l'algorithme converge vers des performances optimales. Cependant, lorsque l'algorithme échoue à produire un hyperplan séparateur. Il est possible, dans ce cas, d'introduire des perceptrons sous la forme de perceptrons multi-couches [Hop88]. Le perceptron multi-couches est constitué d'une série de couches de neurones, chaque neurone est relié aux neurones de la couche précédente par des poids et calculant une somme pondérée des sorties des neurones de la couche précédente. Le but de la phase d'apprentissage vise alors à rechercher pour chaque neurone la pondération optimale pour l'ensemble d'apprentissage considéré. Les perceptrons multi-couches permettent d'aborder des problèmes non linéaires plus complexes mais ils présentent deux inconvénients prin-

cupaux. Le premier inconvénient est que l'apprentissage est difficile à mettre en œuvre puisqu'il demande la minimisation d'une fonction d'erreur. Ensuite, le deuxième inconvénient consiste à interpréter le classifieur obtenu qui est une opération très difficile.

## II.5 Les systèmes Neuro-Flous dans le domaine industriel

L'exploitation du Neuro-Flou dans les systèmes industriels met en évidence l'intérêt de cette approche pour la mise au point des systèmes de surveillance en temps réel. En effet, cette solution de surveillance permet de profiter de la rapidité du traitement des données et en outre, cette approche peut raisonner avec l'information vague et imprécise. Ces systèmes sont formés par un algorithme d'apprentissage inspiré de la théorie des réseaux de neurone. Les règles floues codées dans le système permettent de représenter des échantillons imprécis et peuvent être vues en tant que prototypes imprécis des données d'apprentissage.

Mahdaoui et Mouss [MM07] ont proposé une méthode hybride basée sur les réseaux de neurones et la logique floue pour le diagnostic d'un système de production. Chaque technique possède des avantages et des inconvénients. Leurs inconvénients ont été le point de départ pour la création des systèmes Neuro-Flous. Pour discriminer les modes de défaillance, les auteurs ont utilisé le logiciel NEFDIAG qui permet de construire son système d'apprentissage par un ensemble de formes, puis chaque forme observée est classée dans une des classes prédéfinies. Ce logiciel produit des règles floues par un parcours de données et optimise ensuite les règles par apprentissage des sous-ensembles flous qui sont utilisées pour partitionner les données.

Pour résoudre le problème de classification de défauts, Djelloul et al. [DSS13] ont proposé deux algorithmes d'apprentissage pour le diagnostic d'un système de production. Ces algorithmes ont été basés sur l'hybridation des réseaux de neurones et la logique floue. Un des algorithmes appliqués avec succès pour la phase d'apprentissage est celui de Levenberg-Marquardt. Cependant, l'algorithme Gradient Descent présente quelques inconvénients en le comparant avec Levenberg-Marquardt. Dans un autre travail, Djelloul et al. [DSS16] ont proposé un système de classification floue basé sur les algorithmes génétiques pour une classification de formes dans le cas des problèmes binaires et multi-classes.

### II.5.1 Typologies du Neuro-Flou

Plusieurs typologies ont été proposées pour les réseaux Neuro-Flous qui peuvent être classées en deux groupes :

### II.5.1-a Architecture ANFIS (Adaptive-Network-based Fuzzy Inference System)

ANFIS est un système flou mis en application dans le cadre des réseaux adaptatifs. Il a été proposé par Jang en 1993 [Jan93].

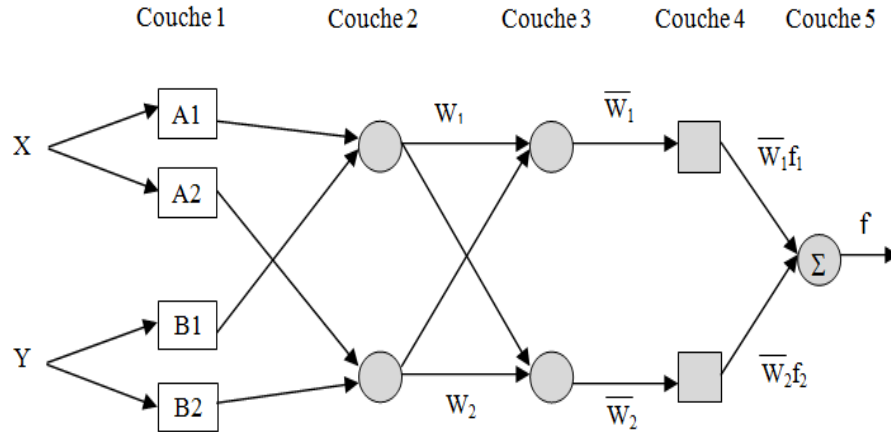


FIGURE II.6 – Architecture d'ANFIS.

- La couche 1 est la couche des entrées et la couche 2 est celle de fuzzification.
- La couche 3 (normalisation des poids de la règle) : Chaque nœud dans cette couche calcule le coefficient de la n<sup>ème</sup> règle à la somme de toutes les règles.

$$\bar{W}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i = 1, 2, \dots \quad (\text{II.8})$$

- La couche 4 : chaque nœud  $i$  de cette couche est un nœud fonctionnel.

$$\bar{W}_i f_i = \bar{W}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \quad (\text{II.9})$$

Tel que  $\bar{W}_i$  est une sortie de la couche 4, et  $\{p_i, q_i, r_i\}$  sont des paramètres des ensembles.

- La couche 5 (la couche d'inférence des règles) : Le seul nœud de cette couche calcule la somme total des sorties de tous les signaux.

$$\text{La somme totale} = \sum_i \bar{W}_i f_i = \frac{\sum \bar{W}_i f_i}{\bar{W}_i} \quad (\text{II.10})$$

### II.5.1-b Architecture NEFCLASS

D'après Jang [Jan93], ce modèle est utilisé généralement pour la classification et composé de trois couches : une couche d'entrée avec les fonctions d'appartenance, une couche cachée représentée par l'ensemble des règles et une couche de sortie définissant l'ensemble des classes. Ce modèle est facile à mettre en application, il évite l'étape de défuzzification, tout en étant précis dans le résultat final, avec une rapidité supérieure aux autres modèles.

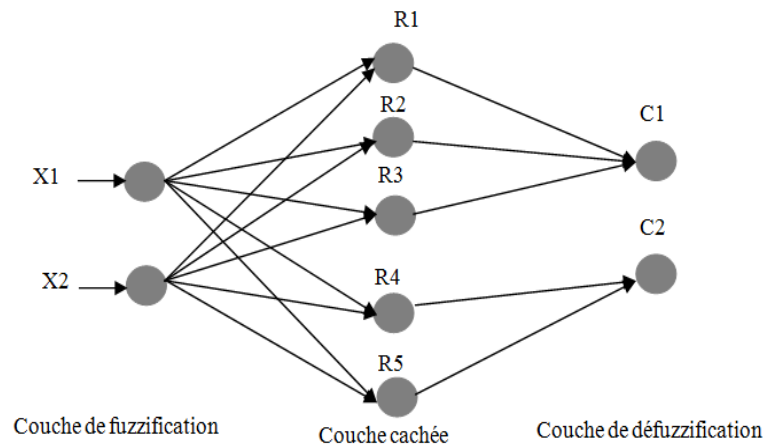


FIGURE II.7 – Architecture de NEFCLASS.

Avant qu'un modèle de décision ne soit intégré dans un système de reconnaissance, il faut avoir procédé à une étape d'apprentissage.

## II.6 Apprentissage

L'apprentissage consiste à caractériser les classes de formes de manière à bien distinguer les familles homogènes de formes. Dans la littérature, nous pouvons distinguer entre l'apprentissage supervisé et non-supervisé. Dans les parties suivantes, nous donnons un bref aperçu de ces techniques.

### II.6.1 Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé consiste à apprendre l'ensemble des données en utilisant des sorties disponibles. Il ya deux objectifs distincts de l'apprentissage supervisé [CM98], [HTF01], conduisant à différentes interprétations pour construire un bon modèle comme illustré dans la figure (II.8) :

- Compréhension / interprétation d'un ensemble de données.



- Prédiction (généralisation), où le but est d'estimer les modèles offrant une bonne prédiction (pour les données futures).

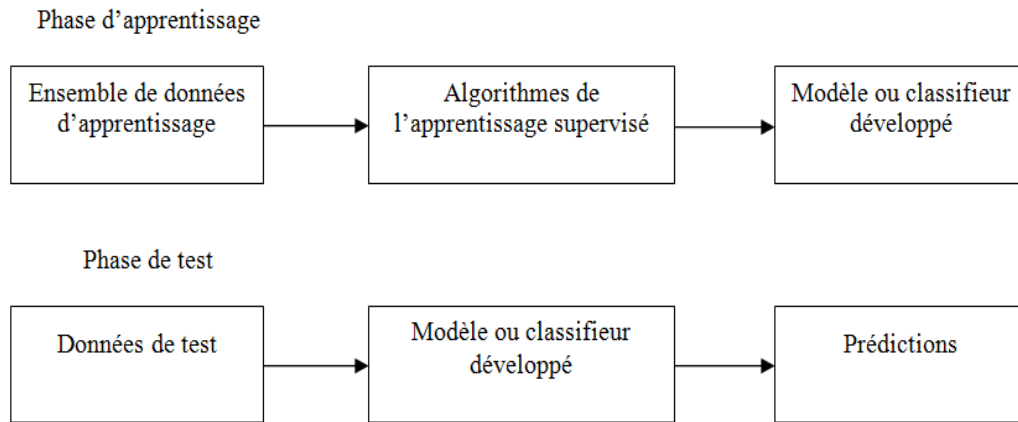


FIGURE II.8 – Deux phases d’algorithmes d’apprentissage supervisé.

## II.6.2 Apprentissage non-supervisé

A l'inverse de l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non-supervisé ne s'appuie sur aucune sortie prédéfinie. Par conséquent, l'ensemble d'apprentissage ne contient que les entrées.

## II.7 Classification

Le problème de classification permet d'établir une transformation  $X \rightarrow Y$  entre les attributs et les classes. En d'autres termes, il consiste à une distribution de l'espace d'attributs en régions et à chaque région on associe une catégorie d'entrée. Alors, l'objectif de la classification est d'affecter tous les points de données dans l'espace d'attributs ou l'espace de représentation à l'un des classes possibles. Cependant, le classifieur est généralement conçu avec des données étiquetées, dans ce cas, ces problèmes sont parfois appelés classification supervisée ou reconnaissances de formes. Pour la classification supervisée, les classes sont connues et l'on dispose d'exemples de chaque classe.

*Définition 1* : Un exemple est un couple  $(x,y)$ , où  $x \in X$  est la description ou la représentation de l'attribut et  $y \in Y$  représente la supervision de  $x$ . Dans un problème de classification,  $y$  s'appelle la classe de  $x$ . Pour la classification binaire nous utilisons typiquement  $X$  pour dénoter l'espace d'entrées tel que  $X \subseteq R$  et  $Y$  l'espace de sortie tel que  $Y = \{-1, 1\}$ .

*Définition 2 : (Classification multi-classes) Soit un ensemble d'exemples de  $n$  données étiquetées :  $S = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ . Chaque donnée  $x_i$  est caractérisée par  $p$  attributs et par sa classe  $y_i$ . On cherche une hypothèse  $h$  telle que :*

$$\begin{cases} h \text{ satisfait les échantillons } \forall i \in X \{1, \dots, n\} h(x_i) = y_i \\ h \text{ possède de bonnes propriétés de généralisation.} \end{cases} \quad (\text{II.11})$$

Le problème de la classification consiste donc, en s'appuyant sur l'ensemble d'exemples à prédire la classe de toute nouvelle donnée  $x \in R^p$ . Lorsqu'on exploite ces définitions pour le domaine de diagnostic, les classes peuvent être choisies selon les modes de fonctionnement du processus. Donc le but en termes de diagnostic est de définir à quel mode de fonctionnement correspond une nouvelle observation.

La classification supervisée est une partie importante dans un système d'aide au diagnostic. Classifier des formes ou individus décrits par un vecteur de paramètres, c'est les partitionner en un ensemble de classes. Mais la grande difficulté d'un problème de diagnostic est causée par la similitude des caractéristiques des connaissances à partir desquelles est réalisé un diagnostic, ce qui explique la difficulté de séparer les données dans un système d'aide au diagnostic.

L'utilisation des techniques de classification permet d'extraire l'information qui caractérise les états et les défaillances d'un système. Dans ce contexte, plusieurs techniques de la classification supervisée dans la littérature sont les  $k$  plus proches voisins ( $k - ppv$ ) et la probabilité de Bayes (Bayes' maximum likelihood classifier).

### II.7.1 k-PPV

La méthode des  $k$  plus proches voisins est une méthode d'apprentissage supervisé [DHS00],[Bis06], [WKQ+08] basée sur la notion de proximité (voisinage) entre exemples et sur l'idée de raisonner à partir de cas similaires pour prendre une décision. Son principe consiste généralement à disposer une base de données d'apprentissage constituée de  $n$  couples  $(x_i, y_i)$ . Pour estimer la sortie associée à une nouvelle entrée  $x$ , la méthode des  $k$  plus proches voisins consiste à prendre en compte les  $k$  échantillons d'apprentissage dont l'entrée est la plus proche de la nouvelle entrée  $x$ , selon une distance à définir. On peut alors citer les trois critères qui définissent cette méthode :

- Le nombre de voisins retenus.
- La mesure de distance entre exemple.
- La combinaison des classes.

L'inconvénient de cette méthode est que sa performance diminue lorsque la dimension augmente, puisque pour chaque nouvelle classification, il est nécessaire de calculer toutes

les distances de  $x$  à chacun des exemples d'apprentissage. De plus, la performance dépend fortement de  $k$ , le nombre de voisins choisi et il est nécessaire d'avoir un grand nombre d'observations pour obtenir une bonne précision des résultats.

---

**Algorithm 1** Algorithme de  $k - ppv$

---

**Début**

Pour chaque (exemple  $(x', y') \in p$ ) faire

Calculer la distance  $D(x, x')$

**Fin**

**Pour chaque**  $\{x' \in kppv(x)$  faire

Calculer le nombre d'occurrences de chaque classe

**Fin**

Attribuer à  $x$  la classe la plus fréquente

**Fin**

---

## II.7.2 Le classifieur Bayésien

Le classifieur bayésien est l'une des méthodes les plus simples en apprentissage supervisé basée sur le théorème de Bayes. En effet, chaque source peut être vue comme une classe caractérisée par la loi de densité de la variable aléatoire  $x$  délivrée par la source  $x_i$ . Un avantage principal de cette méthode est la simplicité de programmation, la facilité d'estimation des paramètres et sa rapidité sur de très grandes bases de données, que ce soit en nombre de variables ou en nombre d'observations. Il en va autrement auprès des praticiens. Il y a beaucoup d'inconvénient du fait que ne disposant pas d'un modèle explicite simple (l'explication de probabilité conditionnelle à priori).

Pour la méthode de clustering, un désavantage de ces algorithmes de groupement est leur sensibilité à la sélection de la partition initiale. Souvent, l'initialisation se fait aléatoirement, plusieurs fois, dans l'espoir qu'une des partitions mène à un groupement acceptable. Cette sensibilité à l'initialisation devient aiguë quand la distribution des données présente une grande variance. Ces techniques de groupement sont considérées parmi les méthodes de classification non supervisées, car elles n'utilisent aucune connaissance à priori des classes qui doivent être créées.

## II.8 Etat de l'art sur les algorithmes génétiques multi-objectifs pour la classification de formes

Ce paragraphe décrit un système de classifieur avec des règles linguistiques de type Si-Alors, où les algorithmes génétiques sont utilisés pour optimiser le nombre de règles et d'apprendre le degré de certitude ( $CF$ ) associé à chaque règle.

Pour une classification de formes dans le cas des problèmes binaires ou multi-classes avec un grand nombre d'attributs, un système de classification basé sur les règles floues est conçu par un algorithme génétique multi-objectifs [MI95, IM96] avec deux objectifs : pour réduire la taille du système de classification basé sur les règles floues et de maximiser sa performance. La taille du système de classification est exprimée par le nombre de règles floues de type Si-Alors, et son taux de discrimination est mesuré en fonction du nombre de formes bien classées. Notre approche de conception du système de classification consiste donc, d'abord à générer un grand nombre de règles floues à partir de formes d'apprentissage sous des règles candidates, puis ensuite à sélectionner un sous-ensemble de règles. Cela veut dire qu'un petit nombre de règles floues de type Si-Alors sont choisies parmi les règles candidates en utilisant les deux objectifs. L'algorithme génétique à deux objectifs permet de trouver tous les solutions non dominées (c'est-à-dire ensembles de règles non-dominés) du problème de sélection de règle avec les objectifs mentionnés ci-dessus. Une difficulté de la méthode de sélection de règle pour un problème de classification de grande dimension avec un grand nombre d'attributs est que le nombre de règles floues candidates devient irréductible. Par exemple, le nombre de règles candidates est  $6^{13} \cong 1.3 \times 10^{10}$  pour le problème de classification avec 13 attributs si on considère six ensembles flous de chaque axe de l'espace de formes avec 13 dimensions. Ainsi, la méthode de sélection basée sur l'algorithme génétique ne peut pas être directement appliquée à un tel problème de classification de formes de grande dimension sans réduire le nombre de règles floues candidates. Quelques procédures sont proposées pour générer efficacement un nombre traitable de règles floues candidates dans la littérature.

Les systèmes à base de règles floues ont été appliqués avec succès à plusieurs problèmes de commande [Sug85], [Lee90]. Les règles floues de ces systèmes sont généralement dérivées des experts sous forme de connaissances linguistiques. Plusieurs approches ont été proposées pour générer automatiquement les règles floues à partir des données numériques sans besoin d'experts du domaine (voir, par exemple, [TS85], [Jan92], [WM92], [SY93]. Les algorithmes génétiques [Hol75, Gol89] ont été largement utilisés pour générer les règles floues et régler les fonctions d'appartenances Carse et al. [CFM96]. A titre d'exemple, les algorithmes génétiques ont été utilisés pour générer les règles floues dans Thrift [Thr91], Feldman [Fel93], pour régler les fonctions d'appartenances dans Janikow [Jan96], et pour la génération simultanée de règles et le réglage des fonctions d'appartenance dans Carse et al. [CFM96]. Les structures hiérarchiques de systèmes à base de règles floues ont été également déterminées par des algorithmes génétiques dans Matsushita et al. [MKY<sup>+</sup>96]. Les méthodes d'apprentissage basées sur les algorithmes génétiques sont généralement classées par deux approches : Approche du Michigan et approche de Pittsburgh. Dans l'approche du Michigan, chaque règle est traitée comme un individu appelé un classifier. Alors, cette approche est utilisée comme un système de classification [BGH89]. D'autre part, l'approche de Pittsburgh [Smi80] traite un ensemble de règles comme un individu dans les algorithmes

génétiques. Toutes les méthodes mentionnées dans ces travaux [CFM96] ont pour but de générer les règles floues et régler les fonctions d'appartenance comme approche de Pittsburgh où un ensemble de règles floues (par exemple, une base de règle floue) a été traité comme un individu dans les algorithmes génétiques.

Plusieurs méthodes ont été proposées dans la littérature pour générer les règles floues et régler les fonctions d'appartenance, parmi ces méthodes on peut citer celles qui sont appliquées aux problèmes de classification de formes. En effet, les domaines d'application des méthodes mentionnées ci-dessus [CFM96] sont principalement les problèmes de contrôle. Pour le problème de classification de formes, Abe et al. [AL95], [ALT96] ont proposé une méthode de génération de règles et une méthode de réglage de règle où chaque règle floue est représentée par un hyper-box dans un espace multidimensionnel. Chaque hyper-box a été également utilisé comme une règle floue en réseaux neuronal flou min-max [Sim92]. Les réseaux de neurones ont été utilisés comme systèmes de classification floue adaptative dans Halgamuge et al. [HPG95]. La capacité d'apprentissage pour les systèmes flous basés sur réseaux de neurones est élevée, mais parfois la non-compréhensibilité d'une règle floue est remarquée dans ce type des systèmes (c'est-à-dire manque de l'interprétation linguistique de chaque règle).

Lorsque la compréhensibilité des règles floues par les experts humains est un critère important dans la conception d'un système à base de règles floues, une partition floue par une grille floue simple avec des fonctions d'appartenances pré-spécifiées est préférable. Ishibuchi et al. [INT92] ont proposé une méthode de génération heuristique de règles floues pour des problèmes de classification de formes en utilisant une partition floue. Une méthode de sélection de règle basée sur les algorithmes génétiques a été proposée dans Ishibuchi et al. [INYT94], [HNYT95] où les fonctions d'appartenance pré-spécifiées ont été également utilisées dans Ishibuchi et al. [INT92].

## II.9 Synthèse sur le choix d'une méthode de classification

Il n'existe pas une méthode universelle pour la classification, chaque méthode présente ses avantages et ses inconvénients. Pour cette raison, nous avons passé en revue les méthodes proposées pour l'élaboration d'un système d'aide au diagnostic. A cet effet, le réseau de neurones a été proposé comme une technique pour conduire à un diagnostic rapide tenant compte de l'apprentissage supervisé. Il existe de nombreux travaux de recherche pour les modèles de réseaux de neurones, et la recherche récente a mis l'accent sur l'apprentissage supervisé. Dans l'apprentissage supervisé, il ya deux points importants pour contrôler sa capacité de généralisation : le premier point est le taux d'erreur sur les données d'apprentissage, et le second est la capacité de l'algorithme.

La classification floue des défauts dans un environnement incertain est efficace pour l'optimisation de la prise de décision. En effet, l'intégration de la théorie des ensembles flous est une technique approuvable pour traiter l'imprécision des données, puis d'élaborer une interface numérique-symbolique entre les données (vecteur de formes) et l'état du fonctionnement. Cette technique peut donner également la précision de prédiction. Nous avons proposé également les algorithmes génétiques permettant d'optimiser le nombre de règles, afin de concevoir le système de classification supervisée par la génération des règles floues de type SI condition-Alors conclusion, où la force de ce dernier se trouve dans l'optimisation de l'ensemble des règles. A ce point, un petit nombre de règles linguistiques sera sélectionné par un algorithme génétique pour construire un système de classification floue adéquat. Ces méthodes ont l'avantage de ne pas nécessiter la connaissance d'un modèle mathématique, mais plutôt la disponibilité de données est nécessaire.

## II.10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé d'une manière explicite les méthodes liées au domaine de l'intelligence artificielle. Nous avons également mis en exergue leur intérêt pour prendre dans les secteurs industriels la meilleure décision en se basant sur la nature des connaissances et de l'incertitude des données. Cependant, il apparaît clairement que notre système FDI proposé nécessite quelques propriétés fondamentales et se divise en deux étapes : apprentissage et classification.

Une telle approche n'est guère réaliste sur le plan pratique car les phénomènes mis en jeu sont tellement nombreux et complexes qu'il est généralement très difficile de parvenir à une connaissance analytique de la relation de causalité. Toutefois, dans bon nombre de cas, la relation symptôme/défaut est connue qualitativement, fruit d'une longue expérience de la part des opérateurs humains ayant en charge la maintenance et l'exploitation du système. Ce savoir peut s'exprimer sous forme d'une liste de règles de la forme : « SI prémisse ALORS conclusion ». Nous avons remarqué que l'approche floue permet une exploitation efficace de ce type de connaissances.

Un autre type de connaissance exploitable à des fins de diagnostic concerne les historiques de fonctionnement du système. Si cet historique recouvre des modes de fonctionnements en présence de défauts connus et classifiés, notamment grâce aux actions de maintenance, il peut être un moyen pour obtenir une représentation de la relation inconnue symptôme/défaut. Les propriétés d'approximation des réseaux de neurones ou des systèmes d'inférences floues peuvent alors être mises à profit pour obtenir une telle représentation. Cependant, pour palier aux lacunes des systèmes flous, l'hybridation ou le rassemblement du réseau de neurone et la logique floue permet de créer des outils rapides

de calcul. Nous avons également donné une introduction aux différents classifieurs, avec l'inconvénient majeur qu'ils présentent, qui se résume en l'augmentation de la base de données, ce qui dégrade la qualité des résultats obtenus. Les algorithmes génétiques ont été proposés comme outil d'aide à la sélection des meilleures règles floues afin d'optimiser l'étape de classification. Pour certifier tout ce qui est dit sur les réseaux de neurones, la logique floue et les algorithmes génétiques, leurs applications dans les industries et leur efficacité, deux études de cas seront portées dans le chapitre suivant.

# Chapitre III

## Résolution du problème de classification de défauts dans le cas binaire et multi-classes

*Ce chapitre traite le problème de classification de défauts dans le cas binaire et multi-classes. L'architecture proposée du système de surveillance intègre un module de détection et un module de diagnostic afin de surveiller et d'analyser l'état actuel du système pour aider à la prise de décisions d'actions de maintenance. Le module de diagnostic, quant à lui, permet d'identifier les équipements en panne à remplacer. Néanmoins, un ensemble de données avec un grand nombre des règles de production ne diminuent plus seulement la vitesse d'apprentissage, mais permettent toutefois de confondre le classifieur à cause des règles inutilisables ou redondantes. Ces règles favorisent les redondances d'informations et la mauvaise lisibilité du raisonnement et de cohérence de la base de connaissances. Pour traiter ce problème, la méthode de sélection est proposée pour identifier les règles pertinentes et éliminer les éléments redondants. Une décision de maintenance devrait alors être prise sur la base des résultats du diagnostic. Dans ce contexte, afin d'exposer l'efficacité de l'approche proposée (Fuzzy Levenberg-Marquardt-GA), nous avons utilisé des données qui représentent deux systèmes industriels : le premier est un processus de pasteurisation de lait et le deuxième est un four rotatif.*



### III.1 Introduction

Dans ce chapitre, la stratégie de diagnostic considère le système à l'arrêt suite à une défaillance, et a pour but de localiser le composant fautif le plus rapidement possible pour minimiser le coût d'arrêt du système ou dans certains cas pour éviter un arrêt. Cet état de fait nous a poussé à disposer d'un outil d'aide au diagnostic fiable, donc comment optimiser le diagnostic pour aider les opérateurs à prendre la bonne décision et au bon moment ?". C'est dans cet état d'esprit que nous avons cherché à valider la stratégie de diagnostic que nous avons développé.

Ainsi, la mise en œuvre des méthodes de diagnostic constitue une aide cruciale contre d'éventuels dysfonctionnements pour l'opérateur qui gère une installation complexe. La détection à temps et la localisation précise des modes de fonctionnement permettent de définir l'ensemble des actions de maintenance à exercer sur le système afin de ne pas subir l'effet d'une défaillance. Dans ce chapitre, notre approche est basée principalement sur l'hybridation de l'approche neuronale et celle de la logique floue. Cette approche permet de profiter d'une part de la rapidité du traitement des données et d'autre part, de raisonner avec l'information vague et imprécise. Nous allons également comparer le taux de classification avec les trois types du perceptron existants à savoir : le perceptron linéaire, le perceptron multicouche et le perceptron flou.

Toujours dans le même contexte, l'utilisation d'un grand nombre des règles floues et l'existence des règles redondantes ou inutiles pour la description d'un système de production limitent les performances du système de diagnostic. En réalité, il existe toujours des attributs qui ne sont pas nécessaires dans la détection de mode de fonctionnement du système étudié. Alors, le but est de sélectionner les règles jugées appropriées. Par conséquent, afin d'améliorer la performance du système de diagnostic et augmenter le taux correct de classification, nous avons recours à l'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt résolu par le perceptron flou et optimisé par les algorithmes génétiques pour la classification de formes (FLM-GA). Dans un premier temps, nous avons tenté d'optimiser la phase d'apprentissage. Pour cela, nous avons proposé une comparaison entre trois algorithmes d'apprentissage tels que : Variable Learning Rate Gradient Descent (VLRGD), Gradient Descent (GD) et Levenberg- Marquardt (LM). Dans ce travail et pour vérifier l'efficacité des algorithmes développés dans des conditions réalistes, deux bases de données ont été mises en place en utilisant des données réelles qui représentent deux systèmes industriels. Le premier système est un échangeur de chaleur à plaques de ULA (unité de laiterie Aurès). Ensuite, nous avons étendu cette étude à une deuxième base de données, pour un four rotatif, présentée par Kadri et al. [KMM12]. Pour chaque procédé, les résultats obtenus

dans les deux étapes d'apprentissage et de classification, pour les deux problèmes binaires et multi-classes, seront présentés. Les limitations, par rapport aux très nombreuses méthodes présentées dans la littérature, provient essentiellement des contraintes de précision et de vitesse de convergence.

Dans ce travail, les critères qui ont guidé notre choix sont essentiellement :

- ◊ La complexité de la base de données,
- ◊ La vitesse d'apprentissage (importante pour la mise au point de l'application, notamment la phase de sélection de règles),
- ◊ Le nombre de paramètres à régler,
- ◊ La précision ou la robustesse vis-à-vis de certaines incertitudes,
- ◊ Estimation de l'erreur de classification du défaut,
- ◊ Les performances intrinsèques (pouvoir de généralisation).

## III.2 Description du problème

Dans le présent chapitre, nous étudions la problématique de classification de défauts. Dans ce contexte, nous construisons la fonction d'observation avec comme finalité l'élaboration du vecteur forme à partir des mesures et observations réalisées sur le système. La forme ainsi générée est appliquée au bloc de classification permettant de réaliser son affectation à l'une des classes connues et donc au mode de fonctionnement correspondant. Ceci n'est possible qu'à la condition de disposer d'une base de connaissance permettant d'une part, de sélectionner les grandeurs à observer les plus utiles au diagnostic et d'autre part de structurer les divers modes de fonctionnement en classes. Chaque classe occupe une zone de l'espace à  $n$  dimensions, le problème de classification de défauts vise alors, connaissant les différentes classes, à déterminer les frontières de séparation entre classes.

Le choix des grandeurs à observer peut être issu directement de la connaissance experte, mais aussi résulter d'une analyse dysfonctionnelle permettant de déterminer quelles sont les grandeurs à surveiller pour une détection et une localisation des défauts les plus critiques. Comme nous le verrons cette analyse dysfonctionnelle permet également la détermination d'une base de règles reliant les grandeurs observables aux défauts. Cette base de règles pourra alors être utilisée pour la réalisation du problème de classification. Notons que dans tous les cas cette analyse est qualitative et repose sur le savoir et l'expérience d'opérateurs humains ayant une excellente maîtrise du système. Les étapes de la méthodologie proposée sont récapitulées dans la figure ci-dessous.

D'autre part, le processus d'acquisition des données a permis dans la plupart des cas d'aug-

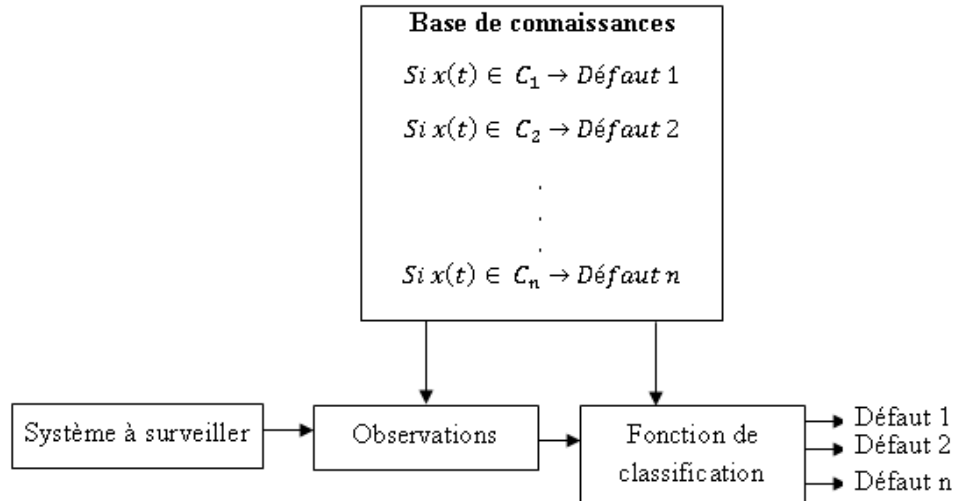


FIGURE III.1 – Méthodologie d'un système de diagnostic proposée.

menter la dimension et la taille des bases de données. Il est alors difficile pour un opérateur humain de traiter ces données dans un temps raisonnable. Ce qui a rendu l'opération de prise de décision plus difficile et complexe pour un opérateur humain. Dans ce contexte, les algorithmes génétiques sont adoptés pour la conception d'un système à base de règles floues dont le but sera de traiter les problèmes de classification de formes. L'approche menée nous permet de comparer les performances des algorithmes proposés en envisageant deux situations possibles : Dans le premier cas, les jeux de données sont répartis simplement en deux classes (problème binaire), conduisant à une classification de chaque classe, Dans le deuxième cas, les jeux de données sont répartis en  $N$  classes (problème multi-classes). Alors, la résolution de notre problématique se déroule en trois étapes principales :

- La première étape concerne la création d'une base d'apprentissage pour identifier et caractériser les différents états de fonctionnement du procédé à surveiller.
- La deuxième étape est relative au choix d'un classifieur et à son paramétrage.
- La troisième étape concerne l'utilisation effective du classifieur en phase d'exploitation.

Nous allons dans la suite décrire succinctement ces différentes étapes.

### III.3 Systèmes étudiés et problématiques liées

#### III.3.1 Système de production dans le cas binaire

Le premier système étudié dans cette thèse est un système de production, qui vise à pasteuriser le lait. Le produit est pompé dans les réservoirs de stockage après prétraitement

pour alimenter l'échangeur de chaleur à plaques en passant par le tank à niveau, (figure III.2).

Lorsqu'on débute une phase de pasteurisation, une pompe centrifuge est actionnée, elle aspire alors le lait pour l'envoyer à travers d'une électrovanne vers l'échangeur de chaleur à plaques. Le lait ainsi chauffé est envoyé, en fonction de sa température (entre 90°C et 95 °C), vers l'échangeur pour y être refroidit sinon vers le tank à niveau pour un nouveau cycle de chauffage. Si la température du lait est comprise entre 4 °C et 6 °C le lait est envoyé vers la ligne de conditionnement. Dans le cas contraire le lait est réinjecté pour un nouveau refroidissement

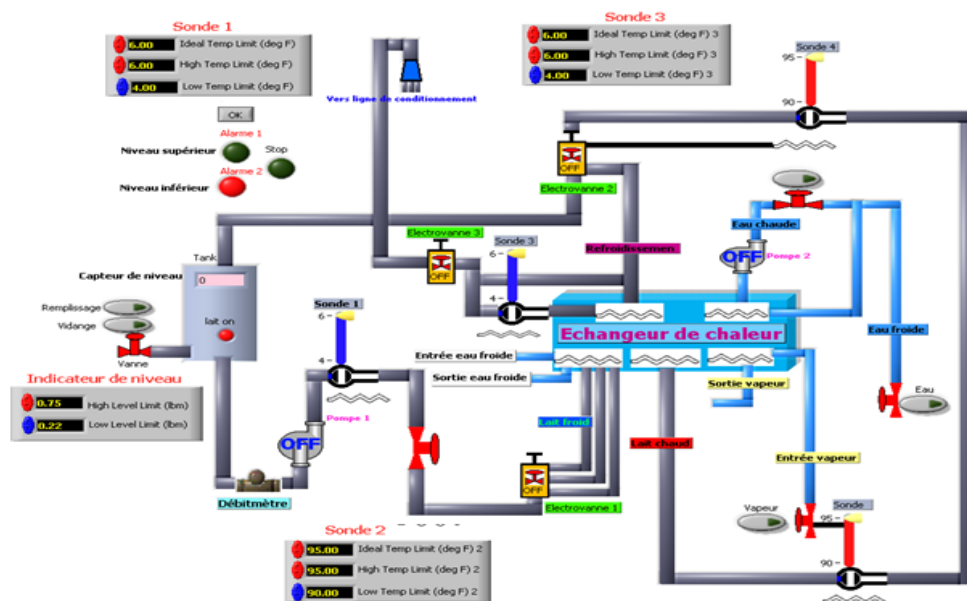


FIGURE III.2 – Processus de pasteurisation de lait.

### Les paramètres de la partie pasteurisation

La génération de la base de connaissance requiert dans un premier temps une connaissance approfondie du système étudié. Une analyse dysfonctionnelle est alors établie. Cette description est utile pour l'étude de sûreté de fonctionnement nécessaire à l'élaboration du diagnostic. L'étude se poursuit par la mise en œuvre d'une méthode d'analyse dysfonctionnelle "Analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leur Criticité (AMDEC)" [Dje13, DSS14a] (Voir Annexe A). L'objectif étant d'améliorer la disponibilité à travers la maîtrise des défaillances pouvant affecter la mission du système. La technique réalisée dans ce travail est exploitée pour l'identification et le diagnostic des dysfonctionnements toujours dans le cadre des objectifs d'obtention du rendement maximum du système de production. Le vecteur d'état de ce système est alors arboré sur le tableau (III.2). Le

TABLE III.1 – Les paramètres de la ligne de pasteurisation de lait

Sections	valeur de consigne	Désignation
Section de préchauffage du liquide	$6 < T_e < 8^\circ C$	Température d'entrée du liquide
	$9000 < D_e < 12000 Kg/h$	Débit d'entrée du liquide
Section de chauffage de l'eau	$11000 Kg/h$	Débit d'eau
	$92 < T_{ec} < 97 Kg/h$	Température d'eau chaude
	$104 Kg/h$	Débit du vapeur
	$110^\circ C$	Température du vapeur
	$3 < Pr < 3bars$	Pression d'air comprimé
Section de chauffage du liquide	$90 < T_{cl} < 95^\circ C$	Température de chauffage du liquide
Section de refroidissement	$19900 Kg/h$	Débit d'eau glacé
	$6 < T_{eg} < 10^\circ C$	Température d'eau glacé
	$4 < T_r < 6^\circ C$	Température de refroidissement du liquide
	$9000 < D_s < 12000 Kg/h$	Débit de sorti du liquide

tableau (III.1) présente également l'ensemble de paramètres décrivent parfaitement l'état de fonctionnement de ce système.

### III.3.2 Système de production multi-classes

La deuxième base de données est celle du four rotatif qui consiste à assurer la phase de clinkérisation dans le processus de fabrication du ciment. D'après Kadri et al. [KMM12], l'atelier de cuisson est une partie centrale dans le processus de fabrication du ciment. Cet atelier est constitué de trois échangeurs : le préchauffeur à cyclones, le four rotatif et le refroidisseur à ballons (Figure III.3). Le four remplit quatre fonctions principales du processus de cuisson. Il achemine les gaz et la matière, sert de chambre de combustion, transmet la chaleur à la matière et enfin, il constitue le milieu réactionnel pour les transformations chimiques de la matière.

Les interactions entre ces diverses fonctions sont extrêmement complexes et difficiles à identifier. Le fonctionnement du four influence plusieurs variables comme la qualité du clinker, le niveau de production et la consommation de l'énergie. Ce processus non linéaire est caractérisé par le type multi-variable, donc, il pose plusieurs difficultés pour disposer de mesures fiables caractérisant son fonctionnement.

TABLE III.2 – Les variables de la ligne de pasteurisation de lait

Paramètres	Les entrées	Base des règles	Les sorties
$P_1$	Niveau de lait dans le tank	Vide ou règle de connaissance	Fonctionnement normal  Mauvais réchauffement Mauvais refroidissement
$P_2$	Débit d'entrée de vapeur à l'échangeur de chaleur		
$P_3$	Débit de sortie de vapeur de l'échangeur de chaleur		
$P_4$	Débit de sortie de l'eau chaude		
$P_5$	Débit d'entrée du lait		
$P_6$	Débit d'entrée de l'eau glacée		
$P_7$	Etat des vannes de réglages manuelles		
$P_8$	Etat des électrovannes pour circuit pneumatique		
$P_9$	Etat de la vanne manuelle de papillon		
$P_{10}$	Etat de la vanne pneumatique à air comprimé		
$P_{11}$	Débit d'entrée de lait à l'échangeur de chaleur		
$P_{12}$	Pression d'entrée de la vapeur		
$P_{13}$	Pression de sortie de la vapeur		
$P_{14}$	Température de sortie de vapeur		
$P_{15}$	Température de réchauffement		
$P_{16}$	Température de de refroidissement		

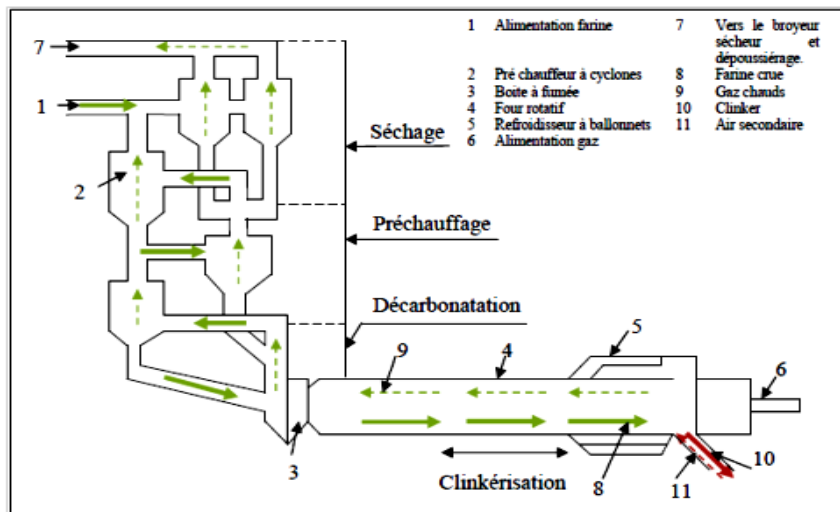


FIGURE III.3 – Installation de cuisson.

### Les paramètres de la partie Clinkérisation

Plusieurs paramètres peuvent caractériser le fonctionnement de cette partie du système. Dans le cas de ce système, chaque composant possède plusieurs modes de dysfonctionnement causés par le changement de la valeur d'un ou de plusieurs paramètres. Donc, le système de diagnostic utilisé doit être capable de détecter le ou les paramètres qui ont causé l'état de dysfonctionnement du composant.

Le tableau (III.3) présente le vecteur de paramètres qui caractérise mieux les différents états de fonctionnement et de dysfonctionnement du système selon l'avis de l'expert. Grâce à ce vecteur, on peut connaître par exemple : la qualité de clinker, le niveau de production et la consommation d'énergie [Mou05].

## III.4 Approche proposée (Fuzzy Levenberg-Marquardt-GA)

L'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt s'appuie principalement sur l'idée de combiner l'approche neuronale et celle de la logique floue. Ces deux approches sont présentées dans un seul et même outil appelé réseau Neuro-Fou. Ainsi, pour vérifier la capacité de généralisation de cet algorithme, il ya deux points importants : le premier point est le taux d'erreur sur les données d'apprentissage, et le deuxième est sa capacité d'apprentissage.

Premièrement, pour valider l'efficacité de notre approche proposée Fuzzy Levenberg-Marquardt-GA, nous avons étudié l'ensemble de données du processus de pasteurisation de lait. Il est aussi nécessaire de mentionner que le problème dans le cas multi-classes est pris en considération, ce qui rend l'utilisation de l'algorithme pour les problèmes binaires très difficile, vu la nature du problème qui peut être classé comme étant un problème NP-difficile (cas du four rotatif). Pour cette raison, nous avons proposé un autre algorithme pour ce problème. L'approche proposée repose sur deux étapes : la première étape sert à résoudre le problème d'apprentissage de formes. La deuxième étape utilise les résultats trouvés à partir de l'étape d'apprentissage pour résoudre le problème de classification de défauts.

Dans la phase d'apprentissage, une comparaison a été faite pour bien révéler l'efficacité de l'algorithme Levenberg-Marquardt par rapport aux autres algorithmes proposés dans ce travail. Ce fait est réalisé en se basant sur certain nombre de critères (nombre de règles floues générées, capacité à classer les données futures, et la précision). Donc, nous avons comparé cet algorithme avec les résultats obtenus à travers deux algorithmes (Gradient Descent) et (Variable Learning Rate Gradient Descent). L'objectif de l'heuristique développée est de minimiser les erreurs de classification de formes d'apprentissage. Nous

TABLE III.3 – Les variables qui influent sur la partie clinkérisation

Sous système		Variable (code air)	Point de consigne	Désignation
Préchauffeur à cyclone	A50	O2C	$0.1 < O2C < 0.6\%$	Teneur O2 sortie cyclone A50
		COC	$0 < COC < 0.25\%$	Teneur CO sortie cyclone A50
		A50T1	$300 < A50T1 < 350\text{ °C}$	Température gaz sortie cyclone A50
		A50P1	$40 < 50P1 < 60\text{ mbar}$	Pression sortie cyclone A50
	A52	A52T1	$530 < A52T1 < 555\text{ °C}$	Température gaz sortie cyclone A52
		A52P2	$25 < A52P2 < 35\text{ mbar}$	Pression cyclone A52
	A53	A53T1	$700 < A53T1 < 760\text{ °C}$	Température gaz cyclone A53
		A53T2	$700 < A53T2 < 720\text{ °C}$	Température matière cyclone A53
		A53P1	$18 < A53P1 < 20\text{ mbar}$	Pression cyclone A53
	A54	A54T1	$820 < A54T1 < 860\text{ °C}$	Température gaz cyclone A54
A54T2		$820 < A54T2 < 830\text{ °C}$	Température matière cyclone	
A54P2		$8 < A54P2 < 10\text{ mbar}$	Pression cyclone A54	
Boite à fumée	O2F	$0.1 < O2F < 0.6\%$	Teneur O2 boîte à fumée	
	COP	$0 < COP < 0.25\%$	Teneur CO boîte à fumée	
	W01P3	$1 < W01P3 < 2\text{ mbar}$	Pression sortie boîte à fumée	
	W01P1	$0.5 < W01P1 < 1\text{ mbar}$	Pression entrée boîte à fumée	
	W01T1	$1200 < W01T1 < 1400\text{ °C}$	Température gaz entrée boîte à fumée	
	V31F1	$850 < V31F1 < 893\text{ Nm}^3/\text{h}$	Début gaz	
Four	V01F1	$3280 < V01F1 < 5056\text{ Nm}^3/\text{h}$	Début gaz	
	CCS	$810 < CCS < 1050$	Consommation calorifique spécifique	
	W01X1	$20 < W01X1 < 60\%$	Moment four	
	W01S1	$1 < W01S1 < 3\text{t}/\text{mm}$	Vitesse four	
	W01T4	$1200 < W01T4 < 1500\text{ °C}$	Température de cuisson	
	TV	$1000 < TV < 1800\text{ °C}$	Température virole four	
	V07P1	$28 < V07P1 < 30\text{ mbar}$	Pression air primaire	
	PAL	$1250 < PAL < 1350\text{ g}/\text{l}$	Poids au litre	
	FCAO	$1 < FCAO < 3\%$	Chaux libre	
Refroidisseur	U01T1	$100 < U01T1 < 150\text{ °C}$	Température clinker	
	K01P1	$0.5 < K01P1 < 1\text{mbar}$	Pression air secondaire	
	K01T1	$500 < K01T1 < 900\text{ °C}$	Température air secondaire	



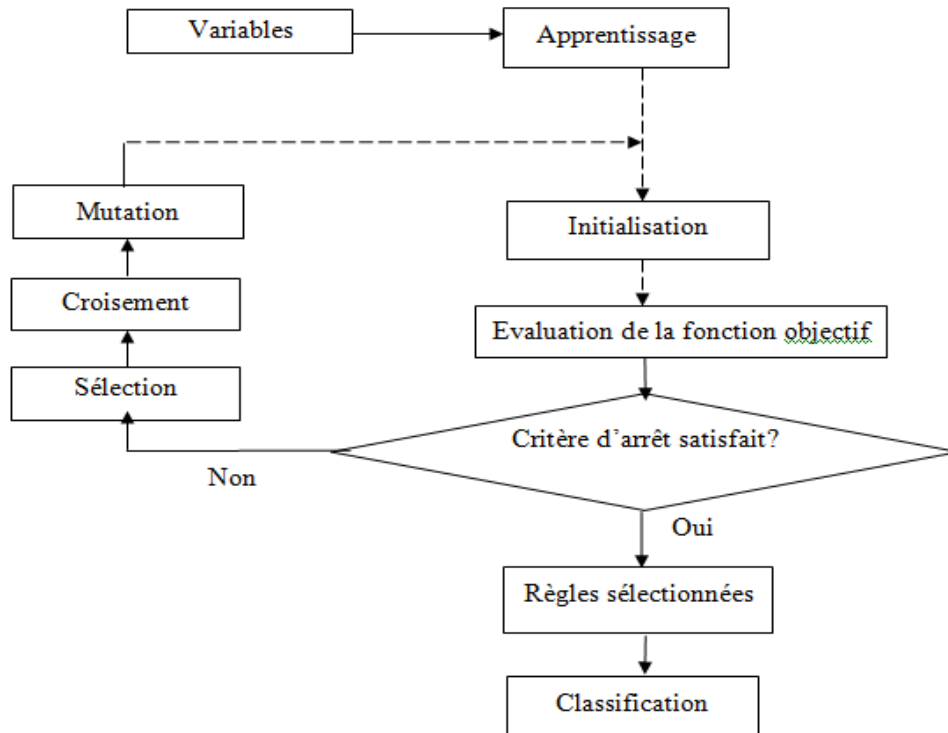


FIGURE III.4 – Approche proposé pour le cas binaire et multi-classes.

présentons ici le synopsis de l’approche proposée Fuzzy Levenberg-Marquardt - GA (Figure III.4). Nous expliquons ensuite chaque étape.

### III.4.1 Apprentissage

L’apprentissage supervisé est une phase permettant d’ajuster ou de modifier les paramètres pour atteindre la sortie désirée. Pour l’apprentissage, une simple rétro-propagation sera exploitée. Une décision sera créée qui dépend de l’erreur de sortie pour chaque ensemble de règles.

L’algorithme d’apprentissage de l’approche proposée utilise les poids des règles et détermine les meilleures règles par la ” mesure de la performance” ou par une valeur obtenue du taux de classification qui indique l’efficacité de l’algorithme proposé. Dans un premier temps, la liste de règles est vide, ou contient des antécédents de règles de connaissances à priori.

### III.4.2 Critère d'arrêt

Ce critère est utilisé pour terminer la procédure de recherche. Il dépend soit de la fonction d'évaluation ou bien aux paramètres de configuration qui sont définis par l'utilisateur.

### III.4.3 Sélection de règles

Le but d'un algorithme de sélection de règles est d'améliorer les performances de classification et de réduire les temps de calculs en sélectionnant les règles ou les paramètres les plus pertinents. Pour cela il est nécessaire de fixer deux éléments principaux :

- un critère de mesure afin de comparer les différents résultats trouvés,
- un algorithme de sélection de règles selon le type du problème traité.

Les étapes de l'algorithme génétique utilisées pour le problème de sélection de règles floues peuvent être résumées comme suit :

- **Étape 1** (initialisation) : générer aléatoirement une population initiale  $N_{pop}$  "ensembles de règles floues".
- **Étape 2** (élimination d'une règle) : classer toutes les formes d'apprentissage en utilisant les règles floues de type si-alors comprises dans chaque liste de règles candidates présentées dans la population actuelle, puis supprimer chaque règle n'a aucune importance pour la reconnaissance. Cette procédure de suppression est appliquée à tous ensembles de règles dans la population actuelle.
- **Étape 3** (évaluation) : Calculer les valeurs de deux objectifs  $NCP(S)$  et  $|S|$  du problème de sélection de règle pour chaque ensemble de règle  $S$  dans la population actuelle, puis mettre à jour l'ensemble provisoire des solutions non-dominées.

## III.5 Les données de test

Les résultats obtenus sont évalués en utilisant deux bases de données. La première base de données concerne le processus de pasteurisation de lait. Cette base est composée des observations réparties sur deux classes qui représentent deux modes de dysfonctionnements (Mauvais réchauffement et Mauvais refroidissement). La seconde base de données est composée de 200 observations réparties sur quatre classes qui permet de représenter quatre modes de dysfonctionnements (marche perturbée, déplacement de zone, qualité inférieure, perte de l'énergie [KMM12]). Le tableau (III.4) récapitule la base de données élaborée pour

TABLE III.4 – Récapitulatif de la base de données pour le processus de pasteurisation de lait

Classe	1	2
Description	Mauvais réchauffement	Mauvais refroidissement
Apprentissage	500	500
Validation	500	500
Test	500	500

TABLE III.5 – Récapitulatif de la base de données pour le four rotatif

Classe 1		Classe 2		Classe 3		Classe 4	
App	Test	App	Test	App	Test	App	Test
31	30	20	20	21	21	29	28
Marche perturbée		Déplacement de zone		Produit de qualité inférieure		Perte d'énergie	

le processus de pasteurisation de lait, pour les deux défauts. Ensuite, nous pouvons également présenter la répartition de la base de données pour le four rotatif en fonction de quatre classes (III.5). Ces modes de défaillance (classes) sont alors retirés à partir de la technique AMDEC (voir annexe A).

App<sup>1</sup>

## III.6 Exploitation de la base de données 1

### III.6.1 Base d'apprentissage

Le raisonnement pour le diagnostic est décrit sous forme de règles floues à l'intérieur du système. La base de règles est construite à partir de la phase de dysfonctionnement de notre système. Cette analyse de dysfonctionnement permet de relier les entrées (les variables) par les sorties (modes de fonctionnement) correspondantes. Ainsi, après avoir déterminé la structure du système neuronal, nous avons besoin de faire un prétraitement des données de ce réseau qui doit être présent afin d'aboutir à la construction d'une base d'apprentissage. Cette phase d'apprentissage a pour but de minimiser l'erreur quadratique. La figure ci-après montre les règles floues de la ligne de pasteurisation de lait, ainsi que l'architecture du réseau neuronal associée au système étudié. Cette architecture est composée de seize (16) entrées, les règles floues dans la couche cachée et trois (3) modes de fonctionnement

---

1. Apprentissage

associés à la sortie du système :

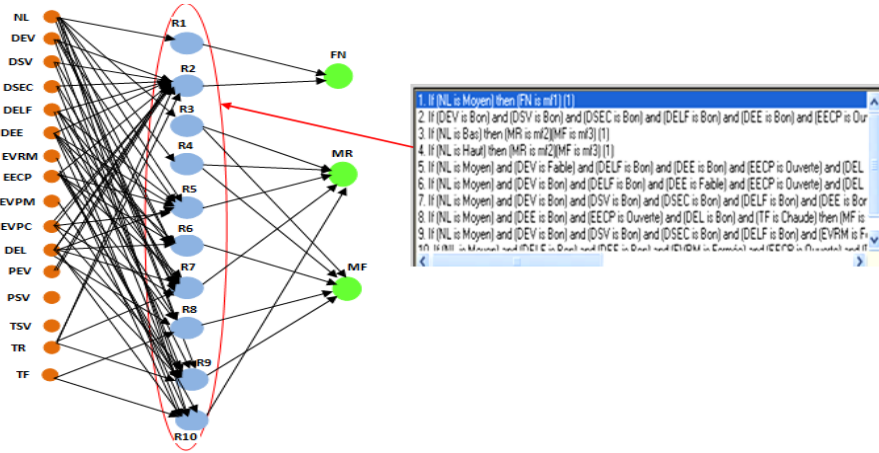


FIGURE III.5 – La structure neuronale associée au système étudié.

Donc, dans cette étape nous utilisons toutes les données numériques et l’expertise humaine collectées sur le système, afin de décrire les divers modes de fonctionnement du système, ainsi que l’ensemble des paramètres susceptibles de les caractériser. L’ensemble des classes constitué est appelé la base d’apprentissage. Dans ce cas, le classifieur construit n’est pas évolutif, car toutes les classes sont supposées connues.

A travers la figure III.5, on peut remarquer que la structure obtenue s’articule sur l’utilisation de trois couches :

La première couche (couche d’entrée) présente les paramètres physiques du système adopté. Dans cette couche, les neurones construisent les ensembles flous. Ensuite, la deuxième couche (couche cachée) permet de présenter un ensemble des règles floues. Chaque neurone calcule le degré de vérité d’une règle floue donnée. La valeur obtenue représente la contribution de la règle floue au résultat final. Quant à la troisième (couche de sortie) vise à déterminer les modes de fonctionnement de ce système.

Pour comparer les estimateurs entre eux dans la phase d’apprentissage, nous donnons l’expression de l’erreur quadratique moyenne (MSE) comme suit. On considère aussi que le meilleur est celui qui donne MSE la plus petite.

$$MSE = \frac{1}{|X|} \sum_x (t - O)^2 \tag{III.1}$$

où  $X$  : désigne le domaine du vecteur d’entrée,

$|X|$  : représente le nombre total des vecteurs appris,

$t$  : sortie souhaitée,

$O$  : sortie du réseau.

L'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt est donné comme suit :

---

**Algorithm 2** Fuzzy Levenberg-Marquardt

---

- **Etape 1** : générer les données aléatoirement :

Dans cette étape, nous avons introduit les informations suivantes : - nombre de classes ou modes de défauts détectés. - nombre de points par classe.

- La base d'apprentissage  $P$  est composée de paires  $(x, t)$  où :  $X$  : est le vecteur de paramètres associé à l'entrée  $(X_0, X_1, \dots, X_n)$

- **Etape 2** : fixer le nombre d'itérations (cycle d'apprentissage).

- **Etape 3** : évaluer les performances de la procédure : Afin de calculer le taux de discrimination, nous évaluons la classification par le critère de qualité.

En fonction d'un certain nombre d'itérations, l'algorithme converge vers une solution représentant le minimum local. Le modèle mathématique du gradient est formulé comme suit : considérons que l'on se situe en un point  $x$ , puis calculons le gradient  $\nabla(f(x))$ . On considère alors que la direction de la plus forte pente de  $f$  en  $x$  est donnée par :  $g = \nabla(f(x))$ . L'évolution de la position de  $x$  pour diminuer vers le minimum local est conditionnée par l'utilisation d'un taux d'apprentissage positif  $\eta > 0$ . Lorsque le choix du taux d'apprentissage est bien fixé, de bonnes performances sont obtenues. Néanmoins, pour calculer le taux de classification, nous avons utilisé la méthode bayésienne. Cette méthode permet de calculer la probabilité à posteriori de la structure du modèle. Elle définit qu'un vecteur  $x$  appartient à une classe  $w_i$ , comme suit :

$$\Pr(w_i|x) = \frac{f(x|w_i). \Pr(w_i)}{\sum_{j=1}^m f(x|w_j). \Pr(w_j)} \quad (\text{III.2})$$

La règle de décision de Bayes, concernant la classe  $w_i$  d'un vecteur  $x$ , s'écrit comme suit :

$$x \rightarrow w_i \quad \text{si} \quad \Pr(w_i|x) = \max_{j=1, m} [\Pr(w_j|x)] \quad (\text{III.3})$$

La règle de décision de Bayes peut inclure le rejet en ambiguïté et cela en utilisant une constante  $C$ . Donc la formule précédente devient :

$$x \rightarrow w_i \quad \text{si} \quad \Pr(w_i|x) = \max_{j=1, m} [\Pr(w_j|x) \geq 1 - C] \quad (\text{III.4})$$

$$x \rightarrow w_0 \quad \text{si} \quad \Pr(w_i|x) = \max_{j=1, m} [\Pr(w_j|x) < 1 - C] \quad (\text{III.5})$$

Sachant que le rejet en ambiguïté est possible pour :

$$0 \leq C \leq 1 - \frac{1}{m} \quad (\text{III.6})$$

La règle de décision de Bayes peut inclure aussi le rejet de distance en utilisant la notion de densité de mélange notée  $f(x)$ . La fonction  $f(x)$  doit être inférieure à un seuil de densité  $C_1$ . Cette formule devient :

$$x \rightarrow w_1 \quad \text{si} \quad f(x) = \sum_{j=1}^m \Pr(w_j) f(x|(w_j)) < C_1 \quad (\text{III.7})$$

- **Etape 4** : jusqu'à ce qu'une solution acceptable soit trouvée ou une condition d'arrêt est atteinte.

---

Pour l'évaluation de notre approche proposée, nous avons utilisé d'abord deux algorithmes pour la phase d'apprentissage : Levenberg-Marquardt et Gradient Descent. Le critère de comparaison est l'erreur quadratique obtenue et la procédure itérative est arrêtée lorsque les performances du modèle neuronal sont améliorées.

Les figures (III.6) et (III.7) montrent, respectivement, les résultats des performances d'apprentissage pour les deux algorithmes Gradient Descent et Levenberg-Marquardt après 182 et 105 itérations.

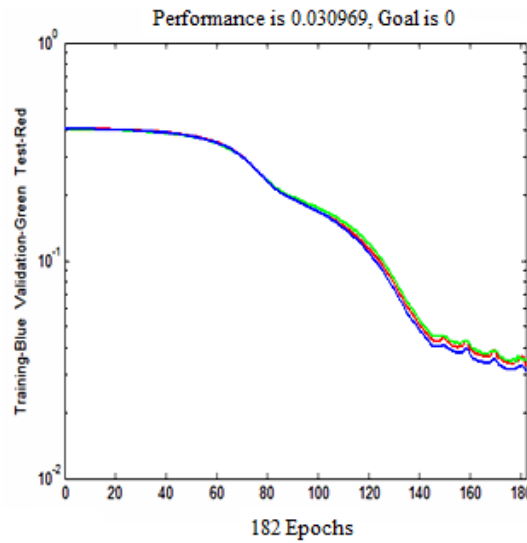


FIGURE III.6 – Performance d'apprentissage de l'algorithme Gradient Descent.

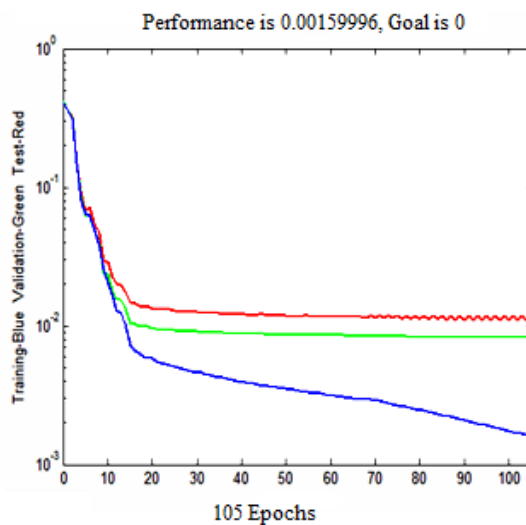


FIGURE III.7 – Performance d'apprentissage de l'algorithme Levenberg-Marquardt.

Les tableaux (III.6) et (III.7) récapitulent les résultats obtenus :

TABLE III.6 – Résultats d'apprentissage en utilisant l'algorithme Gradient Descent

Epoch	Mean Square Error	Gradient
0	0.402384	0.113911
25	0.396033	0.116836
50	0.372117	0.372117
75	0.26578	0.138204
100	0.168352	0.168352
125	0.0913273	0.0287011
150	0.0410152	0.0422524
175	0.0317703	0.0213426
182	0.030969	0.0312054

TABLE III.7 – Résultats d'apprentissage en utilisant l'algorithme Levenberg-Marquardt

Epoch	Mean Square Error	Gradient
0	0.409854	92.9824
25	0.00507328	1.30107
50	0.0035069	2.4926
75	0.00269036	7.47016
100	0.00174706	2.3241
105	0.00159996	2.17387

A partir de ces deux tableaux, on peut constater qu'après 182 et 105 itérations par rapport à deux algorithmes : Gradient Descent et Levenberg-Marquardt, on trouve que  $MSE = 0.00159996$  est la meilleure solution ; c'est à dire une très bonne approximation de l'algorithme Levenberg-Marquardt.

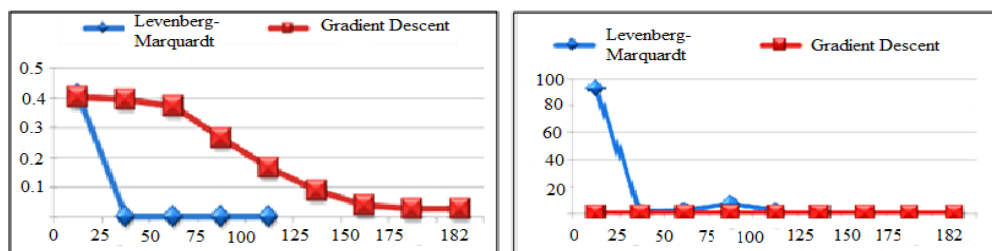


FIGURE III.8 – MSE et gradient pour les deux algorithmes Levenberg-Marquardt et Gradient Descent.



Dans l'algorithme Gradient Descent, une considération importante est le taux d'apprentissage  $\eta$  qui détermine le nombre de modifications du poids  $W$  à chaque étape. Si  $\eta$  est trop petit, l'algorithme va prendre un certain temps pour converger. Contrairement, une grande divergence de l'algorithme lorsque  $\eta$  est trop large. Cette divergence peut conduire à une erreur de classification importante. La représentation graphique de ces résultats illustre une capacité de convergence plus importante de Levenberg-Marquardt par rapport au Gradient Descent (Figure III.8). En effet, Levenberg-Marquardt a réussi à trouver une erreur plus optimale que celle du Gradient Descent. L'application de Levenberg-Marquardt dans la phase d'apprentissage permet donc de présenter plusieurs avantages :

- La rapidité de convergence : En général la rapidité dépend du nombre d'observations existantes, de la taille de la base de données et également du taux d'apprentissage.
- Facile à comprendre.
- Efficace pour la tâche de diagnostic.

Dans le paragraphe suivant nous étudions la performance d'un autre algorithme et les taux de classification pour trois types du perceptron (perceptron simple, perceptron multicouches et perceptron flou). Pour cela, nous avons gardé le même échantillon utilisé précédemment, mais cette fois avec l'algorithme Variable Learning Rate Gradient Descent. Le tableau (III.8) affiche les résultats de l'erreur quadratique et sa valeur du gradient. Ainsi, les résultats de MSE obtenus par l'algorithme Variable Learning Rate Gradient Descent après 379 itérations sont présentés par la figure (III.9).

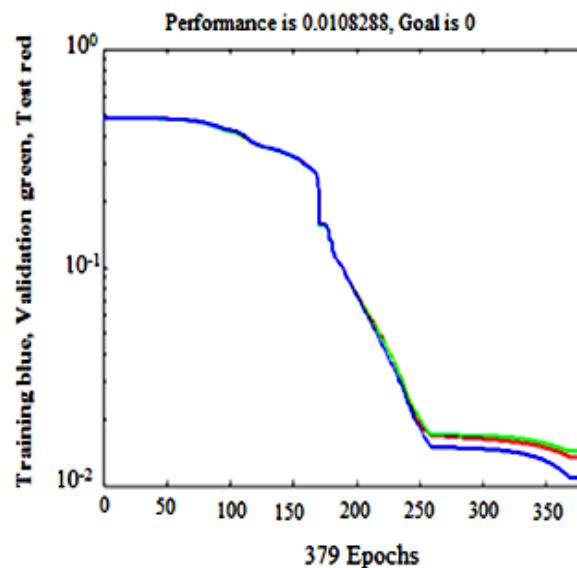


FIGURE III.9 – Performance d'apprentissage après 379 Epochs.

TABLE III.8 – Résultats d’apprentissage en utilisant l’algorithme Variable Learning Rate Gradient Descent

Epoch (cycle d’apprentissage)	Mean Square Error	Gradient
100	0.424252	0.0394637
150	0.320895	0.0141209
200	0.0740243	0.0218887
250	0.0184409	0.0049792
300	0.0145976	0.00235148
379	0.0108288	0.00839472

Après les résultats obtenus dans la partie précédente, on peut remarquer que dans la phase d’apprentissage, Levenberg-Marquardt a pu obtenir une erreur quadratique inférieure de l’algorithme de Gradient descent (MSE= 0.030969) et celle de Variable Learning Rate Gradient Descent (MSE= 0.0108288)

### III.6.2 Classification

Dans cette partie, la classification consiste à partitionner un ensemble d’objets en un ensemble de classes, qui est réalisé à partir d’un vecteur de mesures. Ce vecteur correspond aux réponses de ces objets physiques à un ensemble de paramètres ou variables définis à priori [DL13]. Alors, l’objectif est la détermination d’un classifieur qui, à chaque observation  $x$  associe une classe parmi un ensemble de classes obtenues. Nous nous intéresserons particulièrement ici au cas où le classifieur est un perceptron simple, perceptron multi-couches ou perceptron flou. Pour ce faire, nous cherchons à discriminer les deux classes qu’on a obtenu : Mauvais réchauffement et mauvais refroidissement pour un nombre de neurones dans la couche cachée égal à 10.

#### III.6.2-a Perceptron Simple (PS)

Les "Figures (III.10 a) et (III.10 b)" illustrent la distribution et la classification linéaire entre deux classes. La figure (III.10 b) montre que les observations de la base de données du système de pasteurisation de lait ne sont pas linéairement séparables.

Les taux de bonne classification par classe évalués sur l’ensemble de test sont indiqués dans le tableau (III.9) :

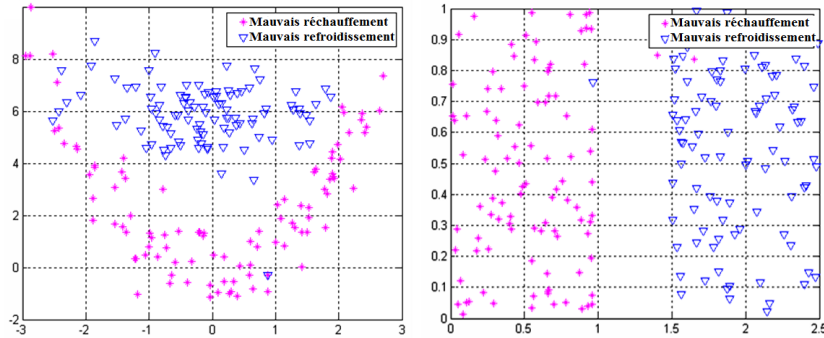


FIGURE III.10 – Génération (a) et discrimination linéaire (b) des deux classes.

TABLE III.9 – Résultats d’apprentissage en utilisant l’algorithme Variable Learning Rate Gradient Descent

Nombre de classes	Taux de classification (classe 1)	Taux de classification (classe 2)
2	97%	98%

### III.6.2-b Perceptron Multicouche (PMC)

Le perceptron multicouches est appliqué dans cette partie pour ses avantages, tel que la précision dans la tâche de classification et l’apprentissage automatique de ses poids. Dans la littérature, il existe plusieurs types de fonction d’activations utilisées dans les applications des perceptrons multicouches, comme la fonction à seuil, linéaire et sigmoïdale. Dans notre application nous avons utilisé la fonction sigmoïdale. La surface de séparation entre les deux classes engendrée par le perceptron multicouche est ensuite représentée sur la figure (III.11 a) et (III.11 b) :

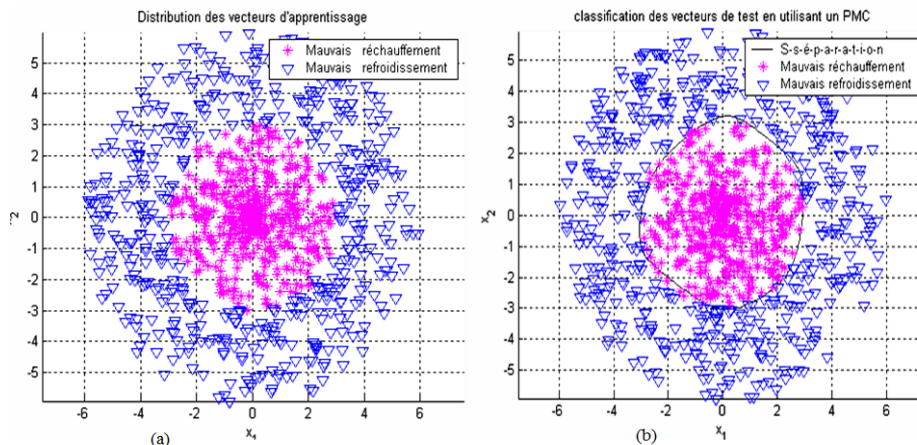


FIGURE III.11 – Distribution des vecteurs d’apprentissage (a) et classification des vecteurs de test (b).

TABLE III.10 – La matrice de confusion et les taux de classification par classe.

Nombre de classes	Matrice de confusion	Taux de classification (classe 1)	Taux de classification (classe 2)				
2	<table style="border-collapse: collapse; margin: auto;"> <tr> <td style="padding: 5px;">497</td> <td style="padding: 5px;">3</td> </tr> <tr> <td style="padding: 5px;">2</td> <td style="padding: 5px;">498</td> </tr> </table>	497	3	2	498	99.40%	99.60%
497	3						
2	498						

La matrice de confusion et les taux de bonne classification par classe évalués sur l'ensemble de test sont indiqués dans le tableau (III.10) :

### III.6.2-c Perceptron Flou (PF)

Le diagnostic peut être influencé par le fait qu'il peut y avoir des incertitudes dans la décision prise. La notion d'appartenance est primordial, mais elle est tout ou rien, un élément appartient ou n'appartient pas à un ensemble. Un tel outil s'avère alors difficilement utilisable lorsqu'il s'agit de manipuler et d'exploiter des données vagues, imprécises, contradictoires ou lorsqu'il s'agit de classer des informations suivant des catégories aux frontières mal définies. La théorie des sous-ensembles flous, par un assouplissement de la notion d'appartenance, permet d'atteindre de tels objectifs. Elle s'avère alors plus adaptée pour la représentation des connaissances qualitatives.

Le perceptron flou vise à évaluer la capacité de l'algorithme d'apprentissage pour obtenir une classification correcte d'un ensemble de données en présence d'incertitudes. Il est alors intéressant d'insérer une zone floue comme montré sur la figure (III.12) Par ailleurs, la surface de séparation ou la frontière de décision produite entre les deux classes est représentée dans ces deux figures. Ainsi, la matrice de confusion et les taux de bonne classification par classe évalués sur l'ensemble de test sont également présentés dans le tableau (III.11) :

On peut remarquer que, pour le perceptron flou, la base d'apprentissage a été correcte-

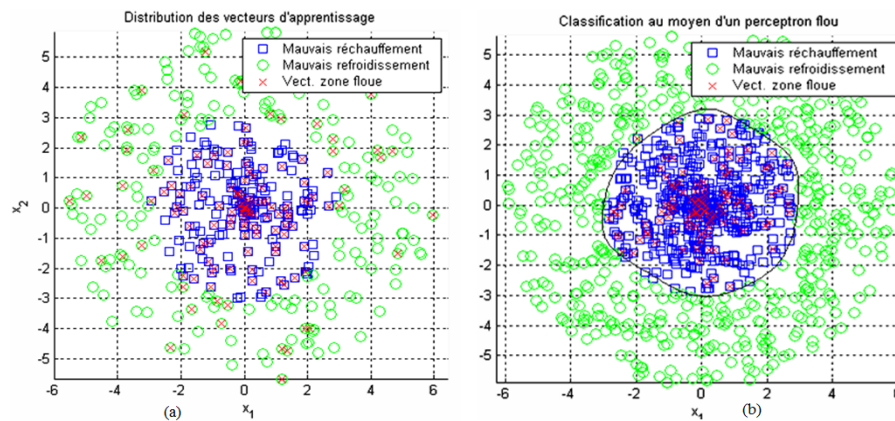


FIGURE III.12 – Surface de séparation obtenue par l'apprentissage d'un perceptron flou.

TABLE III.11 – La matrice de confusion et les taux de classification par classe.

Nombre de classes	Matrice de confusion	Taux de classification (classe 1)	Taux de classification (classe 2)				
2	<table style="border-collapse: collapse; margin: 0 auto;"> <tr> <td style="padding: 0 10px;">99</td> <td style="padding: 0 10px;">1</td> </tr> <tr> <td style="padding: 0 10px;">0</td> <td style="padding: 0 10px;">100</td> </tr> </table>	99	1	0	100	99.00%	100%
99	1						
0	100						

TABLE III.12 – Récapitulatif du résultat des performances obtenues pour chaque perceptron.

Type du perceptron	Nombre de classes	Taux de classification (classe 1)	Taux de classification (classe 2)
Perceptron simple (PS)	2	97.00%	98.00%
Perceptron Multi-couches (PMC)		99.40%	99.60%
Perceptron flou (PF)		99.00%	100%

ment apprise. Tous les vecteurs appris sont correctement classés pour la deuxième classe, le résultat ne commet aucune erreur et le taux de classification atteint un niveau de 100%. Ainsi le taux de classification correcte obtenu grâce à ce perceptron est de 99% pour la première classe.

Le tableau (III.12) résume les performances de bonne classification obtenues pour chaque perceptron, ainsi que les performances pour chaque classe de défauts. Les résultats présentés correspondent à une meilleure valeur de MSE (Mean Square Error) trouvée dans la phase d'apprentissage, à partir de plusieurs simulations.

Ainsi, nous présentons dans la figure (III.13), la comparaison effectuée, en terme de pourcentage par rapport aux différents neurones utilisés, entre les valeurs du taux de bonne classification. Le perceptron flou permet d'obtenir un gain de classification optimum à ceux obtenu par un perceptron multicouches et un perceptron simple. L'architecture du perceptron flou est identique à celle du perceptron Multicouche, mais les poids sont modélisés par des ensembles flous. En effet, l'avantage de ce perceptron est qu'il soit interprétable par des règles linguistiques et peut utiliser des bases de connaissance des règles à priori.

Cependant, à travers de ces résultats, on peut observer que la performance de classification liée à la première classe suivant le perceptron flou est inférieure à celle liée à la première classe dû à un perceptron multicouche, cela veut dire qu'il y a une difficulté pour obtenir une meilleure classification de défauts dans l'étape de classification. Donc, le taux de classification correcte est nettement insuffisant pour prétendre en faire un outil d'aide au diagnostic. L'algorithme d'apprentissage engendre alors deux inconvénients majeurs dans la phase de décision. Le premier inconvénient est que l'observation à discriminer se trouve près d'une frontière de décision, donc elle est dans le cas d'ambiguïté entre deux ou

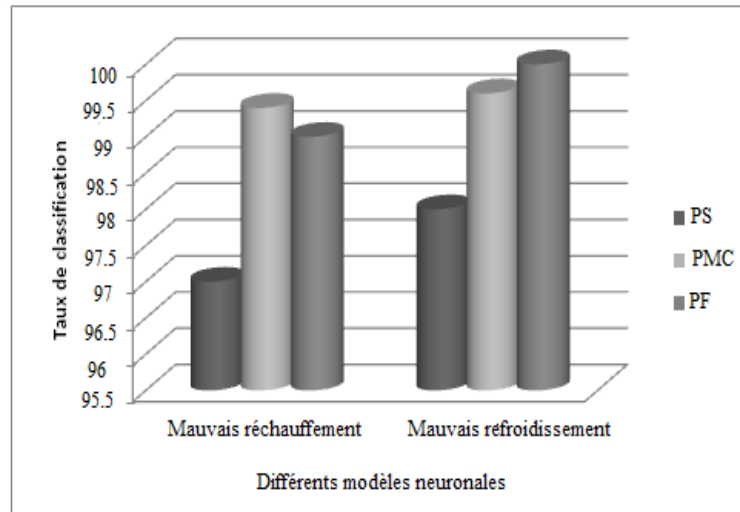


FIGURE III.13 – Résultats du taux de classification (%) pour les trois perceptrons.

plusieurs modes de fonctionnement et son affectation à l'un d'eux engendre un risque de mauvais classement. Le second inconvénient est que l'observation à discriminer se trouve dans une région de l'espace de représentation éloignée de tous les modes de fonctionnement définis, donc son affectation à la classe la plus proche provoque une erreur dans la phase de classification.

### III.6.3 Les performances Optimales

Plus particulièrement nous avons conduit des nouvelles expériences en effectuant plusieurs exécutions indépendantes pour faire une comparaison par rapport aux autres algorithmes proposés. Cette comparaison est basée sur l'erreur moyenne ( $MSE$ ) ainsi que le taux de classification obtenu. La figure (III.14) présente les performances optimales de l'algorithme Gradient Descent après 284 itérations. On peut remarquer que les résultats de l'algorithme Gradient Descent trouvés dans cette section sont plus meilleurs que ceux obtenus dans la section précédente. Cependant, les performances de l'algorithme Levenberg-Marquardt ( $MSE$ ) sont toujours les meilleures. C'est pour cela et pour réaliser l'étape de classification, nous utilisons l'algorithme Levenberg-Marquardt avec le perceptron flou.

Ainsi, en comparant les valeurs de l'erreur quadratique et celles obtenues avec les deux autres algorithmes étudiés, on constate que Levenberg-Marquardt donne le meilleur résultat par rapport à Variable Learning Rate Gradient Descent et Gradient Descent.

On peut conclure que la capacité de bonne classification dépend par le choix approprié de l'algorithme d'apprentissage, du type de perceptron et le réglage de ses paramètres. A partir des résultats obtenus dans la section précédente, nous avons mis en œuvre le perceptron flou ainsi optimisé. La valeur du taux de classification avec l'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt est de 99.88% pour la première classe et 100% pour la deuxième classe. Les résultats obtenus sont affichés dans le tableau (III.14).

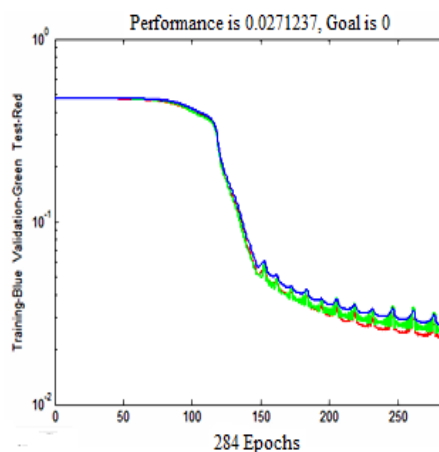


FIGURE III.14 – Performance d’apprentissage après 284 Epochs.

TABLE III.13 – Résultats d’apprentissage par l’algorithme Gradient Descent.

Epoch (cycle d’apprentissage)	Mean Square Error	Gradient
0	0.476544	0.0334559
25	0.476002	0.0339651
50	0.47404	0.0357629
75	0.465728	0.0423569
100	0.416631	0.0503575
125	0.176359	0.0438004
150	0.0586765	0.0575185
175	0.0418453	0.023122
200	0.0352734	0.0202064
225	0.0315715	0.0138959
250	0.0294602	0.0165472
275	0.0300092	0.0444903
284	0.0271237	0.0118288

TABLE III.14 – Taux de classification par classe en utilisant l’algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt.

Fuzzy Levenberg-Marquardt			
Type du perception	Nombre de classes	Taux de classification (classe 1)	Taux de classification (classe 2)
Perveptron flou (PF)	2	99.88%	100%

TABLE III.15 – Les paramètres utilisés pour les algorithmes d’apprentissage.

Paramètres	Algorithmes		
	Variable Learning Rate Gradient Descent	Gradient Descent	Levenberg-Marquardt
Minimum Performance Value (goal)	0	0	0
Maximum Training Time	Infinie	Infinie	Infinie
Maximum Number of Validation Increases	10	10	10
Minimum Gradient Magnitude	0	0	0
Learning rate	0.01	0.01	0.01
Ratio to increase learning rate	1.05	1.05	10
Ratio to decrease learning rate	0.7	0.7	0.1
Maximum validation failures	10	5	16
Maximum performance increase	1	1.04	
Momentum constant	0.9		1
Minimum performance gradient	0	0	0
Epochs between displays	50	25	25

Les résultats de la base d’apprentissage montrent la pertinence d’un modèle du réseau construit. Pour cela, il est nécessaire de définir correctement le nombre de cycle comme un critère d’arrêt de la phase d’apprentissage du fait que ce paramètre a été supposé égale à 1000 pour tous les perceptrons. Néanmoins, on constate aussi que les autres paramètres des perceptrons influent sur le résultat de classification (taux de discrimination). Pour vérifier ce scénario, nous avons utilisé et configuré notre modèle comme suit.

Tableau (III.15) illustre les paramètres les plus pertinents de "Levenberg-Marquardt", "Gradient Descent" et "Variable Learning Rate Gradient Descent". Ces paramètres sont déterminés après plusieurs simulations.

Dans le reste de ce travail, nous pouvons se passer de ces différentes améliorations de la base d’apprentissage et utiliser uniquement le meilleure algorithme (c’est-à-dire Fuzzy Levenberg-Marquardt). Pour cela, nous allons exploiter les algorithmes génétiques pour traiter les problèmes de classification de formes. Une fois que les meilleures règles sont déterminées, les temps d’apprentissage seront diminués et en conséquence l’apprentissage devient moins coûteux.



### III.7 Génération de règles de classification floues

Nous allons commencer par le problème de classification de formes dans le cas de deux classes (problème binaire). Premièrement, nous calculons la somme des grades de compatibilité des formes d'apprentissage pour chaque classe (Classe 1 et Classe 2) comme suit :

$$BC_1 = \sum_{x_p \in C_1} \mu_i(X_{p1})\mu_j(X_{p2}) \quad (\text{III.8})$$

$$BC_2 = \sum_{x_p \in C_2} \mu_i(X_{p1})\mu_j(X_{p2}) \quad (\text{III.9})$$

Où  $\mu_i(X_{p1})$  et  $\mu_j(X_{p2})$  sont les fonctions d'appartenance des étiquettes linguistiques  $A_i$  et  $A_j$ , respectivement.  $BC_1$  et  $BC_2$  peuvent être considérés comme des indices qui mesurent le nombre de formes acceptables avec l'antécédent de la règle linguistique  $R_{ij}$ . La classe résultante est décrite par  $C_{ij}$  comme suit :

$$C_{ij} = \begin{cases} C_1, & \text{si } BC_1 > BC_2, \\ C_2, & \text{si } BC_1 < BC_2, \\ \emptyset, & \text{si } BC_1 = BC_2, \end{cases} \quad (\text{III.10})$$

Si  $C_{ij} = \emptyset$ , la règle est notée une règle erronée. Ces règles peuvent également se produire si aucune forme ne correspond pas à la classe résultante. Le grade d'exactitude  $CF_{ij}$  s'exprime de la manière suivante :

$$CF_{ij} = \begin{cases} \frac{(BC_1 - BC_2)}{BC_1 + BC_2}, & \text{si } BC_1 > BC_2, \\ \frac{(BC_2 - BC_1)}{BC_1 + BC_2}, & \text{si } BC_1 < BC_2, \\ 0, & \text{si } BC_1 = BC_2, \end{cases} \quad (\text{III.11})$$

La figure (III.15) présente le problème de classification de formes lorsque  $C = 2$  (problème binaire),  $n = 2$  (espace de formes bidimensionnel).

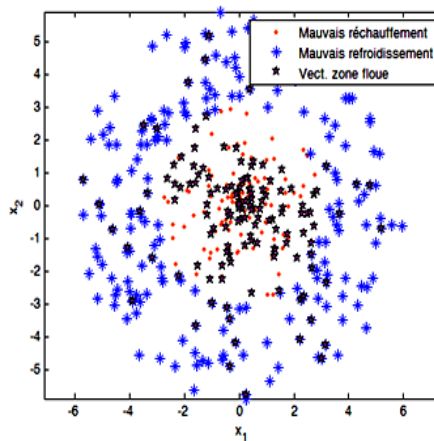
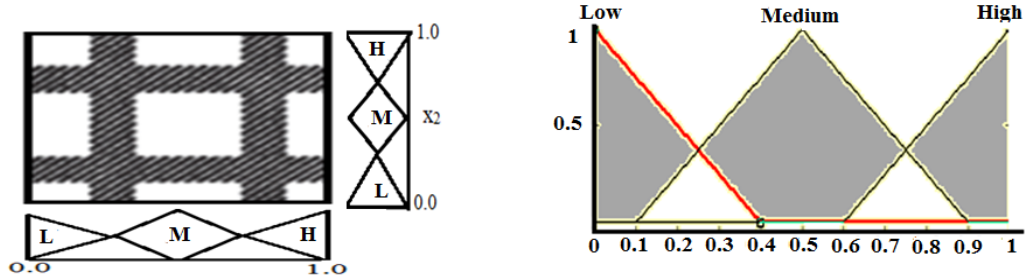


FIGURE III.15 – Génération des deux classes.

Par exemple, pour générer un ensemble de règles floues, nous utilisons une partition floue selon la figure (III.16) dans laquelle chaque axe d'un espace de forme bidimensionnel  $[0, 1]^2$  est divisé en trois valeurs linguistiques (L : Low, M : Medium et H : High) :



(L: Low, M: Medium et H: High).

FIGURE III.16 – Exemple d'une partition floue.

Pour mieux comprendre cette procédure de génération de règles , nous présentons ici un exemple illustratif donné par la figure (III.17). L'objectif est d'établir la classe  $C_{ij}$  obtenue et le grade d'exactitude  $CF_{ij}$  de la règle floue suivante :

Règle  $R_{ij}$  : Si  $x_1$  est medium et  $x_2$  est medium alors Classe  $C_{ij}$  avec  $CF = CF_{ij}$

Tout d'abord, le grade de compatibilité de chaque forme d'apprentissage est calculé comme suit :

$$\text{Classe1} : \mu_j(X_1) = \mu_{\text{medium}}(x_{11}) \times \mu_{\text{medium}}(x_{12}) = 0.3 \times 0.9 = 0.27, \quad (\text{III.12})$$

$$\text{Classe1} : \mu_j(X_2) = \mu_{\text{medium}}(x_{21}) \times \mu_{\text{medium}}(x_{22}) = 1.0 \times 0.5 = 0.5, \quad (\text{III.13})$$

$$\text{Classe2} : \mu_j(X_3) = \mu_{\text{medium}}(x_{31}) \times \mu_{\text{medium}}(x_{32}) = 0.4 \times 0.2 = 0.08, \quad (\text{III.14})$$

Alors, la somme des grades de compatibilité pour chaque classe est calculée comme suit :

$$B_{\text{Classe1}}(R_j) = 0.27 + 0.5 = 0.77, \quad (\text{III.15})$$

$$B_{\text{Classe2}}(R_j) = 0.08. \quad (\text{III.16})$$

Par conséquent la classe obtenue  $C_{ij}$  s'appartient à la classe 1 ( $0.77 > 0.08$ ), et le grade d'exactitude  $CF_{ij}$  est calculé à partir de l'équation (III.11) :

$$CF_{ij} = \frac{(0.77 - 0.08)}{(0.77 + 0.08)} = 0.81 \quad (\text{III.17})$$

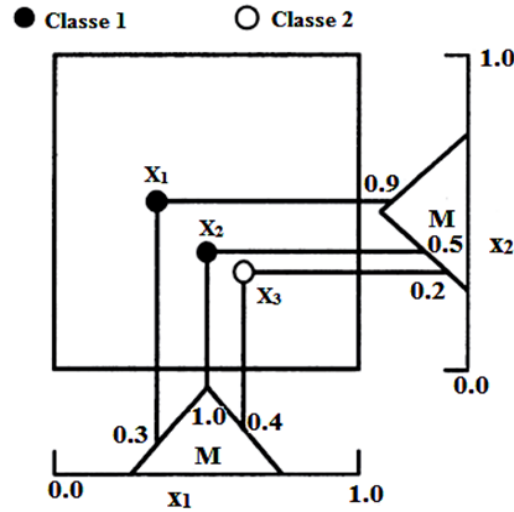


FIGURE III.17 – Trois modèles compatibles avec la règle floue.

L'algorithme de la phase de classification peut être donc décrit de la manière suivante :

---

**Algorithm 3** Classification de formes par les algorithmes génétiques

---

- Répéter un nombre aléatoire d'itérations.
- Pour chaque classe  $x_p$ ,  $p = 1$  à  $m$  faire :
- Classer  $x_p$
- Rechercher la règle qui est responsable de la classification de  $x_p$ , (à partir de deux équations suivantes).

$$BC_1 = \max\{\mu_i(X_{p1}) * \mu_j(X_{p2}) * CF_{ij} | C_{ij} = C_1\} \quad (\text{III.18})$$

$$BC_2 = \max\{\mu_i(X_{p1}) * \mu_j(X_{p2}) * CF_{ij} | C_{ij} = C_2\} \quad (\text{III.19})$$

- Si  $BC_1 > BC_2$ , alors  $x_p$  s'appartient à la classe 1.
- Si  $BC_2 > BC_1$ , alors  $x_p$  s'appartient à la classe 2.

Sinon

- Si  $BC_1 = BC_2$ , alors  $x_p$  est non classée.

Fin Pour

Calculer le taux de classification.

---

## III.8 Sélection de règles par les algorithmes génétiques

### III.8.1 Formulation du problème de sélection de règles

Notre problème consiste à sélectionner, parmi un ensemble de règles candidates, un petit nombre de règles floues sous forme Si-Alors ayant la capacité d'obtenir la meilleure performance de classification. Le système de classification conçu est évalué en fonction du nombre de règles sélectionnées et sa performance de classification est mesurée par le nombre de formes d'apprentissage bien classées. Donc, notre problème de sélection de règles est formulé comme suit [DSS] :

$$\max NCP(S) \quad \text{et} \quad \min |S| \quad \text{Sujet} \quad S \subseteq S_{ALL} \quad (\text{III.20})$$

En se basant sur les deux objectifs à travers cette section, la fonction objectif de chaque ensemble de règles s'écrit comme suit :

$$\max W_{NCP} * NCP(S) - W_s * |S| \quad (\text{III.21})$$

Où :

$NCP(S)$  : Nombre de formes d'apprentissage correctement classées,  $|S|$  : nombre de règles floue dans  $S$ ,  $W_{NCP}$  et  $W_s$  sont des poids positifs et  $S_{ALL}$  est la liste des règles candidates.

Pour trouver toutes les solutions non-dominées (c'est à dire ensembles de règles non-dominées) de notre problème de sélection de règles, nous utilisons un algorithme génétique à deux objectifs. Un ensemble de règles  $S$  est traité comme un individu, et représenté par un codage binaire comme suit :

$$S = S_1, S_2, \dots, S_3..S_N$$

Où  $N$  est le nombre total de règles floues candidates de type Si-Alors,

Avec :

$$S_j = \begin{cases} 1, & \text{Si la } j^{\text{ème}} \text{ règle candidate } R_{ij} \text{ est incluses dans la liste de règles } S, \\ 0, & \text{sinon,} \end{cases} \quad (\text{III.22})$$

Prenons l'exemple suivant " $S = 1101110111001001$ " où les règles floues sélectionnées sont affichées dans les positions : 1, 2, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 13, 16 parmi 16 règles candidates. Ainsi, dans ce cas d'étude, nous notons le nombre d'ensemble de règles dans chaque population par  $N_{pop} = 50$ , qui représente la taille de la population. Dans notre approche proposée, la population initiale de l'ensemble de règles  $N_{pop}$  est aléatoirement générée. Dans cette procédure, chaque chaîne  $S$  de longueur  $N$  est générée en attribuant de manière aléatoire 1 ou 0 à chaque bit  $s_j$ .

L'étape de reproduction est basée sur les opérateurs génétiques qui servent à maintenir la diversité génétique. Chaque nouvelle population est générée avec les opérateurs

génétiques classiques : un point de coupure pour le croisement, une sélection des meilleurs chromosomes générés avec une probabilité de 50% et une mutation aléatoire avec une probabilité de 5%.

Pour réduire le nombre de règles dans chaque ensemble de règles candidates, nous prenons deux individus de la population (voir figure III.18). L'opération de croisement est illustrée comme suit :

L'opération de mutation évalue les gènes du parent pour éliminer le moins discriminant

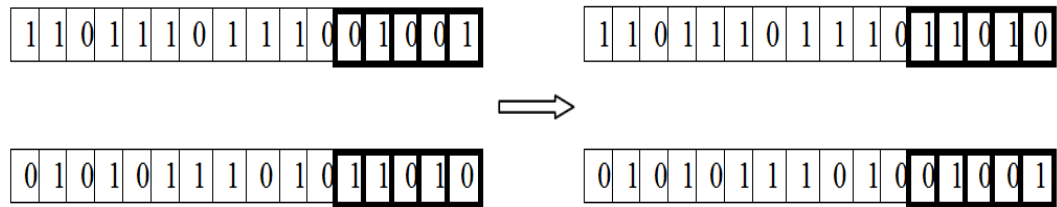


FIGURE III.18 – Exemple illustratif du croisement.

afin de rendre plus précise la sélection de sous-ensembles de gènes. Étant donné que la fonction d'évaluation que nous avons définie a deux objectifs, celui du nombre minimal de règles et celui de la meilleure classification de formes. Notre algorithme se focalise donc à chercher un meilleur sous-ensemble candidat pour réaliser la sélection du sous-ensemble de règles. La mutation que nous proposons repose sur le fait que nous éliminons les règles inutiles et redondantes. L'objectif de la mutation est d'assurer la réduction de dimension. Chaque opération de mutation élimine un seul gène.

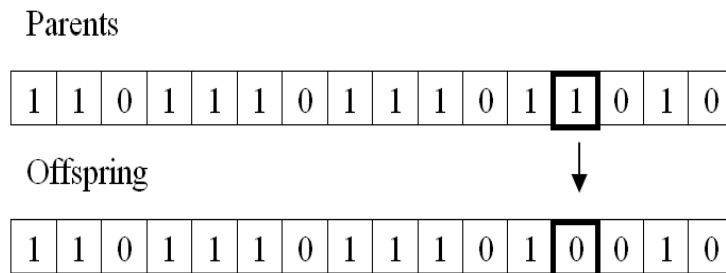


FIGURE III.19 – Exemple illustratif de la mutation.

### III.8.2 Résultats obtenus

Nous avons testé les performances de l'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt en utilisant l'algorithme de sélection présenté dans la section précédente. Le tableau (III.16) montre les performances d'apprentissage de cette approche.

La figure (III.20) présente les performances optimales dans la phase d'apprentissage en utilisant Fuzzy Levenberg-Marquardt-GA. Nous remarquons que l'algorithme converge

TABLE III.16 – Résultats d'apprentissage par l'algorithme Levenberg-Marquardt-GA.

Epoch (cycle d'apprentissage)	Mean Square Error	Gradient
0	0.485953	72.8488
25	0.0046524	3.8282
50	0.00241349	4.09775
75	0.00134015	0.974843
100	0.000393538	0.579543
108	0.00031266	0.094445

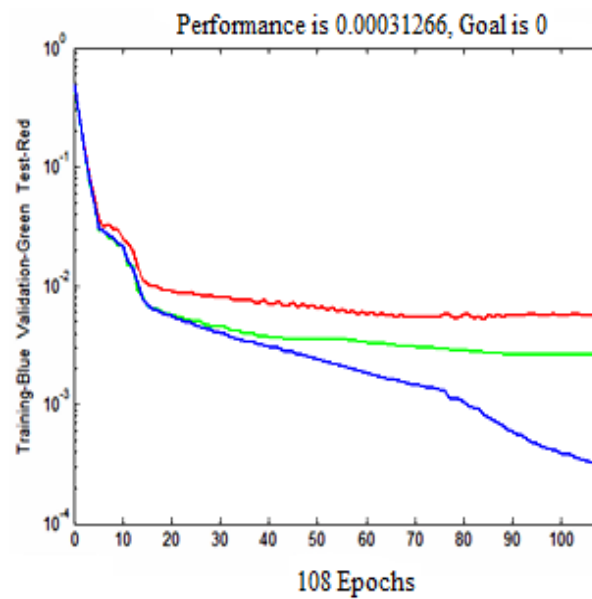


FIGURE III.20 – Performance d'apprentissage pour 108 Epochs.

vers une solution optimale à partir de 108 itérations avec la valeur de l'erreur quadratique  $MSE = 0.00031266$ . Cette valeur sera utilisée pour le calcul du taux de classification.

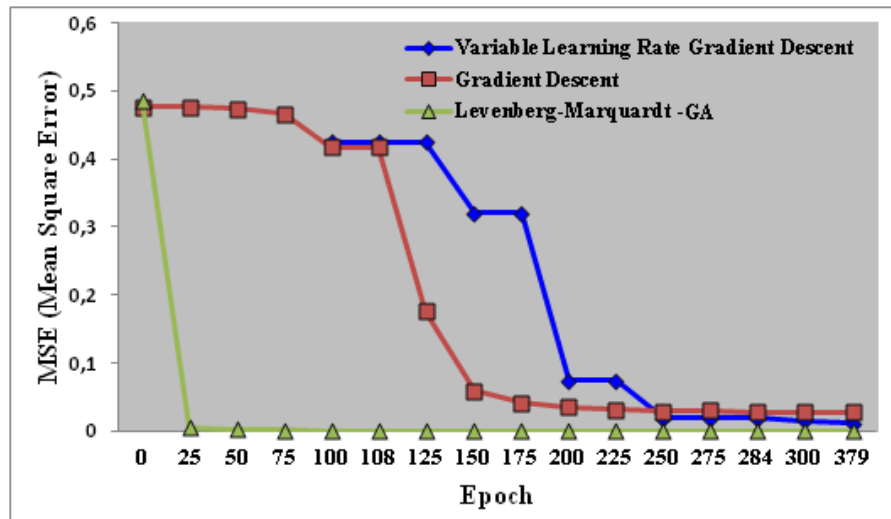


FIGURE III.21 – MSE de trois algorithmes développés.

Dans la figure (III.21), l'algorithme Levenberg-Marquardt-GA est appris plus rapidement que les deux algorithmes : Gradient Descente et Variable Learning Rate Gradient Descente.

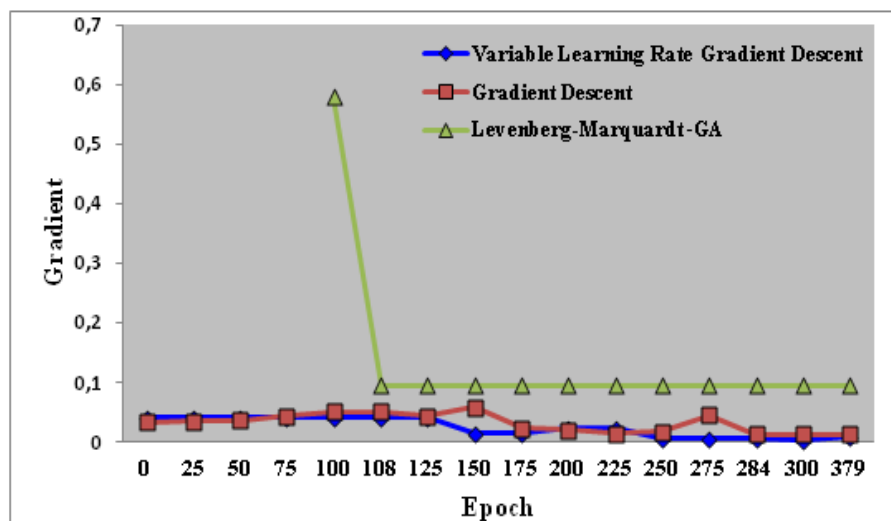


FIGURE III.22 – Gradient de trois algorithmes développés.

A partir des résultats de la figure (III.22), on peut déduire que le gradient diminue avec la diminution de l'erreur quadratique moyenne, pendant que la valeur optimale de l'erreur quadratique moyenne est fixée à la plus faible valeur. En effet, la surface de séparation (en utilisant des segments circulaires) entre deux classes est représentée sur la figure (III.23).

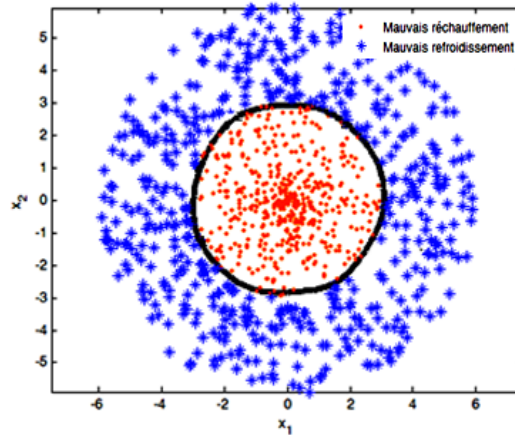


FIGURE III.23 – Classification de vecteurs de test avec l’algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt-GA.

En utilisant l’algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt, la figure (III.24) montre que nous trouvons la meilleure solution après 379 itérations pour la globalité de la base de données. Cette solution représente le résultat optimal puisque nous trouvons cette même solution dans plusieurs itérations. Nous pouvons encore améliorer la rapidité de notre algorithme en réduisant le nombre de règles utilisés.

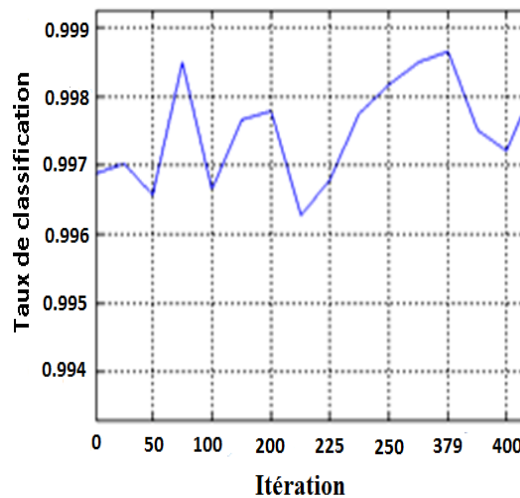


FIGURE III.24 – Résultats de classification en utilisant Fuzzy Levenberg-Marquardt.

L’étude de ces courbes montre qu’on peut obtenir les meilleures performances, soit un taux de classification global de 99.98%, pour un nombre de cycle d’apprentissage égal à 108 itérations et pour un nombre de règles floues dans la couche cachée égal à 8. Cette solution montre la rapidité de notre algorithme. Dans ce cas, les résultats obtenus pour chacune des classes sont présentés dans le tableau (III.17) en utilisant trois modèles du



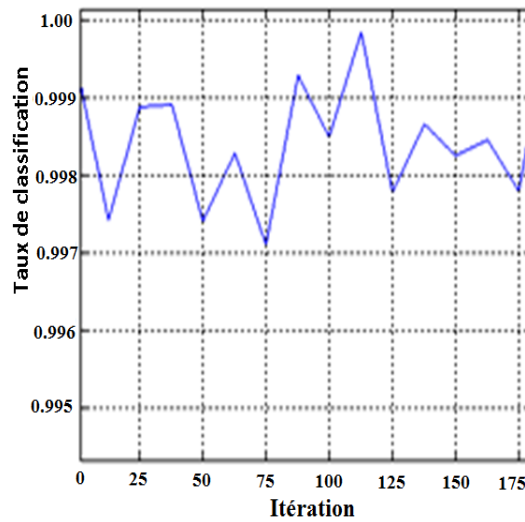


FIGURE III.25 – Résultats de classification en utilisant Fuzzy Levenberg-Marquardt-GA.

perceptron pour les différents jeux de données :

Ce tableau affiche la qualité de classification en utilisant :

- L'ensemble de toutes les règles.
- Le meilleur sous-ensemble de règles sélectionnées par l'algorithme génétique.

On peut remarquer aussi que suite à l'apprentissage : les deux sorties du perceptron flou permettent de reproduire la forme des densités de probabilité des deux classes. La décision qui est prise est donc optimale au sens de l'image affichée et le réseau de neurone entraîné constitue une approximation du classifieur de Bayes.

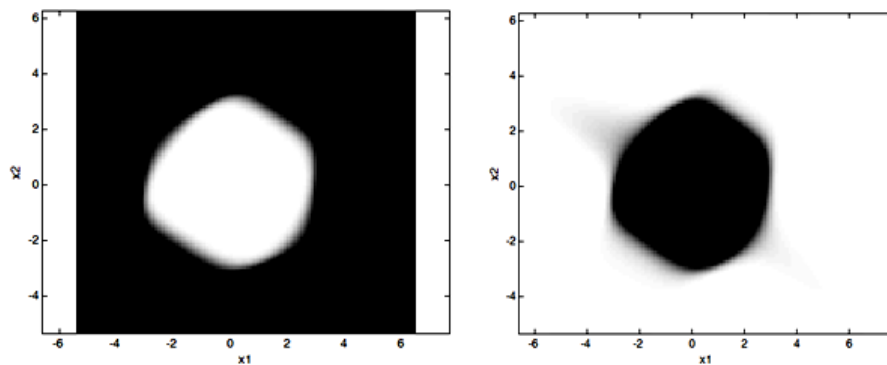


FIGURE III.26 – Sorties du perceptron flou correspondant à deux classes.

TABLE III.17 – Taux de classification en utilisant Levenberg-Marquardt-GA avec les trois perceptrons.

Type du perceptron	LM- GA (%)		VLRGD (%)		GD(%)	
	Classe 1	Classe 2	Classe 1	Classe 2	Classe 1	Classe 2
Perceptron simple	97.80	98.20	97.00	98.00	96.30	97.50
Perceptron multi-couches	99.80	99.88	99.40	99.60	98.00	99.20
Perceptron flou	99.98	100	99.00	100	99.00	99.98
Nombre de règles	8		16		16	

## III.9 Exploitation de la base de données 2

### III.9.1 Problème de classification multi-classes

Dans cet exemple numérique, nous considérons que notre problème de classification de formes est de quatre classes dans un espace de représentation  $[0, 1]^n$  [DSS15b]. Par conséquent, nous avons utilisé une grille floue simple avec des fonctions d'appartenance pré-spécifiée. L'ensemble de toutes les règles candidates possibles est déterminé. L'objectif vise alors à trouver le taux optimal de classification avec un nombre pertinent des règles floues.

Il a été affirmé par Carse et al. [CFM96] que la partition floue de type grille ne gère pas les problèmes de grande dimension avec de nombreuses variables d'entrée à cause de la dimensionnalité. Cela veut dire que lorsqu'on utilise la partition floue de type grille, le nombre de règles floues augmente de façon exponentielle avec l'augmentation du nombre de variables d'entrée. Dans ce chapitre, nous utilisons la partition floue de type grille pour des problèmes de classification de formes avec de nombreux attributs car une telle partition floue a un avantage relatif aux systèmes basés sur les règles floues : la compréhensibilité de règle floue. Notre approche dans ce travail traite la dimensionnalité par :

- (1) générer efficacement un nombre traitable des règles floues candidates,
- (2) sélectionner un petit nombre des règles floues candidates et,
- (3) construire un système de classification flou approprié basé sur les règles sélectionnées.

En effet, le développement scientifique a permis d'augmenter la taille des bases de données. Il est donc difficile de prendre de décision optimale dans un temps raisonnable. Cela veut dire que la grande dimension des données engendre des problèmes en classification.

Pour cela, une identification efficace des règles floues s'avère nécessaire pour le succès de l'étape de classification. Elle procède par appliquer une sélection des règles pertinentes. Les règles redondantes et non utiles seront éliminées afin d'avoir une meilleure représentation des attributs. Les principaux objectifs de la réduction de dimension peuvent être décrits par :

- Identification des attributs pertinents,
- Amélioration de la tâche de classification,
- Facilitation de la visualisation et la compréhension de données.

### III.9.2 Génération des règles de classification floue

Dans notre méthode de sélection de règle, nous utilisons les règles floues de type Si-Alors pour un problème de classification de formes de C-classe dans un espace de formes à  $n$  dimensions  $[0, 1]^n$  :

Règle  $R_j$  : Si  $x_1$  est  $A_{j1}$  et  $x_n$  est  $A_{jn}$   
 Alors Class  $C_j$  avec  $CF = CF_j$ ,

Où  $R_j$  est l'étiquette du  $j$ -th règle floue,  $A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jn}$  sont des ensembles flous antérieures sur le support  $[0, 1]$ ,  $C_j$  est la classe résultante ;  $CF_j$  est le degré d'exactitude de la règle floue  $R_j$ .

$$CF_j = (B_{Classh_j}(R_j) - \bar{\beta}) / \sum_{h=1}^m B_{Classh}(R_j) \quad (\text{III.23})$$

Où

$$\bar{\beta} = \sum_{h \neq h_j} B_{Classh}(R_j) / (m - 1) \quad (\text{III.24})$$

#### III.9.2-a Algorithme de génération

Cette section propose un algorithme de génération dans le cas des problèmes de classification de formes multi-classes, où le meilleur nombre de règles est déterminé. L'algorithme de génération est présenté comme suit :

Avec notre problème de classification de formes de 4-classes, la figure 3D suivante présente une répartition complexe qui va compliquer la tâche de classification. Selon la figure (III.27), nous considérons que  $c = 4$  (problème de 4 classes),  $n = 3$ , l'espace va réduire en un espace de dimension  $n - 1$  (espace de formes à deux dimensions) et  $m = 200$  (200 points d'apprentissage).

Étape 1 : Calculer le grade de compatibilité de chaque forme d'apprentissage  $x_p$  avec la règle floue  $R_j$  par :

$$\mu_j(x_p) = \mu_{j1}(x_{p1}) \times \dots \times \mu_{jn}(x_{pn}) \quad (\text{III.25})$$

Où  $\mu_j(x_p)$  est la fonction d'appartenance.

Étape 2 : Pour  $h = 1, 2, \dots, c$ , calculer la somme des grades de compatibilité des formes d'apprentissage pour chaque classe (classe 1, classe 2, classe 3 et classe 4) comme suit :

$$\beta_{Classh}(R_j) = \sum_{x_p \in Classh} \mu_j(x_p), h = 1, 2 \quad (\text{III.26})$$

Étape 3 : Trouver la Classe  $h_j$  qui a la valeur maximale de  $\beta_{classh}(R_j)$  :

$$\beta_{classh_j}(R_j) = \max\{\beta_{class1}(R_j), \dots, \beta_{classc}(R_j)\} \quad (\text{III.27})$$


---

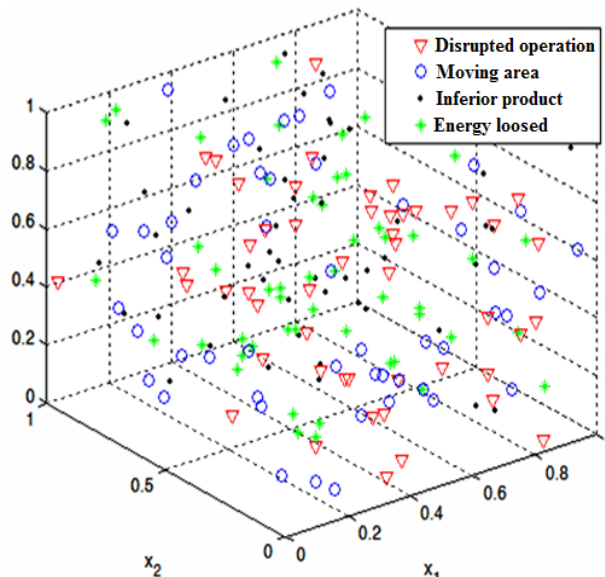


FIGURE III.27 – Problème de distribution des données.

TABLE III.18 – Algorithme de Fuzzy Levenberg-Marquardt.

Fuzzy Levenberg-Marquardt		
Epoch (cycle d'apprentissage)	Mean Square Error	Gradient
0	0.409854	92.9824
25	0.00507328	1.30107
50	0.0035069	2.4926
75	0.00269036	7.47016
86	0.00223453	3.68041

TABLE III.19 – Les paramètres de l'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt.

Paramètres	Valeurs	Description
$P$	200	training patterns
$E$	1000	Iteration
$\eta$	0.01	Learning rate
Max_TT	Infinite	Maximum Training Time

Le tableau (III.18) donne l'erreur quadratique moyenne et les résultats du gradient en utilisant l'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt sans intégration des algorithmes génétiques.

A partir de ce tableau, on peut observer que la meilleure valeur de l'erreur quadratique moyenne ( $MSE$ ) égale à 0,00223453. En outre les valeurs de l'erreur quadratique moyenne ( $MSE$ ) et gradient convergent vers la valeur 0. Les paramètres utilisés pour l'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt sont également mentionnés dans le tableau (III.19).

Pour valider les résultats de  $MSE$  et gradient obtenus, nous avons intégré l'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt avec les algorithmes génétiques. Les résultats sont mentionnés dans le tableau (III.20).

TABLE III.20 – Algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt-GA.

Fuzzy Levenberg-Marquardt-GA		
Epoch (cycle d'apprentissage)	Mean Square Error	Gradient
0	0.496374	7.41671
25	0.0061208	10.8676
50	0.00219148	15.7436
63	0.00033976	0.546807

Le tableau (III.20) montre l'erreur quadratique moyenne et les résultats du gradient obtenus par Fuzzy Levenberg-Marquardt-GA. On peut observer que la meilleure valeur obtenue pour l'erreur quadratique moyenne  $MSE$  est égal à 0.00033976 et celle par le gradient est égal à = 0,546807. A partir de ces résultats, notons que l'algorithme génétique donne les meilleures performances en comparant avec l'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt sans intégration des algorithmes génétiques. Une valeur particulière de  $MSE = 0.00033976$  est définie comme un résultat optimal pour le problème de classification de formes. L'hypothèse est alors faite que chaque augmentation de règle floue ayant une influence importante sur le taux de classification.

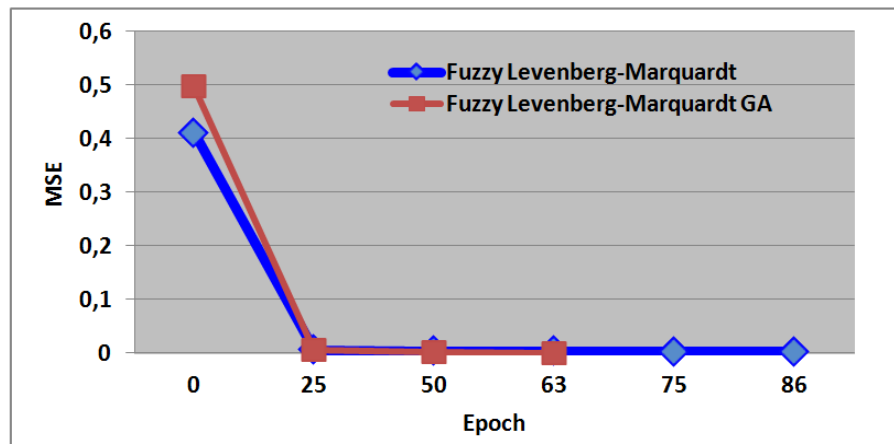


FIGURE III.28 – Comparaison entre les deux algorithmes.

L'exemple numérique démontre l'applicabilité de l'approche proposée. Le problème étudié a été résolu avec deux algorithmes Fuzzy Levenberg-Marquardt et Fuzzy Levenberg-Marquardt-GA. A partir de la figure (III.28), les résultats obtenus montrent que, dans notre cas d'étude, l'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt-GA possède une bonne capacité de convergence que celle de Fuzzy Levenberg-Marquardt. Ceci s'explique par l'augmentation du nombre de règles floues inutiles. Donc, ces résultats prouvent que la vitesse de convergence de notre algorithme est élevée. Sans l'algorithme génétique proposé, la phase d'apprentissage perdra beaucoup du temps à trouver la solution optimale et améliorer ainsi le taux de classification.

La figure (III.29) illustre le résultat d'un diagnostic de la deuxième base de données (four rotatif). Cette figure présente un problème de classification de quatre modes de dysfonctionnement avec un nombre important des attributs. L'interprétation du système de diagnostic, dans ce cas, est difficile voire impossible si le nombre de données d'apprentissage est énorme. Aussi la croissance de la taille du problème rend la phase de classification très longue. Pour obtenir un bon diagnostic, nous avons utilisé la méthode de sélection de règles floues les plus utiles pour prendre en compte tous les attributs discriminants. Dans ce contexte, la performance du classifieur dépend des attributs qui doivent être classés. La

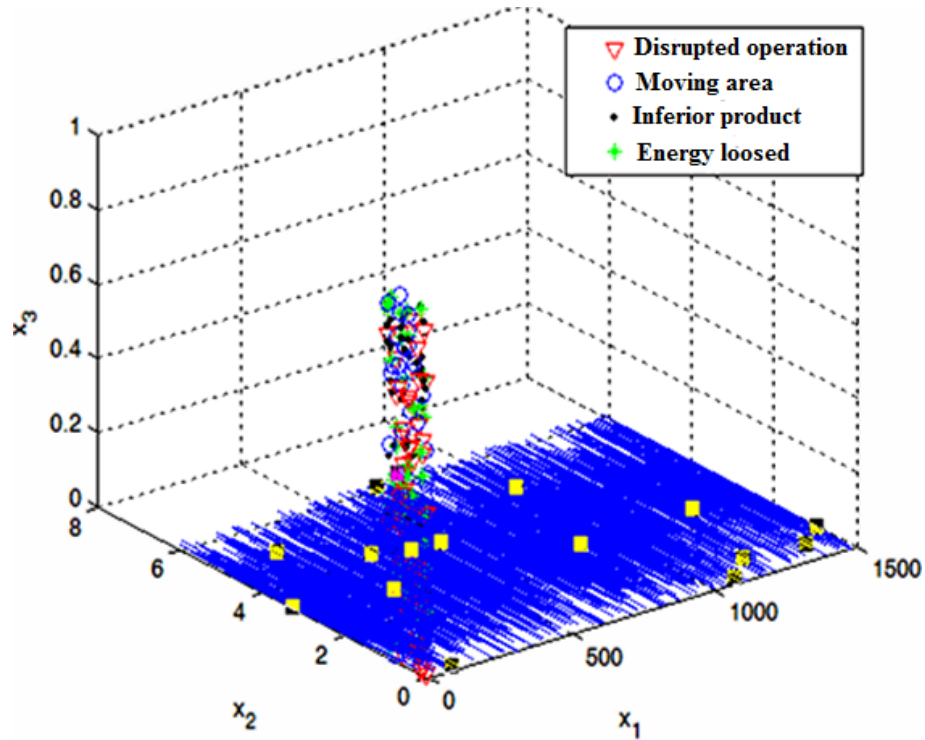


FIGURE III.29 – Problème de classification de formes.

précision est donc un critère important pour évaluer la qualité du système de classification.

Le tableau (III.21) donne l'évolution du taux de classification pour différentes classes du problème dans les deux cas : l'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt sans GA et l'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt avec GA.

Comme indiqué dans la figure (III.30), le taux de classification a été considérablement amélioré, tout en intégrant l'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt avec GA. Il est clair que certaines règles sont considérées comme inutiles ou redondantes ayant un impact significatif sur le classifieur. Si nous appliquons la phase d'apprentissage avec toutes les règles et les utilisons pour classer les défauts, le système ne peut pas obtenir le taux de classification

TABLE III.21 – Taux de classification.

Perceptron flou	Taux de classification (%)			
	Class 1	Class 2	Class 3	Class 4
Fuzzy Levenberg-Marquardt	99.80	99.65	98.70	98.99
Fuzzy Levenberg-Marquardt-GA	99.99	99.85	99.20	99.73
Taux d'amélioration	0.19	0.2	0.5	0.74

idéale.

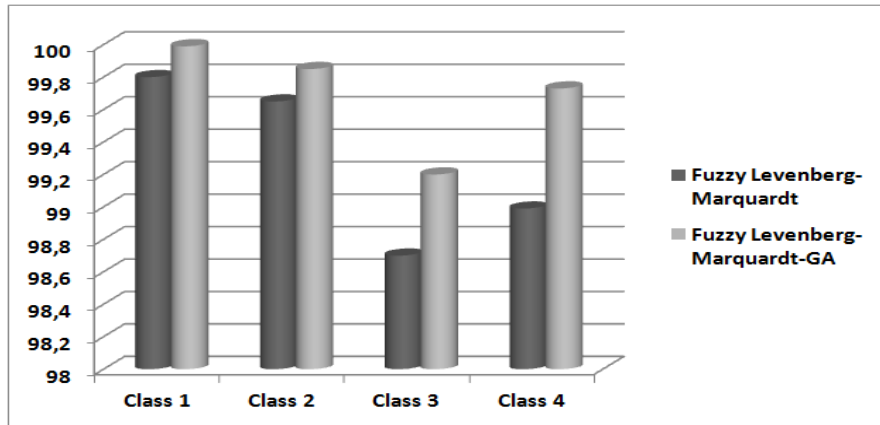


FIGURE III.30 – Comparaison entre les taux de classification pour chaque classe.

En conclusion, on peut noter que l'intégration de l'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt avec les algorithmes génétiques, pour les deux problèmes : binaires et multi-classes, donne les meilleures performances, et résiste mieux à la présence de paramètres non discriminants que les autres algorithmes.

### III.10 Conclusion

Dans ce travail, nous nous sommes intéressés au problème de classification de formes dans le cas binaire et multi-classes en nous basant sur l'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt-GA. Celui-ci a été testé sur deux procédés industriels, à savoir : le système de pasteurisation et le système de clinkérisation. Suite à une comparaison de certains perceptrons (perceptron simple, perceptron multicouches et perceptron flou), nous avons pu remarquer que le perceptron flou permet d'atteindre un taux de classification satisfaisant. Toutefois, à cause d'un grand nombre de règles inutiles ou redondantes, nous avons utilisé l'algorithme génétique dans l'étape de sélection. Avant l'application de cet algorithme, nous avons comparé trois algorithmes d'apprentissage tels que : Variable Learning Rate Gradient Descent (VLRGD), Gradient Descent (GD) et Levenberg-Marquardt (LM). Les résultats obtenus montrent qu'il serait intéressant de combiner l'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt avec les algorithmes génétiques afin d'améliorer la performance du système de diagnostic et d'augmenter son taux de bonne classification.

Dans le chapitre suivant, on va chercher évaluer et optimiser la fiabilité du système afin de prendre la décision la plus rationnelle et économique.



# Chapitre IV

## Contribution à l'optimisation d'une stratégie de maintenance sélective pour des systèmes multi-composants

*L'objet de ce chapitre est d'exposer l'intérêt de la planification des stratégies optimales de maintenance des systèmes. Il aborde le cas des systèmes binaires. Ensuite, en se basant sur un modèle probabiliste des durées de vie, les expressions de la fiabilité et celles du taux de panne, entre autres, associées à un composant seront présentées. Le calcul de la fiabilité d'un système multi-composant, en particulier, ceux ayant une structure série ou parallèle, sera également abordé. Ces notions préliminaires et de base ont pour but de clarifier nos notations et définitions qui seront exploitées dans la suite de ce travail de thèse. Une revue de littérature mentionnant les principales références des travaux existants en maintenance sera fournie. Elle permettra ensuite d'identifier les principales limitations de ces travaux existants. Comme réponse à ces limitations, le concept de la maintenance sélective sera alors exposé.*

## IV.1 Introduction

Ces dernières décennies, une attention particulière a été portée aux problèmes de fiabilité et de maintenance des systèmes industriels. La maintenance s'impose de plus en plus comme un élément clé de l'entreprise qui souhaite maintenir le fonctionnement des équipements et absorber les aléas qui peuvent se produire au cours de leur fonctionnement. Ainsi, pour accroître la fiabilité avec de faibles charges et une production de meilleure qualité et en continu, l'entreprise s'est trouvée contrainte de mettre en place des stratégies de maintenance appropriées.

Avec le développement technologique, les systèmes industriels sont de plus en plus complexes et sont souvent constitués de plusieurs composants. on parle alors de systèmes multi-composant. Pour de tels systèmes, les exploitants exigent un très haut niveau de fiabilité et de sécurité. dans ce contexte les stratégies de maintenance classique qui considère le système comme une seule entité ne sont plus applicables. Suite à ce constat, il devient nécessaire de développer d'autres stratégies de maintenance permettant de prendre en considération les composants qui constituent le système. Ces stratégies doivent être élaborées dans l'objectif de réduire la fréquence et la durée des arrêts accidentelles tout en garantissant un niveau minimal requis de fiabilité. Pour évaluer la fiabilité du système, il est nécessaire de spécifier sa configuration ainsi que son processus de défaillance. Dans nos travaux de thèse nous considérons un système constitué d'un ensemble de composants interconnectés et concourent à donner au système la possibilité de réaliser la mission pour laquelle il a été conçu. Dans nos travaux, nous supposons que les composants ainsi que le système se dégradent avec l'âge. Nous supposons également qu'un composant, ainsi que le système, sont binaires. En d'autres termes, le système, comme un de ses composants, ne peuvent avoir que deux états possibles de fonctionnement, à savoir l'état de fonctionnement normal ou l'état de défaillance. La figure (IV.1) montre une représentation graphique de ces deux états. L'occurrence d'une défaillance permet la transition de l'état de fonctionnement normal à l'état de défaillance. Une opération de maintenance quant à elle permet au système de retrouver, complètement ou partiellement, ses performances nominales.

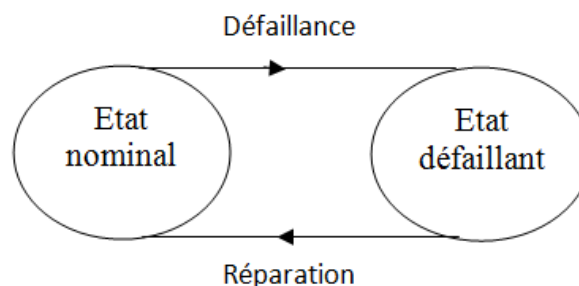


FIGURE IV.1 – Système binaire.

La fiabilité d'un système multi-composant est évaluée à partir de celles des composants qui le constituent. Cette fiabilité dépend naturellement de la manière avec laquelle les composants concourent à l'accomplissement de la mission du système. Dans le cadre des travaux de cette thèse, le calcul de la fiabilité d'un système ou celle de l'un de ses composants repose sur un modèle probabiliste. Ce modèle permet de représenter les durées de vie d'un composant par une variable aléatoire définie par l'une des fonctions : densité de probabilité, de répartition ou de fiabilité. Comme il sera montré, ces fonctions sont toutes équivalentes et permettent de caractériser complètement un composant en fonction de la loi de ses durées de vie. Ainsi, le modèle probabiliste d'un composant repose explicitement sur la connaissance de l'une de ces fonctions.

#### IV.1.1 Modèle probabiliste des durées de vie

Soit  $T$  la variable aléatoire qui caractérise les durées de vie d'un composant. Cette variable aléatoire suit une loi de probabilité pouvant être définie par des fonctions continues suivantes :

- Fonction de densité des durées de vie :

La fonction  $f(t)$  définit la densité de probabilité des durées de vie d'un composant à un instant donné. C'est une fonction définie sur  $[0, \infty[$ , mesurable et de mesure égale à l'unité. La probabilité que le composant soit défaillant entre  $[t, t + dt]$  est sensiblement égale au produit  $f(t)dt$ . La fonction  $f(t)$  est donc définie par :

$$f(t) = \lim_{dt \rightarrow 0} \frac{P(t < T \leq t + dt)}{dt}. \quad (\text{IV.1})$$

- Fonction de répartition :

Cette fonction, est aussi appelée fonction de distribution, définit la probabilité de défaillance d'un composant avant une date  $t$  :

$$\begin{aligned} F(t) &= P(T \leq t), \\ &= \int_0^t f(x)dx. \end{aligned} \quad (\text{IV.2})$$

La fonction de répartition  $F(t)$  est une fonction croissante et bornée telle que :

$$\lim_{t \rightarrow 0} F(t) = 0, \quad (\text{IV.3})$$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} F(t) = 1. \quad (\text{IV.4})$$

- Fonction de fiabilité :

Cette fonction est dite aussi fonction de survie. Elle exprime la probabilité com-

plémentaire de la fonction de répartition  $F(t)$  et définit donc la probabilité que le composant fonctionne sans défaillance (ne tombe pas en panne avant l'instant  $t$ ) durant l'intervalle  $[0, t]$ .

$$\begin{aligned} R(t) &= P(T > t), \\ &= 1 - F(t), \\ &= \int_t^{\infty} f(x)dx. \end{aligned} \tag{IV.5}$$

Contrairement à la fonction de répartition, la fonction de survie ou de fiabilité est décroissante en fonction de la variable  $t$ . Elle vérifie les propriétés :

$$\lim_{t \rightarrow 0} R(t) = 1, \tag{IV.6}$$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} R(t) = 0. \tag{IV.7}$$

– Fonction de taux de hasard ou taux de panne :

La fonction  $\lambda(t)dt$  est la probabilité conditionnelle de défaillance du composant à un instant  $t + dt$  sachant qu'il a survécu jusqu'à l'âge  $t$  sans défaillance. C'est une fonction positive, définie par :

$$\begin{aligned} \lim_{dt \rightarrow 0} \lambda(t)dt &= P(t < T \leq t + dt | T > t), \\ &= \frac{P(t < T \leq t + dt; T > t)}{P(T > t)}, \\ &= \frac{P(t < T \leq t + dt)}{P(T > t)}, \end{aligned} \tag{IV.8}$$

Des Équations (IV.1) et (IV.8), nous déduisons l'expression de la fonction de risque instantané ou de taux de défaillance (panne) par :

$$\lambda(t) = \frac{f(t)}{R(t)}. \tag{IV.9}$$

Elle peut être constante CFR<sup>1</sup>, croissante IFR<sup>2</sup>, décroissante DFR<sup>3</sup> ou une combinaison des trois. De l'équation (IV.9) et sachant que :

$$f(t) = -\frac{dR(t)}{dt}, \tag{IV.10}$$

nous obtenons,

---

1. Constant Failure Rate  
2. Increasing Failure Rate  
3. Decreasing Failure Rate

$$\lambda(t) = -\frac{d \log (R(t))}{dt}. \quad (\text{IV.11})$$

L'intégration de l'Équation (IV.11) permet d'établir la relation entre  $\lambda(t)$  et  $R(t)$  telle que :

$$R(t) = \exp \left( -\int_0^t \lambda(u) du \right), \quad (\text{IV.12})$$

Ainsi, la connaissance de la fonction de risque instantanée  $\lambda(t)$  permet de déterminer la fiabilité du composant.

La fiabilité d'un composant est souvent représentée par une courbe caractéristique dite en baignoire (Figure IV.2). Elle décrit l'évolution du taux de panne  $\lambda(t)$  en fonction du temps  $t$  et permet de mettre en évidence, trois phases de la vie du composant. Une première phase dite de *jeunesse* où le taux de panne est décroissant (DFR). Dans la seconde phase, le taux de panne est constant (CFR). Cette phase est communément dite phase des durées de *vie utile*. La troisième phase, quant à elle, permet de représenter la phase d'usure dite encore de *vieillesse*. Pendant cette dernière phase, le taux de panne est croissant (IFR).

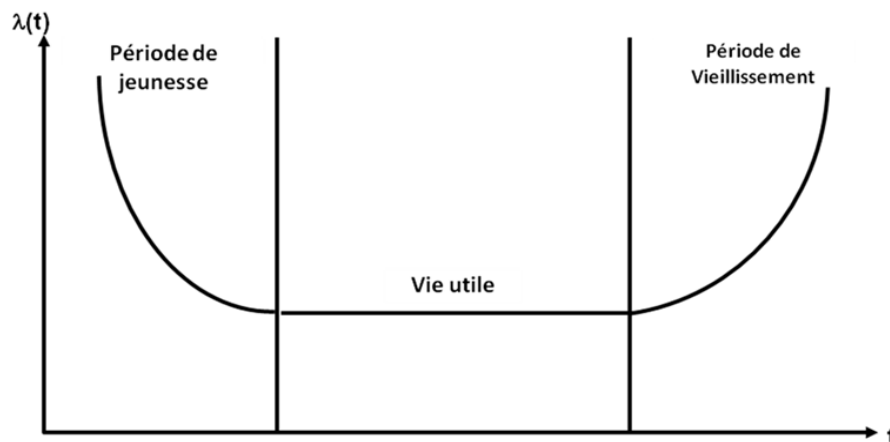


FIGURE IV.2 – Courbe en baignoire.

– Fonction de taux cumulé de panne :

La fonction de taux cumulé de panne représente le nombre moyen de défaillances dans un intervalle de temps [Ros07]. Elle est définie par l'intégrale de la fonction risque instantanée  $\lambda(t)$ .

$$\Lambda(t) = \int_0^t \lambda(x) dx. \quad (\text{IV.13})$$

De l'Équation (IV.11), nous obtenons :

$$\Lambda(t) = -\log (R(t)), \quad (\text{IV.14})$$

d'où son nom en anglais log-survival-function.

Contrairement à la fonction  $\lambda(t)$ , la fonction de taux cumulé de panne est strictement croissante.

- Fonction de fiabilité conditionnelle :

La fiabilité conditionnelle quantifie la probabilité de survie d'un composant sachant qu'il a survécu jusqu'à l'âge  $t_0$ . Elle est définie par :

$$R_{t_0}(t) = P(T > t + t_0 | T > t_0), \quad (\text{IV.15})$$

$$= \frac{R(t + t_0)}{R(t_0)}. \quad (\text{IV.16})$$

Elle est réécrite en utilisant la fonction de risque  $\lambda(t)$  par :

$$R_{t_0}(t) = \exp\left(-\int_{t_0}^{t+t_0} \lambda(u) du\right), \quad (\text{IV.17})$$

ou encore :

$$R_{t_0}(t) = \exp(\Lambda(t_0) - \Lambda(t + t_0)). \quad (\text{IV.18})$$

- Fonction des durées de vie résiduelle moyenne :

Elle constitue le temps moyen de fonctionnement espéré sans défaillance après un instant  $t$ . La durée moyenne résiduelle est définie par l'espérance conditionnelle suivante :

$$\epsilon(t) = E(T - t | T > t), \quad (\text{IV.19})$$

Celle-ci est évaluée à :

$$\begin{aligned} \epsilon(t) &= \int_t^\infty (x - t) \frac{f(x)}{R(t)} dx, \\ &= -\frac{\int_t^\infty (u - t) dR(u)}{R(t)}, \end{aligned} \quad (\text{IV.20})$$

avec une intégration par partie, le terme de droite de l'Équation (IV.20) devient

$$\frac{[-(x - t) R(x)]_t^\infty + \int_t^\infty R(x) dx}{R(t)}. \quad (\text{IV.21})$$

Si on suppose la condition suivante vérifiée :

$$\lim_{x \rightarrow \infty} xR(x) = 0,$$

alors la fonction des durées de vie résiduelle moyenne est donnée par :

$$\epsilon(t) = \frac{1}{R(t)} \int_t^\infty R(x) dx. \quad (\text{IV.22})$$

Avec la fonction des durées de vie résiduelle, il est possible d'évaluer la fonction

de fiabilité de l'équipement par intégration de sa fonction inverse  $\left(\frac{1}{\epsilon(t)}\right)$  et nous obtenons la relation suivante.

$$R(t) = \frac{\epsilon(0)}{\epsilon(t)} \exp\left(-\int_0^t \frac{1}{\epsilon(x)} dx\right), \quad (\text{IV.23})$$

où  $\epsilon(0)$  est l'espérance mathématique de la variable aléatoire  $T$  des durées de vie du composant. Par conséquent, avec la fonction des durées de vie moyenne résiduelle, nous pouvons également caractériser un composant au même titre que les fonctions  $f(t)$ ,  $F(t)$ ,  $R(t)$  et  $\lambda(t)$ .

Dans le domaine de la fiabilité des systèmes, lorsque le modèle probabiliste est adopté, deux type de lois sont largement exploitées pour représenter les durées de vie des composants. Ces lois sont la loi exponentielle et la loi de Weibull. Elles sont brièvement décrites dans ce qui suit.

– La loi exponentielle :

Une variable aléatoire  $T$  suit une loi exponentielle si sa fonction de densité de probabilité  $f(t)$  est définie par :

$$f(t) = \lambda \exp^{-\lambda t}, \quad t \geq 0 \quad (\text{IV.24})$$

Où  $\lambda > 0$  est le paramètre de la loi.

Les fonctions de distribution  $F(t)$ , de fiabilité  $R(t)$  et du taux de panne  $(t)$  d'une telle loi sont :

$$F(t) = 1 - \exp^{-\lambda t}, \quad (\text{IV.25})$$

$$R(t) = \exp^{-\lambda t}, \quad (\text{IV.26})$$

$$h(t) = \frac{f(t)}{R(t)} = \lambda. \quad (\text{IV.27})$$

La fonction du taux de panne de la loi exponentielle est constante. C'est une loi dite sans mémoire.

– La loi de Weibull :

Une variable aléatoire  $T$  suit une loi de Weibull si sa fonction de densité de probabilité est définie par :

$$f(t) = \frac{\beta t^{\beta-1}}{\eta^\beta} \exp^{-(t/\eta)^\beta}, \quad t \geq 0 \quad (\text{IV.28})$$

où  $\beta > 0$  est le paramètre de forme et  $\eta > 0$  est le paramètre d'échelle de la loi.

Les fonctions de distribution  $F(t)$ , de fiabilité  $R(t)$  et du taux de panne  $\lambda(t)$  d'une telle loi sont :

$$F(t) = 1 - \exp^{-(t/\eta)^\beta}, \quad (\text{IV.29})$$

$$R(t) = \exp^{-(t/\eta)^\beta}, \quad (\text{IV.30})$$

$$\lambda(t) = \frac{f(t)}{R(t)} = \frac{\beta t^{\beta-1}}{\eta^\beta}. \quad (\text{IV.31})$$

## IV.2 Evaluation de la fiabilité d'un système multi-composant : diagramme block de fiabilité

Pour un système constitué d'un ensemble de composants, la configuration du système décrit la manière selon laquelle les composants concourent à l'accomplissement de la mission du système. Dans le présent travail, la structure d'un système multi-composant est représentée par un diagramme block de fiabilité. Par exemple, si un système est constitué de  $n$  composants en série (figure IV.3) alors, pour cette configuration, les durées de vie du système correspondent à celles du composant le moins fiable. Par exemple, dans une ligne de production, supposons que trois machines sont disposées en série avec des valeurs de fiabilité respective de 60%, 50%, et 70%. Pour cette ligne de production, la fiabilité résultante et le produit des fiabilités des machines et la variable aléatoire  $T_s$  des durées de vie du système (ligne de production) est donnée par :

$$T_s = \min_{i=1, \dots, n} T_i \quad (\text{IV.32})$$

où  $T_i$  est la variable aléatoire des durées de vie de la  $i^{\text{me}}$  machine. Il en résulte donc une fiabilité  $R_s(t)$  du système :

$$R_s(t) = \Pr(T_s > t) = \Pr(\min_{i=1, \dots, n} T_i > t) \quad (\text{IV.33})$$

Si les composants sont indépendants, hypothèse que nous exploitons dans le cadre de



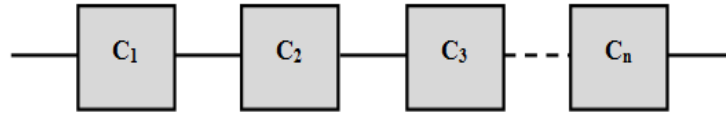


FIGURE IV.3 – Diagramme d'un système série.

ce travail, la fiabilité du système ci-dessus devient :

$$R_s(t) = \prod_{i=1}^n R_i(t) \quad (\text{IV.34})$$

De même, pour une configuration parallèle donnée par la figure (IV.4), les durées de vie du système sont évaluées telles que :

$$T = \max_{i=1,n} T_i \quad (\text{IV.35})$$

La fiabilité du système parallèle est obtenue comme suit :

$$R_s(t) = \Pr(T_{syst} > t) = \Pr(\max_{i=1,n} T_i > t) = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - R_i(t)) \quad (\text{IV.36})$$

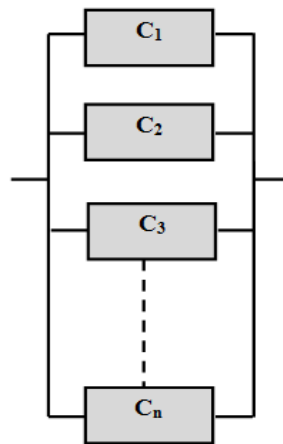


FIGURE IV.4 – Diagramme d'un système parallèle.

Un système peut également avoir plusieurs sous-systèmes connectés en série, où les composants dans chaque sous-système sont connectés en parallèle. Cette disposition est donc d'une configuration série-parallèle. Dans cette configuration, la première performance de chaque sous-système est calculée selon l'arrangement parallèle, qui est la somme des performances des composants individuels dans chaque sous-système. Lorsque tous les sous-systèmes sont connectés en série, la performance du système est le minimum des perfor-

mances de ces sous-systèmes.

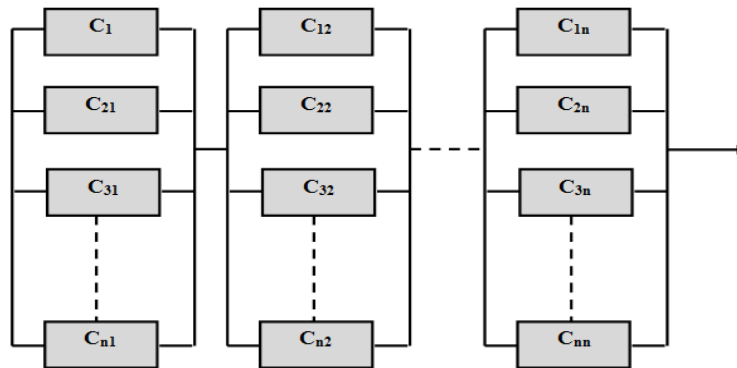


FIGURE IV.5 – Diagramme d'un système série-parallèle.

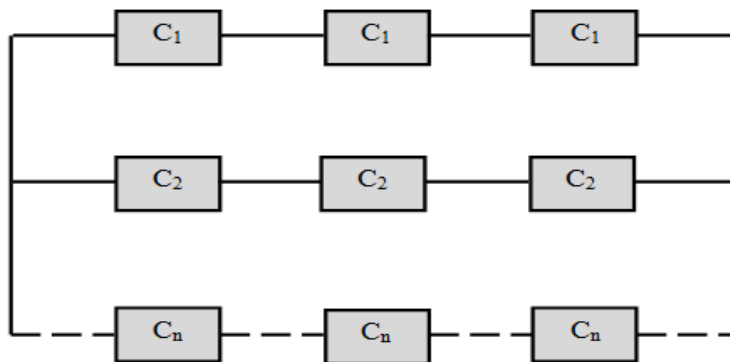


FIGURE IV.6 – Diagramme d'un système parallèle-série.

### IV.3 Stratégies de maintenance

Selon la norme NF EN 13306 [AFN01], la fonction maintenance est définie comme étant l'ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise. Afin de garantir le bon fonctionnement de ses systèmes de production, il est nécessaire de définir une stratégie de maintenance adéquate. Une stratégie de maintenance est définie selon trois critères principaux. Le premier critère permet de garantir une meilleure disponibilité du système de l'ensemble des systèmes de production pour les fonctions requises, au coût optimum. Le second critère permet le respect des exigences de sécurité relatives aux systèmes à la fois pour le personnel de maintenance et le personnel d'exploitation en tenant compte des conséquences sur l'environnement. Le troisième critère permet d'apporter une amélioration quant à la durabilité du système et/ou la qualité du produit ou du service fourni, au coût optimum.

La maintenance est constituée d'activités variées qui vont du simple nettoyage des composants jusqu'à des activités complexes comme leurs modifications et remplacements. Une action de maintenance peut être soit corrective soit préventive. La maintenance corrective est réalisée sans planification aucune (action subie) en cas de défaillance du système alors que la maintenance préventive est planifiée et réalisée alors que le système est encore en fonctionnement. La maintenance corrective peut être palliative (réparation provisoire) ou curative (réparation complète). La maintenance préventive a pour objectif de réduire la probabilité de défaillance. Une synthèse des stratégies de maintenance préventive est donnée par Rausand et Hoyland [RH04]. Elle peut être systématique, conditionnelle, ou prévisionnelle. une stratégie de maintenance est dite systématique lorsque l'action de maintenance préventive est réalisée à des intervalles prédéterminés. Dans ce cas, l'action de maintenance est effectuée conformément à un calendrier déterminé à priori (échancier), sans contrôle préalable de l'état du système. Cependant, lorsque l'action de maintenance préventive est subordonnée au contrôle d'évolution de paramètres significatifs de la dégradation, dans ce cas de figure on parle de maintenance conditionnelle. Les paramètres significatifs de la dégradation peuvent être des mesures de caractéristiques physiques du système (épaisseur d'un matériau, degré d'érosion, température, pression, etc.). La planification d'une maintenance conditionnelle repose sur la détermination de seuils critiques (seuils de décision) pour ces paramètres de dégradation.

Les actions de maintenance ont un impact sur le taux de défaillance du système. Selon cet impact, les stratégies de maintenance peuvent être classées en trois catégories : (1) la maintenance parfaite, (2) la maintenance minimale, et (3) la maintenance imparfaite est une action intermédiaire se situant entre les deux actions extrêmes que sont la réparation minimale et le remplacement par du neuf.

1. La maintenance parfaite peut être considérée comme un remplacement ou une réparation permettant de remettre le système dans un état aussi bon que neuf *as good as new*. Formellement, après une action de maintenance parfaite, la distribution des durées de vie et la fonction du taux de défaillance sont les mêmes que celles d'un système neuf.
2. La maintenance minimale a pour but de remettre le système dans un état opérationnel aussi mauvais que vieux *as bad as old*, et plus précisément à l'état dans lequel il était juste avant la défaillance. Après une telle action la distribution des durées de vie du composant reste inchangée.
3. La maintenance imparfaite est une maintenance intermédiaire, entre la maintenance parfaite et la maintenance minimale. Plusieurs modèles de maintenance imparfaite ont été proposés dans la littérature. Parmi ces modèles, on trouve le modèle initialement proposé par Malik [Mal79] et basé sur le concept de l'âge virtuel. Nakagawa [Nak88] propose un autre modèle basé sur un coefficient dit d'ajustement

du taux de pannes. Lin et ses coauteurs [LZY00] proposent un modèle hybride de maintenance imparfaite qui combine les deux modèles de Malik [Mal79] et celui de Nakagawa [Nak88]. Pour une revue de littérature, le lecteur peut se référer à [PW96, Wan02, NM09] et aux livres récemment apparus [Nak08, WP06, Nak05]. Dans nos travaux le modèle de l'âge virtuel est exploité et sera introduit dans le chapitre suivant.

Afin de réduire les coûts des actions de maintenance et de maximiser les durées de bon fonctionnement des systèmes, de nombreux travaux traitent de l'optimisation des stratégies de maintenance. L'objectif des stratégies de maintenance est souvent de prévoir les dates ainsi que la nature des interventions (réparation complète, réparation minimale, inspection, etc.) en minimisant un critère de coût fixé à priori (coût d'intervention, coût dû à une panne générale, coût de surveillance, etc.). Pour répondre à ce genre de problème, il est souvent nécessaire de s'appuyer sur une modélisation mathématique capable de capturer la complexité des problèmes abordés. Cette complexité est engendrée dans la plupart des cas par la diversité des scénarios d'évolution du système de production. La modélisation mathématique permet alors de quantifier les coûts et les gains engendrés par diverses actions de maintenance, alors que l'optimisation de tels modèles permet de déterminer la stratégie de maintenance la plus rentable. L'optimisation des stratégies de maintenance à partir des modèles stochastiques a été largement développée depuis les années 50 [BP96, BH60]. Différents modèles de stratégies de maintenance sont apparus dans la littérature de façon croissante et abondante, en témoignent les nombreux travaux publiés sur la maintenance et qui sont regroupés et analysés dans plusieurs travaux de synthèse et états de l'art tels que [CP91], [Dek96] et [SYD11]. Plusieurs livres ont vus également le jour et traitent des stratégies de maintenance [Nak08, WP06, Nak05, BP96].

Dans la littérature, les stratégies de maintenance ont été traitées en supposant que le système, qu'il soit considéré comme une seule entité ou encore multi-composant, fonctionne continuellement selon un horizon infini ou fini. Dans le cas de l'horizon infini, les premiers travaux remontent à ceux initiés par Barlow et ses coauteurs dans les années 50. Plusieurs extensions ont ensuite été proposés dans la littérature tel que mentionné précédemment. Les travaux qui relèvent de l'horizon fini sont principalement initiés par Nakagawa et ses coauteurs [Nak08]. L'ensemble de toutes ces stratégies de maintenance impliquent la recherche des dates optimales auxquelles des actions de maintenance préventives doivent être réalisées en considérant certains critères de performance tels que le coût engendré par les actions de maintenance ou encore la disponibilité stationnaire du système. En outre, la majorité de ces travaux ne considèrent pas d'une manière explicite les contraintes liées aux ressources, telles que le temps et le budget, allouées à l'exécution des actions de maintenance.

Dans plusieurs environnements industriels, par exemple militaire, maritime et de pro-

duction d'énergie, il existe des systèmes qui sont généralement conçus de manière à opérer selon une série de missions telle qu'entre deux missions consécutives le système est mis à l'arrêt sans qu'il soit forcément en panne. Pendant ces arrêts, des actions de maintenance peuvent être réalisées sur les composants du système afin d'améliorer sa probabilité à survivre pendant sa prochaine mission. En d'autres termes, les actions de maintenance ont pour objectif de garantir le succès de la prochaine mission en améliorant la fiabilité du système. Cependant, tous les composants ne peuvent recevoir une action de maintenance, et du fait que les arrêts sont de durées limitées. Dans ce contexte, les stratégies classiques de maintenance ne sont pas applicables. L'objectif étant donc de sélectionner un ensemble de composants, parmi les composants du système, à maintenir à la fin de chaque mission et ce de manière à offrir un maximum de performance au système tenant compte d'un budget et des durées des arrêts limités. Une telle stratégie de maintenance est dite maintenance sélective. Cette stratégie de maintenance fera l'objet de notre contribution et sera explicitement décrite dans la suite de ces travaux de thèse.

## IV.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé l'intérêt de la planification des stratégies optimales de maintenance des systèmes. Nous avons alors défini en un premier temps, le concept des systèmes binaires. Ensuite, en nous basant sur un modèle probabiliste des durées de vie, nous avons présenté les expressions de la fiabilité et celles du taux de panne, entre autres, associées à un composant. Le calcul de la fiabilité d'un système multi-composant, en particulier, ceux ayant une structure soit série ou parallèle, a été abordé. Ces notions de base ont pour but de clarifier nos notations et définitions qui seront exploitées dans la suite de cet exposé. Une revue de littérature mentionnant les principales références des travaux existants en maintenance a été exposée. Les principales limitations de ces travaux ont été clairement identifiées. Ces limitations ont permis d'introduire le concept de la maintenance sélective.

La maintenance sélective en tant que stratégie de maintenance a été récemment introduite comme un axe de recherche à part entière. Les problèmes d'optimisation qui en découlent sont très intéressants aussi bien sur le plan pratique que sur le plan théorique. C'est dans cet axe de recherche que nous avons apporté notre seconde contribution. Le chapitre suivant exposera plus en détails le problème de la maintenance sélective. Notre contribution y sera également exposée et discutée.

# Optimisation de la maintenance sélective pour un système multi-composants opérant des missions de durées aléatoires

*Ce chapitre propose un modèle d'optimisation d'une stratégie de maintenance sélective pour un système multi-composants. Le système est conçu pour effectuer une série de missions avec des arrêts finis planifiés entre deux missions consécutives. Pendant ces arrêts, les actions de maintenance peuvent être réalisées sur certains composants du système. Pour chaque composant, une liste d'actions de maintenance est disponible où figurent les actions de maintenance parfaites, minimales ou imparfaites. Tenant compte des limitations sur les ressources en maintenance telles que le temps et le budget, il est parfois impossible d'effectuer toutes les opérations de maintenance désirées. Le problème de la maintenance sélective vise donc à sélectionner les composants qui doivent être maintenus ainsi que les niveaux de maintenance à exécuter afin de maximiser la fiabilité du système pour exécuter la prochaine mission. Dans ce travail, les durées des missions sont considérées comme aléatoires et représentées par des variables aléatoires. Un modèle d'optimisation mathématique de la maintenance sélective est ensuite proposé, l'objectif est de maximiser la fiabilité du système à exécuter la prochaine mission, et ce tenant compte des contraintes de budget et du temps alloués à la maintenance. L'intérêt de notre approche est démontré sur un exemple d'un système série-parallèle.*

## V.1 Introduction

Dans plusieurs environnements industriels, les systèmes de production de biens et de services doivent assurer plusieurs missions avec des arrêts finis programmés entre deux missions successives. Durant ces arrêts, il est parfois nécessaire de réaliser des opérations de maintenance sur les composants du système afin d'améliorer les performances en terme de probabilité du système à exécuter la prochaine mission. Cependant, à cause des limitations sur les ressources en maintenance telles que le temps et le budget, il est souvent impossible d'effectuer toutes les actions de maintenance désirées. Dans ce contexte, le problème de la maintenance sélective vise à sélectionner un sous-ensemble des actions de maintenance à effectuer sur certains composants, en tenant compte des contraintes imposées par les ressources en maintenance.

Parmi les premiers travaux qui relèvent de la maintenance sélective, on peut citer ceux initialement développés par Rice et ses co-auteurs dans [RRN98]. Dans ces travaux, les auteurs ont établi un modèle de programmation mathématique permettant d'optimiser le problème de la maintenance sélective pour un système série-parallèle avec des composants identiques sur chaque étage du système. Les composants sont supposés être caractérisés par des durées de vie exponentiellement distribuées. De ce fait, l'unique alternative en maintenance consiste à remplacer les composants en panne. Cassady et al. [CPM01] ont proposé une extension des travaux de Rice et al. [RRN98]. Dans Cassady et al. [CPM01], les auteurs ont développé des méthodes améliorées pour résoudre d'une manière efficace le problème d'optimisation de la maintenance sélective initialement établi par Rice et al. [RRN98]. D'autres extensions ont été proposées par Cassady et al. [CMP01] où les auteurs considèrent que les composants du système ont des durées de vie distribuées selon une loi de Weibull. Ce travail propose également trois options en maintenance telles que : la réparation minimale, le remplacement correctif et le remplacement préventif. Pandey et al. [PZMT13] ont étudié le problème de la maintenance sélective pour les systèmes binaires en considérant plusieurs niveaux de maintenance imparfaite. Les paramètres de la maintenance imparfaite utilisés dans Pandey et al. [PZMT13] sont évalués en fonction des coûts de remplacement correctif et préventif ainsi que les coûts de réparation minimale. Maillart et al. [MCeRS09] ont considéré l'optimisation de la maintenance sélective pour des systèmes binaires ayant une structure série-parallèle. Dans ces travaux, le système est constitué de composants indépendants et de taux de pannes constant. Le système est supposé accomplir une série de missions consécutives de durées identiques. Dans [KAD15], les auteurs proposent une généralisation des travaux de Maillart et al. [MCeRS09]. En effet, dans [KAD15] les composants du système sont indépendants mais peuvent être de durées de vie ayant des distributions de probabilités quelconques. En plus, le système est capable d'entreprendre une série de missions de durées différentes.

Pour résoudre les problèmes d'optimisation issus de la maintenance sélective dans le cas des systèmes de grandes tailles, plusieurs travaux ont été développés dans la littérature. Ainsi, deux heuristiques sont proposées dans Khatab et al. [KAKN07b]. Dans un autre travail [KAKN07a], les auteurs ont proposé une procédure basée sur l'algorithme du recuit simulé pour résoudre le problème de la maintenance sélective pour des système séries-parallèle. De même, Lust et al. [LRR09] ont proposé une méthode qui combine une procédure basée sur l'algorithme de Branch and Bound, en plus d'une procédure basée sur l'exploitation de l'algorithme de la recherche Tabou. Dans [MCR13], les auteurs ont abordé le problème de la maintenance sélective pour les systèmes où les composants sont stochastiquement dépendants. Dans ces travaux, les auteurs proposent des règles permettant de limiter l'exploration de l'espace de solutions.

Les travaux, ci-haut mentionnés, supposent que les durées des missions sont constantes et parfaitement connues. Cependant, cette hypothèse ne peut pas être vérifiée dans de nombreuses situations réelles où il est effectivement difficile d'évaluer précisément la durée d'une mission. Cette durée peut être en effet affectée par l'occurrence d'événements aléatoires qui peuvent conduire le système soit à abandonner la mission ou, au mieux, de l'exécuter mais avec un temps supplémentaire. Ce temps additionnel affecte la probabilité du système à accomplir sa mission ; sa fiabilité est diminuée. En conséquence, il est plus pratique de considérer que les durées de mission ne sont pas précisément connues mais plutôt aléatoires et caractérisées par des distributions de probabilité appropriées.

Le présent chapitre traite le problème de la maintenance sélective en tenant compte de l'incertitude des durées des missions accomplies par le système. Ses durées sont modélisées par des variables aléatoires de distributions de probabilité adéquates. Dans le présent travail, nous considérons un système multi-composants dont la structure, sans perte de généralité, est une structure série-parallèle. Chaque composant peut être maintenu selon une liste d'actions de maintenance. Chaque action de maintenance est caractérisée par un niveau d'amélioration de la fiabilité du composant. La prochaine mission, d'une durée aléatoire, sera exécutée par le système mais avec un niveau de fiabilité requis. Cependant, en raison des ressources limitées en maintenance, tous les composants ne peuvent être maintenus pendant l'arrêt du système. Le problème de la maintenance sélective consiste donc, d'abord à sélectionner un sous-ensemble de composants à maintenir, puis ensuite à choisir le degré d'amélioration de la fiabilité à appliquer. Dans ce travail, la stratégie de la maintenance sélective proposée consiste à maximiser la fiabilité du système pour accomplir la prochaine mission en tenant compte du coût et de temps limité de chaque arrêt. Le modèle d'optimisation proposé est un modèle non-linéaire et stochastique. Afin d'illustrer notre approche, un exemple numérique est étudié et discuté. Les résultats obtenus permettront de montrer l'intérêt à considérer les durées des missions comme stochastiques et modélisées par des variables aléatoires de distributions appropriées.



Le reste de ce chapitre est organisé comme suit. La seconde section décrit le système étudié. La section 3 définit les actions de maintenance disponibles ainsi que leurs coûts et temps correspondants. Dans la section 4, le problème de la maintenance sélective est formulé et le modèle correspondant est alors développé en tenant compte de l'incertitude dans la durée de la prochaine mission. Pour illustrer notre approche, un exemple numérique est donné à la section 5.

## V.2 Description du système et calcul de fiabilité

Considérons un système ayant une structure série-parallèle, composé de  $n$  sous-systèmes en série  $S_i (i = 1, \dots, n)$ . Chaque sous-système  $S_i$  est composé de  $N_i$  composants en parallèle  $C_{ij} (j = 1, \dots, N_i)$ . Dans ce travail, on suppose que les composants ainsi que le système sont binaires. En d'autres termes un composant, comme le système, ne peut avoir que deux états possibles de fonctionnement, soit il fonctionne soit il est défaillant. Ainsi, l'état d'un composant  $C_{ij}$  peut être représenté par deux variables d'état  $X_{ij}(m)$  et  $Y_{ij}(m)$  telles que :

$$X_{ij}(m+1) = \begin{cases} 1, & \text{si } C_{ij} \text{ fonctionne au début de la mission } m+1, \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases} \quad (\text{V.1})$$

$$Y_{ij}(m) = \begin{cases} 1, & \text{si } C_{ij} \text{ fonctionne à la fin de la mission } m, \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases} \quad (\text{V.2})$$

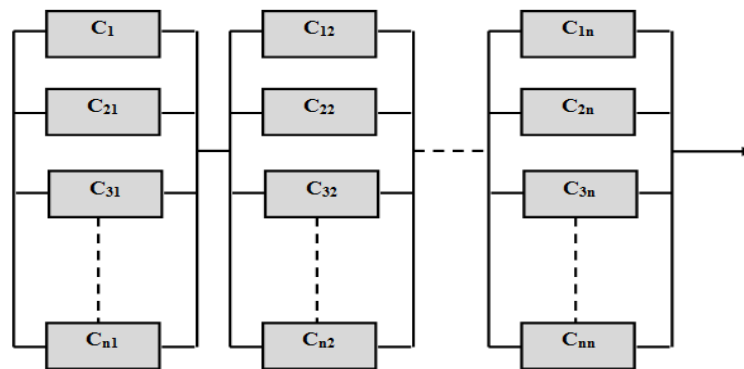


FIGURE V.1 – système série-parallèle.

Dans la suite de chapitre, on notera par  $A_{ij}$  et  $B_{ij}(m)$  respectivement l'âge du composant  $C_{ij}$  au début et à la fin de la mission ( $m$ ). De plus, la durée de la prochaine mission ; la mission ( $m+1$ ), est représentée par une variable aléatoire  $U$  dont la densité de probabilité

est  $f_U(u)$  et sa fonction de distribution est  $F_U(u)$ . Celles-ci sont définies sur le support de  $U$  représenté par l'intervalle  $[U_{min}, U_{max}]$ . Par conséquent, la probabilité que le composant  $C_{ij}$  accomplisse avec succès la prochaine mission est donnée par la fiabilité conditionnelle  $R_{ij}^c(m+1)$  comme suit :

$$R_{ij}^c(m+1) = \Pr(T_{ij} > U + A_{ij}(m+1) | T_{ij} > A_{ij}(m+1)).X_{ij}(m+1), \quad (V.3)$$

où  $T_{ij}$  représente la variable aléatoire des durées de vie du composant  $C_{ij}$ . En utilisant quelques opérations algébriques de base, l'équation (V.3) devient :

$$R_{ij}^c(m+1) = \frac{\int_{U_{min}}^{U_{max}} (u + A_{ij}(m+1)) f_U(u) du}{R_{ij}(A_{ij}(m+1)).X_{ij}(m+1)} \quad (V.4)$$

où  $R_{ij}(t)$  est la fiabilité inconditionnelle du composant  $C_{ij}$ . La probabilité  $R^c(m+1)$  que le système accomplisse sa prochaine mission est alors :

$$R^c(m+1) = \prod_{i=1}^n (1 - \prod_{j=1}^{N_j} (1 - R_{ij}^c(m+1))) \quad (V.5)$$

### V.3 Actions de maintenance, leurs coûts et temps

Dans ce travail, le modèle de maintenance imparfaite adopté est celui initialement proposé par Malik [Mal79]. Ce modèle repose sur le principe de l'âge virtuel selon lequel l'âge d'un composant est réduit suite à une action de maintenance. Cette réduction est mesurée par le niveau de l'action de maintenance réalisée. Ce niveau est représenté par un facteur multiplicatif, soit  $\alpha$ , tel que  $\alpha$  appartient à l'intervalle  $[0, 1]$ . Ce facteur est dit coefficient de réduction d'âge. Ainsi, si un composant ayant un âge  $t$  subit une action de maintenance, son âge devient alors  $\alpha \times t$ . Si le coefficient de réduction d'âge est  $\alpha = 1$ , alors l'âge du composant n'est pas modifié. Dans ce cas particulier, l'action de maintenance est équivalente à une réparation minimale ou encore à une action de maintenance palliative. Cependant, si le coefficient de réduction d'âge est  $\alpha = 0$ , alors l'âge du composant devient nul après avoir reçu l'action de maintenance. Dans ce cas de figure, l'action de maintenance consiste donc à faire en sorte que le composant devienne comme neuf; elle peut être vue comme un remplacement du composant par un autre composant neuf de même technologie. Dans le présent travail, une réparation minimale ne concerne que les composants défectueux. Elle permet de rétablir le fonctionnement d'un composant défectueux sans modifier son âge.

Dans le cadre de la maintenance sélective investie dans le présent chapitre, chaque composant  $C_{ij}$  du système admet une liste d'actions de maintenance  $L_{ij}$  où chaque action  $l_{ij} \in \{1, \dots, L_{ij}\}$  est caractérisée par son coefficient de réduction d'âge  $\alpha_{ij}(l_{ij})$ . La première

action de maintenance  $l_{ij} = 1$  correspond à une réparation minimale. Rappelons ici que cette action de maintenance ne doit être réalisée que si le composant  $C_{ij}$  se trouve défaillant à la fin d'une mission. Pour ce cas particulier, le coefficient de réduction d'âge  $\alpha_{ij}(1) = 1$ . L'action de maintenance  $l_{ij} = L_{ij}$  permet, une fois réalisée, de rendre le composant dans un état comme neuf (as good as New), c'est-à-dire que son coefficient de réduction d'âge  $\alpha_{ij}(L_{ij}) = 0$ . Les autres actions intermédiaires de maintenance  $1 < l_{ij} < L_{ij}$  correspondent à des actions de maintenance imparfaite pour lesquelles les coefficient d'âges respectifs sont tels que  $0 < \alpha_{ij}(l_{ij}) < 1$ . Ces dernières consistent à remettre l'état de santé du composant entre les deux cas extrêmes : l'état neuf, obtenu après une action de maintenance de niveau  $L_{ij}$ , et l'état juste avant défaillance obtenu après une réparation minimale. Pour prendre en considération le cas où aucune action de maintenance n'est réalisée sur un composant  $C_{ij}$  du système, la liste des actions de maintenance correspondante est augmentée de la valeur 0, ce qui correspond à "ne rien faire" sur  $C_{ij}$  à la fin de la mission  $m$ .

Selon ce modèle de maintenance imparfaite intégré dans le contexte la maintenance sélective, si une action de maintenance de niveau  $l_{ij}$ , auquel correspond un coefficient de réduction d'âge  $\alpha_{ij}(L_{ij})$ , est effectuée sur le composant  $C_{ij}$  à la fin de la mission  $m$ , alors l'âge  $B_{ij}(m)$  du composant se trouve réduit à  $\alpha_{ij}(l_{ij}) \times B_{ij}(m)$ . De ce fait, l'âge  $A_{ij}(m+1)$  du composant  $C_{ij}$  au début de la mission  $m$  est évalué à  $A_{ij}(m+1) = \alpha_{ij}(l_{ij}) \times B_{ij}(m)$ .

Le coût induit par une action de maintenance de niveau  $l_{ij}$  lorsque celle-ci est effectuée sur le composant  $C_{ij}$  à la fin de la mission  $m$  est défini comme suit :

$$C(l_{ij}) = \begin{cases} C_{ij}^{W,0} + C^W(l_{ij}), & \text{si } Y_{ij}(m) = 1, \\ C_{ij}^{F,0} + C^F(l_{ij}), & \text{si } Y_{ij}(m) = 0.. \end{cases} \quad (\text{V.6})$$

où  $C_{ij}^{W,0}$  et  $C^W(l_{ij})$  sont, respectivement, les coûts fixes et les coûts variables induits par l'action de maintenance de niveau  $(l_{ij})$  lorsqu'elle est effectuée sur  $C_{ij}$  en état de fonctionnement. Les coûts  $C_{ij}^{F,0}$  et  $C^F(l_{ij})$  sont les coûts fixes et les coûts variables induits lorsque  $C_{ij}$  est défaillant et subit à une action de maintenance de niveau  $(l_{ij})$ .

Dans ce qui suit, le coût variable  $C^F(l_{ij})$  d'une réparation minimale  $l_{ij} = 1$  dans le cas du composant défaillant est noté par  $C_{ij}^{MR}$ , tandis que les coûts variables  $C^W(l_{ij})$  et  $C^F(l_{ij})$  des deux remplacements correctifs et préventifs ( $l_{ij} = L_{ij}$ ) sont notés respectivement par  $C_{ij}^{W,R}$  et  $C_{ij}^{F,R}$ . Dans ce travail, le coefficient de réduction d'âge  $\alpha_{ij}(l_{ij})$  d'une action de maintenance de degré  $(l_{ij})$  est exprimé en fonction de l'état de fonctionnement du composant  $C_{ij}$  et sa durée de vie résiduelle [PZMT13] :

$$\alpha_{ij}(l_{ij}) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{C^W(l_{ij})}{C_{ij}^{W,R}}\right)^{\delta(B_{ij}(m))}, & \text{si } Y_{ij}(m) = 1, \\ 1 - \left(\frac{C^F(l_{ij})}{C_{ij}^{F,R}}\right)^{\delta(B_{ij}(m))}, & \text{si } Y_{ij}(m) = 0.. \end{cases} \quad (\text{V.7})$$

Où le coefficient  $\delta(B_{ij}(m))$  est évalué tel que :

$$\delta(B_{ij}(m)) = \frac{B_{ij}(m)}{MRL} = \frac{B_{ij}(m) \times R_{ij}(\beta_{ij}(m))}{\int_{B_{ij}(m)}^{\infty} R_{ij}(t)dt} \quad (\text{V.8})$$

Dans l'équation (V.8), le terme  $MRL$  représente la durée de vie résiduelle moyenne du composant  $C_{ij}$ . Elle peut être obtenue comme suit. Soit  $T_{ij}$  la variable aléatoire des durées de vie du composant  $C_{ij}$ . Supposons que le composant  $C_{ij}$ , à la fin de la mission  $m$ , a un âge  $B_{ij}(m)$ . Il en résulte que la variable aléatoire  $T_{ij} - B_{ij}(m)$  (définie lorsque  $T_{ij} > B_{ij}(m)$ ) représente les durées de vie résiduelles du composant  $C_{ij}$ . La durée de vie résiduelle moyenne est donnée alors par :

$$MRL = E(T_{ij} - B_{ij}(m) | T_{ij} > B_{ij}(m)) = \frac{\int_{B_{ij}(m)}^{\infty} R_{ij}(t)dt}{B_{ij}(m)} \quad (\text{V.9})$$

Le temps induit par une action de maintenance de niveau  $l_{ij}$  lorsque celle-ci est effectuée sur le composant  $C_{ij}$  à la fin de la mission  $m$  est défini comme suit :

$$T(l_{ij}) = \begin{cases} T_{ij}^{W,0} + T^W(l_{ij}), & \text{si } Y_{ij}(m) = 1, \\ T_{ij}^{F,0} + T^F(l_{ij}), & \text{si } Y_{ij}(m) = 0. \end{cases} \quad (\text{V.10})$$

où  $T_{ij}^{W,0}$  et  $T^W(l_{ij})$  sont, respectivement, les temps fixes et les temps variables induits par l'action de maintenance de niveau  $(l_{ij})$  lorsqu'elle est effectuée sur  $C_{ij}$  en état de fonctionnement. Les temps  $T_{ij}^{F,0}$  et  $T^F(l_{ij})$  sont les temps fixes et les temps variables induits lorsque  $C_{ij}$  est défaillant et subit à une action de maintenance de niveau  $(l_{ij})$ . Le temps variable  $T^F(l_{ij})$  d'une réparation minimale  $l_{ij} = 1$  dans le cas du composant défaillant est noté par  $T_{ij}^{MR}$ , tandis que les temps variables  $T^W(l_{ij})$  et  $T^F(l_{ij})$  des deux remplacements correctifs et préventifs ( $l_{ij} = L_{ij}$ ) sont notés respectivement par  $T_{ij}^{W,R}$  et  $T_{ij}^{F,R}$ .

## V.4 Modèle d'optimisation de la maintenance sélective

L'objectif de la maintenance sélective est de maximiser la fiabilité du système  $R^c(m+1)$  pour accomplir la prochaine mission dont la durée  $U$  est aléatoire. Pour tenir compte des contraintes de budget et temps alloués aux activités de maintenance, l'évaluation du coût total engendré par les actions de maintenance ainsi que le temps total correspondant doivent être calculés. Pour ce faire, nous considérons deux variables de décision  $W_{ij}(l_{ij})$  et  $F_{ij}(l_{ij})$  définies telles que :

$$W_{ij}(l_{ij}) = \begin{cases} 1, & \text{si } Y_{ij}(m) = 1 \text{ et } MP \text{ de niveau } l_{ij} \text{ est réalisée sur } C_{ij}, \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases} \quad (\text{V.11})$$

$$F_{ij}(l_{ij}) = \begin{cases} 1, & \text{si } Y_{ij}(m) = 0 \text{ et } MC \text{ de niveau } l_{ij} \text{ est réalisée sur } C_{ij}, \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases} \quad (\text{V.12})$$

Notons par  $C_p(m)$  et  $C_c(m)$  les coûts totaux induits respectivement par les actions de maintenance préventives et correctives effectuées pendant l'arrêt du système. Ces coûts sont évalués comme suit :

$$C_p(m) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{N_i} \sum_{k=2}^{L_{ij}} C_{ij}^W(k) W_{ij}(k) Y_{ij}(m) \quad (\text{V.13})$$

$$C_c(m) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{N_i} \sum_{k=1}^{L_{ij}} C_{ij}^F(k) F_{ij}(k) (1 - Y_{ij}(m)) \quad (\text{V.14})$$

Le coût total de la maintenance  $C_t(m)$  est obtenu par la somme des coûts résultants des actions de maintenance corrective et préventive :

$$C_t(m) = C_p(m) + C_c(m) \quad (\text{V.15})$$

De la même manière, les temps totaux requis pour réaliser les actions de maintenance préventives et correctives sont notés, respectivement, par  $T_p(m)$  et  $T_c(m)$ , tels que :

$$T_p(m) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{N_i} \sum_{k=2}^{L_{ij}} T_{ij}^W(k) W_{ij}(k) Y_{ij}(m) \quad (\text{V.16})$$

$$T_c(m) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{N_i} \sum_{k=1}^{L_{ij}} T_{ij}^F(k) F_{ij}(k) (1 - Y_{ij}(m)) \quad (\text{V.17})$$

À partir des équations (V.16) et (V.17), le temps total requis pour exécuter toutes les actions de maintenance est :

$$T_t(m) = T_p(m) + T_c(m) \quad (\text{V.18})$$

Supposons que le budget de maintenance est fixé à  $C_0$ , et la durée de l'arrêt alloué aux activités de maintenance est  $T_0$ . Il en résulte que le modèle de programmation non linéaire

correspondant à maximiser la probabilité d'accomplir la prochaine mission est donné par :

$$\max R^c(m+1) = \prod_{i=1}^n (1 - \prod_{j=1}^{N_i} (1 - R_{ij}^c(m+1))) \quad (\text{V.19})$$

Sujet à

$$C_t(m) \leq C_0 \quad (\text{V.20})$$

$$T_t(m) \leq T_0 \quad (\text{V.21})$$

$$W_{ij}(k) + F_{ij}(k) \leq 1 \quad (\text{V.22})$$

$$W_{ij}(k) - Y_{ij}(m) \leq 0 \quad (\text{V.23})$$

$$A_{ij}(m+1) = \alpha_{ij}(k) \times \beta_{ij}(m) \quad (\text{V.24})$$

$$X_{ij}(m+1) = \begin{cases} Y_{ij}(m) + F_{ij}(k) & \text{if } Y_{ij}(m) = 0, \\ Y_{ij}(m), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (\text{V.25})$$

$$i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, N_i; l_{ij} = 1, \dots, L_{ij} \quad (\text{V.26})$$

Les contraintes (V.20) et (V.21) permettent de tenir compte des limites sur les ressources disponibles pour faire la maintenance entre les missions. Les contraintes de (V.22) à (V.24) garantissent qu'un composant ne peut subir qu'une action de maintenance à la fois soit préventive, si le composant fonctionne encore, soit corrective si le composant est défaillant. La contrainte (V.25) permet d'actualiser l'âge du composant au début de la prochaine mission conformément au modèle de la maintenance imparfaite. La contrainte (V.26) permet d'actualiser l'état de fonctionnement des composants au début de la prochaine mission.

Dans la section suivante, un exemple illustratif est présenté pour montrer l'impact à considérer les durées des missions comme stochastique sur les décisions de sélection du niveau de la maintenance et l'estimation de la fiabilité du système.

## V.5 Exemple numérique

Dans cette section, un système série-parallèle est considéré pour illustrer notre approche. Le système est composé de deux ( $n = 2$ ) sous-systèmes en série et chaque sous-système est constitué de deux ( $N_1 = N_2 = 2$ ) composants en parallèle. Les durées de vie d'un composant  $C_{ij}(i, j = 1, 2)$  sont distribuées selon une loi de Weibull de paramètre d'échelle  $\eta_{ij}$  et de paramètre de forme  $\beta_{ij}$ .

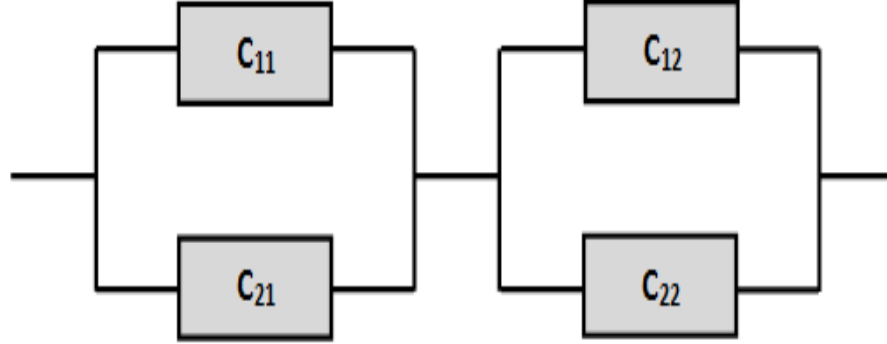


FIGURE V.2 – système étudié.

Le nombre d'actions de maintenance disponibles est identique à tous les composants et supposé être de 6, c'est-à-dire,  $L_{ij} = 6$  pour  $(i, j = 1, 2)$ . Les valeurs des paramètres  $\eta_{ij}$  et  $\beta_{ij}$  sont données dans le tableau (V.1). Le tableau (V.1) montre également les coûts et les temps de maintenance correspondants aux remplacements préventifs et correctifs et à la réparation minimale. Dans ce tableau figurent aussi, l'âge  $B_{ij}(m)$  et la variable d'état  $Y_{ij}(m)$  de chaque composant  $C_{ij}$  à la fin de la mission  $m$ . On rappelle que les coûts engendrés par les actions de maintenance sont constitués par les coûts de réparation minimale  $C_{ij}^{MR}$ , en plus des coûts de remplacement correctif  $C_{ij}^{(F,R)}$  et préventif  $C_{ij}^{(W,R)}$ . Dans cet étude expérimentale, les coûts fixes de maintenance corrective et préventive sont considérées identiques et fixés à  $C_{ij}^{(F,0)} = C_{ij}^{(W,0)} = 1$ .

De même, les temps requis pour exécuter les actions de maintenance sont représentés par les temps de remplacement correctif  $T_{ij}^{(F,R)}$  et préventif  $T_{ij}^{(W,R)}$ , et le temps de réparation minimale  $T_{ij}^{MR}$ . Les temps fixes de la maintenance corrective et préventive sont tels que  $T_{ij}^{F,0} = T_{ij}^{W,0} = 1$ . Les temps et les coûts variables correspondants aux actions de maintenance intermédiaires ( $1 < l_{ij} < 6$ ) sont donnés selon les formules suivantes :

$$C_{ij}^W = C_{ij}^{W,0} + \frac{l_{ij}}{L_{ij}} C_{ij}^{W,R} \quad (\text{V.27})$$

$$C_{ij}^F = C_{ij}^{F,0} + \frac{(l_{ij} - 1)}{L_{ij} - 1} C_{ij}^{F,R} \quad (\text{V.28})$$

$$T_{ij}^W = T_{ij}^{W,0} + \frac{l_{ij} T_{ij}^{W,R}}{L_{ij}} \quad (\text{V.29})$$

$$T_{ij}^F = T_{ij}^{F,0} + \frac{(l_{ij} - 1)}{L_{ij} - 1} T_{ij}^{F,R} \quad (\text{V.30})$$

TABLE V.1 – Les paramètres du système, temps et coûts de maintenance

$C_{ij}$	$\eta_{ij}$	$\beta_{ij}$	$B_{ij}(m)$	$Y_{ij}(m)$	$C_{ij}^{W,R}$	$C_{ij}^{F,R}$	$C_{ij}^{MR}$	$T_{ij}^{W,R}$	$T_{ij}^{F,R}$	$T_{ij}^{MR}$
$C_{11}$	15	1,5	15	1	12	12	6	5	3	1
$C_{12}$	15	1,5	20	1	12	12	5	5	3	1
$C_{21}$	20	3	8	0	14	14	5	4	2	2
$C_{22}$	20	3	15	1	15	15	6	4	2	2

Dans le présent exemple, la durée stochastique  $U$  de la prochaine mission suit, sans perte de généralité, une distribution uniforme. Deux cas de distributions uniformes sont utilisés. Elles sont définies sur leur support respectif  $[2, 10]$  et  $[6, 10]$ . Par exemple, dans le premier cas où la durée de la mission est uniformément distribuée sur l'intervalle  $[2, 10]$ , cela signifie que le système est amené à exécuter une mission dont la durée est comprise entre 2 et 10 unités de temps et, en moyenne, sa durée est de 6 unités de temps ( $E(U) = 6$ ).

Dans la suite de cette section, nous comparons et analysons les résultats du problème d'optimisation obtenus en utilisant les valeurs moyennes des durées des missions, et ceux obtenus en utilisant les distributions complètes de ces durées. À cet effet, on suppose que la durée de l'arrêt  $T_0$  entre les deux missions est  $T_0 = 9$  et que le budget  $C_0$  en maintenance est limité à 25 ( $C_0 = 25$ ). Supposons également que l'agent décideur en maintenance adopte un plan de maintenance sélective selon lequel les composants  $C_{12}$  et  $C_{21}$  sont sélectionnés pour des actions de maintenance à la fin de la mission  $m$ . Les niveaux de maintenance 3 et 6 sont supposés être sélectionnés pour être exécutés sur les composants  $C_{12}$  et  $C_{21}$ , respectivement. Ainsi, une action de maintenance imparfaite est effectuée sur le composant  $C_{12}$  qui réduit son âge de 20 à 17.10, tandis que le composant  $C_{21}$  est remplacé et devient comme neuf (son âge est réduit à 0). Il est aussi intéressant de remarquer que le temps total et le coût consommé par ce plan de maintenance sont les mêmes dans les deux cas stochastique et déterministe. Ils sont respectivement évalués à  $T_t(m) = 5.2$  et  $C_t(m) = 20.8$ . Les valeurs de la fiabilité des composants du système en termes de chaque niveau de maintenance sont données dans le tableau (V.2) pour les durées de missions aléatoires (cas stochastique), et dans le tableau V.3 pour les durées moyennes de missions (cas déterministe). Le Tableau V.3 montre que le plan de maintenance adopté fournit une fiabilité du système de 75.66% et 62.04% lorsque les durées des missions sont respectivement égales à 6 et 8 unités de temps. Cependant, si on considère que les durées des missions sont aléatoires, le même plan de maintenance fournit une fiabilité du système pour exécuter la prochaine mission évaluée à 76.71% et 62.31%, respectivement, lorsque les durées sont distribuées selon une loi uniforme sur les deux supports  $[2, 10]$  et  $[6, 10]$ .



TABLE V.2 – Evaluation de la fiabilité : cas des durées de la mission sont aléatoires

$C_{ij}$	$R_{ij}^c(m+1)$	$R_{ij}^c(m+1)$
$C_{11}$	53,407%	41.05%
$C_{12}$	53,21%	40.83%
$C_{21}$	96.24%	93.46%
$C_{22}$	49.34%	33.81%
	$R^c(m+1) = 76.71\%$	$R^c(m+1) = 62.31\%$

TABLE V.3 – Evaluation de la fiabilité : cas des durées de la mission sont déterministes

$C_{ij}$	$R_{ij}^c(m+1)$	$R_{ij}^c(m+1)$
$C_{11}$	51.87%	40.71%
$C_{12}$	51.65%	40.49%
$C_{21}$	97.34%	93.80%
$C_{22}$	47.92%	33.32%
	$R^c(m+1) = 75.66\%$	$R^c(m+1) = 62.04\%$

D'après ces résultats, lorsque la durée de la mission est supposée être déterministe, la fiabilité du système qui en résulte est sous-estimée. Cette sous-estimation peut solliciter des activités de maintenance supplémentaires pour améliorer davantage le niveau de la fiabilité du système requise pour exécuter la prochaine mission. En réalité ces actions ne sont pas nécessaires et engendre par conséquent une perte d'investissement en coût et en temps. Par conséquent, il est plus réaliste de considérer que les durées des missions sont aléatoires et devraient alors être modélisées par des distributions de probabilité appropriées.

## V.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié la maintenance sélective pour les systèmes série-parallèle en tenant compte de l'incertitude dans les durées des missions. Ces durées sont modélisées par des variables aléatoires ayant des distributions de probabilité appropriées. A la fin de chaque mission, afin d'améliorer la fiabilité du système pour accomplir la prochaine mission, chaque composant du système peut recevoir une action de maintenance choisie parmi une liste d'actions de maintenance disponibles. Un modèle d'optimisation mathématique est ensuite appliqué sur un système multi-composant ayant une structure série-parallèle. Les résultats obtenus (selon l'hypothèse que la durée de la mission est déterministe) sont comparés à ceux obtenus lorsque la durée de la mission est considérée comme stochastique. Ces résultats montrent que la fiabilité globale du système peut être sous-estimée dans le cas déterministe. Une telle sous-estimation peut engendrer un surplus de coût de maintenance inutile. Par conséquent, il est plus réaliste de considérer que les

durées des missions sont aléatoires et doivent être modélisées par des distributions de probabilité appropriées. Cela permet également une meilleure évaluation de la fiabilité du système mais aussi une gestion de maintenance rationnelle.

# Conclusion générale et perspectives

Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés au problème de diagnostic et à l'optimisation d'une stratégie de maintenance sélective. Par conséquent, avant de passer à la contribution proprement dite, notre thèse se divise en deux parties : La première partie montre l'intérêt et l'impact du choix des méthodes de diagnostic pour l'optimisation de la maintenance. Ensuite on propose une approche d'aide au diagnostic permettant de détecter le plus précocement possible des anomalies propres au système, d'isoler et d'identifier leurs causes et d'éviter leur propagation. Nous nous sommes intéressés au diagnostic des systèmes industriels pour lesquels on ne dispose pas de modèle. Pour cela, la connaissance du système repose sur l'expertise humaine. Une des tâches primordiales est alors la catégorisation des informations issues du système à diagnostiquer, c'est-à-dire l'affectation de la classe de défauts à ces informations.

Nous avons abordé, dans la deuxième partie, le problème d'optimisation des stratégies de maintenance pour des systèmes multi-composants. Cependant, tous les composants ne peuvent recevoir une action de maintenance, et du fait que les arrêts sont de durées limitées. Dans ce contexte, les stratégies classiques de maintenance ne sont pas applicables. Ce travail a eu pour objectif de sélectionner un ensemble de composants, parmi les composants du système, à maintenir à la fin de chaque mission et ce de manière à offrir un maximum de performance au système en tenant compte d'un budget et des durées des arrêts limités.

Dans cette thèse, il y a eu deux contributions principales :

- Résolution, en utilisant l'approche Fuzzy Levenberg-Marquardt-GA, du problème de classification des défauts dans le cas binaire et multi-classes. La complexité de la base de données a été ensuite traitée par la sélection de règles floues pertinentes et la classification de données par les algorithmes génétiques. Ceci a permis d'alléger le problème de classification et d'obtenir de meilleures performances.

- Introduction du problème de la maintenance sélective, avec le développement de modèles mathématiques pour maximiser la fiabilité du système à exécuter sa prochaine

mission sous contraintes de ressources budgétaires et temporelles.

Dans cette section finale, nous résumons nos contributions et nous donnons quelques perspectives de recherche que nous comptons développer après la thèse.

## **Problème de classification des défauts dans le cas binaire et multi-classes**

Le premier résultat de nos travaux a fait l'objet du chapitre 3. Dans ce chapitre, l'approche "Fuzzy Levenberg-Marquardt-GA" qui est une hybridation entre trois approches : neuronale, logique floue et algorithmes génétiques pour réaliser notre système d'aide au diagnostic a été développée. Nous avons étudié trois algorithmes d'apprentissage tels que : Variable Learning Rate Gradient Descent (VLRGD), Gradient Descent (GD) et Levenberg-Marquardt (LM) choisis sur des critères de performance et de vitesse. Les résultats préliminaires nous ont permis d'explorer deux voies d'amélioration que sont l'augmentation du taux de classification de défauts et la diminution du nombre de règles floues à l'aide d'une méthode de sélection se basant sur les algorithmes génétiques. Les deux algorithmes : Variable Learning Rate Gradient Descent (VLRGD) et Gradient Descent (GD) présentent certaines limites comme le temps d'apprentissage consommé qui peut s'avérer assez long pour certains jeux des données. Cependant, La faiblesse de l'algorithme Fuzzy Levenberg-Marquardt réside dans l'observation à discriminer à cause des règles inutilisables ou redondantes. Nous avons également comparé le taux de classification avec trois perceptrons fréquemment utilisés pour le problème du diagnostic : le perceptron linéaire, le perceptron multicouche et le perceptron flou. Les résultats issus du perceptron flou pour résoudre des problèmes complexes peuvent donner des résultats satisfaisants et obtenir de bon taux de classification.

La deuxième contribution dans ce chapitre est l'introduction d'un algorithme de sélection à l'aide des algorithmes génétiques pour la recherche d'un sous-ensemble optimal des règles floues. Étant donné qu'un sous-ensemble optimal n'est pas forcément unique, nous avons aussi cherché à obtenir de bonnes performances en classification.

Notre approche privilégie ainsi les sous-ensembles des règles ayant une bonne performance avec une petite dimension et avec les attributs les plus pertinents. Dans les expérimentations réalisées nous avons remarqué que cette approche permet une amélioration des performances du système de diagnostic par rapport aux autres algorithmes proposés dans ce travail.

## **Maintenance sélective**

Dans le chapitre 5, nous avons proposé une stratégie de maintenance sélective en tenant compte de l'incertitude dans les durées des missions. Ces durées sont alors modélisées

par des variables aléatoires ayant des distributions de probabilité appropriées. Un modèle d'optimisation mathématique a été appliqué sur un système multi-composant ayant une structure série-parallèle. Les résultats obtenus selon l'hypothèse que la durée de la mission est déterministe sont comparés à ceux obtenus lorsque la durée de la mission est considérée stochastique. Le résultat obtenu est qu'il est plus utile de considérer que les durées des missions sont stochastiques.

## Perspectives

### Développement de nouvelles techniques de résolution

Pour les problèmes de classification de défauts, les classifieurs présentés sont statiques, dans le sens où le vecteur de formes qui leur est fourni est de dimension constante. Cependant certaines formes peuvent être représentées, non plus par un vecteur de formes unique, mais par une séquence temporelle de vecteurs de formes où la longueur des séquences de vecteurs est variable. De nouvelles techniques doivent être envisagées, afin de pouvoir tenir compte de cette variabilité temporelle.

### Extension du modèle binaire à un modèle multi-états

Dans les travaux présentés dans [DKAS15a] et [DKAS15b], nous avons développé un modèle mathématique pour les système binaire. Dans le cas où nous considérons, la fiabilité dynamique, c'est à dire, le passage pour le système d'un niveau de performance à un autre, soit une amélioration ou une dégradation, suivant le changement d'états des composants. Dans la littérature, quatre approches ont été adoptées pour l'analyse de la fiabilité des systèmes à plusieurs états :

- a) l'approche de la fonction de structure.
- b) l'approche des processus stochastiques.
- c) l'approche de la fonction génératrice universelle (UMGF).
- d) la technique de la simulation de Monte-Carlo. Cette dernière comporte deux orientations :
  - la première orientation consiste à généraliser quelques résultats du cas binaire au cas des systèmes simples.
  - la deuxième orientation consiste à utiliser la fonction de structure du système et l'interpréter comme une fonction à plusieurs valeurs ( Multiple-valued Logic MLV).

## **Adaptation d'une métaheuristique**

Appliquer notre modèle en exploitant des données issues de milieux industriels serait intéressant pour évaluer l'apport effectif de notre approche au problème de maintenance sélective. Toutefois, pour les problèmes de grandes tailles, nous proposons d'utiliser les métaheuristiques, à l'aide par exemple des algorithmes génétiques, des algorithmes de fourmi, Recuit simulé, Recherche Tabou, ...

## **Insertion d'autres contraintes**

Les modes de défaillance dans un système peuvent être classés comme maintenables et non maintenables. La présence de ces deux types de modes de défaillance et leurs interactions peuvent affecter la fiabilité du système et également la décision de maintenance, qui vise à améliorer la fiabilité du système après la maintenance. Pour compléter notre travail, on peut ajouter d'autres contraintes comme les modes de défaillance maintenables ou non maintenables, modèle de maintenance hybride, etc ...

D'autre part, dans la seconde partie, On a supposé que les composants du système sont indépendants. Dans le cas où les composants du système sont dépendants et la défaillance d'un composant peut influencer la défaillance des autres composants, la sélection d'un composants et la décision de maintenance présentent un problème qui doit être traité.

## **Insertion d'autres loi de distribution**

Dans la modélisation du problème de la maintenance sélective, la fonction de densité de la durée de mission suit une loi de distribution uniforme. La loi normale peut être envisagée par exemple.

# Bibliographie

- [AB03] A. El Aoufir and D. Bouami. Place des modèles d'optimisation dans le processus d'aide à la décision en maintenance. *Revue Française de Gestion Industrielle*, 22(3) :61–76, 2003.
- [Adr00] O. Adrot. *Diagnostic à base de modèles incertains utilisant l'analyse par intervalles : l'approche bornante*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Lorraine, France, 2000.
- [AFN94] AFNOR. *Maintenance Concepts et définitions des activités de maintenance*, 1994.
- [AFN01] AFNOR. *Terminologie de la maintenance*. Association Française de Normalisation, 2001.
- [AKSAA15] Daoud Aït-Kadi, Zineb Simeu-Abazi, and Ahmed Arous. Fault isolation by test scheduling for embedded systems. *J Intell Manuf*, 2015.
- [AL95] S. Abe and M.-S. Lan. A method for fuzzy membership extraction directly from numerical data and its application to pattern classification. *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, 3(1) :18–28, 1995.
- [ALT96] S. Abe, M. S. Lan, and R. Thawonmas. Tuning of a fuzzy classifier derived from data. *International Journal of Approximate Reasoning*, 14(1) :1–24, 1996.
- [ASY08] C. Aubrun, D. Sauter, and J. J. Yamé. Fault diagnosis of networked control systems. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 18(4) :525–537, 2008.
- [Bar00] S. Barthelemy. Introduction aux réseaux de neurones. *Economics, Finance Datamining*, 2000.
- [Bea71] R. V. Beard. Failure accommodation in linear systems through self-reorganization. *Rept. MTV-71-1 Man Vehicle Laboratory, MIT*, 1971.
- [BGH89] L. B. Booker, D. E. Goldberg, and H. Holland. Classifier systems and genetic algorithms. *Artificial Intelligence*, 40(1-3) :235–282, 1989.

- 
- [BH60] R. Barlow and L. Hunter. Optimum preventive maintenance policies. *Operations Research*, 8(1) :90–100, 1960.
- [Bis94] C. M. Bishop. Neural networks and their applications. *Revue science instrument*, 65(6) :1803–1832, 1994.
- [Bis95] C. M. Bishop. *Neural Networks for Pattern Recognition*, 1995.
- [Bis06] C. M. Bishop. Pattern recognition and machine learning. *Springer-Verlag*, page 17, 2006.
- [Blo62] H. D. Block. The perceptron : A model for brain functioning. *Reviews of Modern Physics*, 34 :123135, 1962.
- [Bou95] B. M. Bouchon. *La logique floue et ses applications - Vie artificielle*. Ed. Addison - Wesley France, Paris, 1995.
- [BP95] J. B. Bowles and C. E. Peláez. Fuzzy logic prioritization of failures in a system failure mode, effects and criticality analysis. *Reliability Engineering System Safety*, 50(2) :203213, 1995.
- [BP96] R.E. Barlow and F. Proschan. *Mathematical theory of reliability*. Society for Industrial and Applied Mathematics, US, reprint (31 december) edition, 1996.
- [CC00] CHEM-Consortium. *Advanced decision support system for chemical/petrochemical manufacturing processes*, 2000.
- [CET94] CETIM. *Centre Technique des Industries Mécaniques*, 1994.
- [CFM96] B. Carse, T. C. Fogarty, and A Munro. Evolving fuzzy rule based controllers using generic algorithms. *Fuzzy Sets and Systems*, 80(3) :273–293, 1996.
- [CH67] T.M. Cover and P.E. Hart. Nearest neighbor pattern classification. *IEEE Transactions on Information Theory*, 13 :21–27, 1967.
- [CIM98] CIMAX. *Introduction à la supervision*. Edition Applicatif, n° 4, décembre 1997-janvier-février 1998.
- [CL02] Y. Chen and M. Lee. Neural networks-based scheme for system failure detection and diagnosis. *Mathematics and computers in simulation*, 58 :101–109, 2002.
- [CM96] J. P. Cassar and M. *Pour une approche unifiée de la surveillance*. Ecole dété de Grenoble : Surveillance des systèmes continus, Tome1, 1996.
- [CM98] V. Cherkassky and F. Mulier. *Learning from Data : Concepts, Theory, and Methods*. John Wiley Sons, New York, 1998.
- [CMK02] A. Cornuéjols, L. Miclet, and Y. Kodra. *Apprentissage artificiel : concepts et algorithms*. Eyrolles, 2002.



- 
- [CMP01] C.R. Cassady, W.P. Murdock, and E.A. Pohl. Selective maintenance for support equipment involving multiple maintenance actions. *European Journal of Operational Research*, 129 :252258, 2001.
- [CP91] D. I. Cho and M. Parlar. A survey of maintenance models for multi-unit systems. *EJOR*, 51 :1–23, 1991.
- [CP99] J. Chen and R. J. Patton. Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems. *Kluwer Academic Publishers*, 1999.
- [CPM01] C.R. Cassady, E.A. Pohl, and W.P. Murdock. Selective maintenance modeling for industrial systems. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 7(2) :104117, 2001.
- [CRB01] H.L. Chiang, L.E. Russell, and D.R. Braatz. *Fault Detection and Diagnosis in Industrial Systems*. Springer, London, Great Britain, 2001.
- [CRBC12] L. Cauffriez, D. Renaux, T. Bonte, and E. Cocquebert. Systemic modeling of integrated systems for decision making early on in the design process. *Cybern. Syst.*, 44(1) :122, 2012.
- [CVLI07] P. Cocheteux, A. Voisin, E. Levrat, and B. Iung. Formation du pronostic à base dune approche processus. *PENTOM, Mons, Belgique*, 2007.
- [CW84] E. Y. Chow and A. S. Willsky. Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 29(7) :603–614, 1984.
- [DDDW77] J. C. Deckert, M. N. Desai, J. J. Deyst, and A. S. Willsky. F-8 dfbw sensor failure identification using analytic redundancy. *IEEE Trans. On Automatic Control*, 22(5) :795–803, 1977.
- [Dek96] R. Dekker. Application of maintenance optimization models : a review and analysis. *Reliability Engineering and System Safety*, 51(3) :229–240, 1996.
- [DHS00] R.O. Duda, P.E. Hart, and D.G. Stork. *Pattern Classification*. Wiley, Inc., New York, 2nd edition, 2000.
- [DHS01] R. O. Duda, P. E. Hart, and D.G. Stork. *Pattern classification*. 2nd edition : Wiley, 2001.
- [Die10] M. Dievart. *Architectures de diagnostic et de pronostic distribuées de systèmes techniques complexes de grande dimension*. PhD thesis, Institut national polytechnique de Toulouse (INP Toulouse), 2010.
- [Dje13] Imene Djelloul. Optimal performances in a production system based on the neural modeling. *International Conference on Electrical Engineering and Automatic Control, ICEEAC 2013, Setif, Algérie*, 2013.
- [DK91] D. Dvorak and B. Kuipers. Process monitoring and diagnosis : A model based approach. *IEEE Expert*, 6(3) :67–74, 1991.

- 
- [DKAS15a] I. Djelloul, A. Khatab, E.H Aghezzaf, and Z. Sari. Optimal selective maintenance policy for series-parallel systems operating missions of random durations. *CIE45 Proceedings, 28-30 October 2015, Metz / France*, 2015.
- [DKAS15b] I. Djelloul, A. Khatab, E.H Aghezzaf, and Z. Sari. Optimisation de la maintenance sélective pour un système multi-composants opérant des missions de durées aléatoires et sujet à des actions de maintenance imparfaite. *10ème Conférence Internationale CPI, Tanger, Maroc*, 2015.
- [DKSS14] Imene Djelloul, Abdelhakim Khatab, Mehdi Souier, and Zaki SARI. A genetic algorithm for optimal joint inspection and maintenance of stochastic degrading systems. *International Conference on Metaheuristics and Nature Inspired Computing, META , Marrakech, Morocco*, 2014.
- [DL13] I. Djelloul and K. Latreche. Optimisation et simulation du fonctionnement d'un système de production sous labview pour réaliser la technique de surveillance par approche neuro-flou. *International Conférence on Systems and Processing Information , Guelma*, 2013.
- [DMD97] T. Denoeux, M. Masson, and B. Dubuisson. Advanced pattern recognition techniques or system monitoring and diagnosis, a survey. *Journal Europeen des systems Automatisés*, 31 :1509–1539, 1997.
- [DPT94a] D. Dubois, H. Prade, and F. Terrier. *Ensembles floues et raisonnement automatisé, Logique Floue*. OFTA Masson, 1994.
- [DPT94b] D. Dubois, H. Prade, and F. Terrier. *Ensembles floues et raisonnement automatisé, Logique Floue*. OFTA Masson, 1994.
- [DR81] M. Desai and A. Ray. A fault detection and isolation methodology. *Proc. of the 20th Conf. on Decision and Control*, pages 1363–1369, 1981.
- [Dre04] G. Dreyfus. *Réseaux de neurons : Méthodologie et applications*. Eyrolles, 2ème édition, 2004.
- [DSS] Imene Djelloul, Zaki Sari, and Mehdi Souier. Fault isolation in manufacturing systems based on fuzzy rule selection for binary problems. soumis à un journal.
- [DSS13] I. Djelloul, M. Souier, and Z. Sari. Neuro- fuzzy genetic algorithms for monitoring in a production system. *IEEE, International conference on systems and control*, 2013.
- [DSS14a] I. Djelloul, M. Souier, and Z. Sari. Plan de maintenance optimal basé sur une modélisation neuronale. *Conférence Internationale sur les Systèmes Industriels et Logistiques, SIL, Marrakech, Morocco*, 2014.
- [DSS14b] Imene Djelloul, Mehdi Souier, and Zaki Sari. Impact of machine performance degradation on product quality -case study of milk pasteurization process-. *ICIEM*, 2014.

- 
- [DSS15a] I. Djelloul, M. Souier, and Z. Sari. Contribution basée sur les algorithmes génétiques pour l'optimisation d'une politique de maintenance dans un système à dégradation stochastique. *ICAAID, Djelfa, Algérie*, 2015.
- [DSS15b] I. Djelloul, M. Souier, and Z. Sari. fault diagnosis problem integrated with condition based maintenance strategy. *Elec-trotehnica, Electronica, Automatica (EEA)*, 63(2) :102–109, 2015.
- [DSS16] Imene Djelloul, Zaki Sari, and Mehdi Souier. Une approche d'optimisation pour un problème de classification de défauts dans le cas binaire et multi-classes. *17ème congrès annuel de la Société française de Recherche Opérationnelle et d'Aide à la Décision, ROADEF2016, Compiègne, France*, 2016.
- [DTG<sup>+</sup>01] D. Dazzi, F. Taddei, A. Gavarini, E. Uggeri, R. Negra, and A. Pezzarossa. The control of blood glucose in the critical diabetic patient : A neuro-fuzzy method. *Elsevier Science Journal of Diabetes and Its Complications*, 15 :80–87, 2001.
- [Dub88] B. Dubuisson. *Éléments de réflexion sur le diagnostic de systèmes. CNRS, Greco Diagnostic*, 1988.
- [Dub90] B. Dubuisson. *Diagnostic et reconnaissance des formes. Traité des nouvelles technologies. Série diagnostic et Maintenance. Hermès, Paris*, 1990.
- [Emo85] J.C. Emond. les types de règles et leur utilisation dans le domaine du diagnostic technique. *5th workshop on expert systems and applications, Avignon, France*, pages 475–488, 1985.
- [EXE96] EXERA. *Guide de choix, système de supervision pour automatisme programmable. n° EXERA : S3681F96*, 1996.
- [Fau04] J. Faucher. *Pratique de l'AMDEC*. Dunod, 2004.
- [Fel93] D. S. Feldman. Fuzzy network synthesis with genetic algorithms. *International Conf on Genetic Algorithm*, pages 312–317, 1993.
- [FGG97] N. Friedman, D. Geiger, and M. Goldszmidt. Bayesian network classifiers. *Machine Learning*, 29 :131–163, 1997.
- [FI98] D. Fussel and R. Isermann. Model-based fault detection and diagnosis methods, part a : methods. *International Conference on Probabilistic Safety Assessment and Management, PSAM 4, New York, USA*, 1998.
- [FL03] B. Fasel and J. Luettin. Automatic facial expression analysis : a survey. *Pattern Recognition*, 36(1) :259–275, 2003.
- [Fra78] P. M Frank. *Introduction to system sensitivity theory*, 1978.
- [Fra90] P. M. Frank. Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy - a survey and some new results. *Automatica*, 26(3) :459–474, 1990.

- 
- [Fra93] P. M. Frank. Advances in observer-based fault diagnosis. *Int. Conf. on fault diagnosis, Tooldiag'93*, (3) :817–836, 1993.
- [Fra96] P. M. Frank. Analytical and qualitative model-based fault diagnosis - a survey and some new results. *European Journal of Control*, 2(1) :628, 1996.
- [GA96] D. Giraud and C. Aubrun. A fuzzy fault diagnosis method applied to a steam circuit. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, (3) :1944–1950, 1996.
- [GE01] S. Glavaski and M. Elgersma. Active aircraft fault detection and isolation. *In Autotestcon Proceedings, IEEE Systems Readiness Technology Conference*, pages 692–705, 2001.
- [Gen97] S. Gentil. Filtrage dalarmes en temps réel. Technical report, Rapport de recherche, convention DRET, 1997.
- [Ger00] I. Gertsbakh. Reliability theory with applications to preventive maintenance. *Springer*, 2000.
- [GHS99] Genovesi, JeAroAme Harmand, and Jean-Philippe Steyer. A fuzzy logic based diagnosis system for the on-line supervision of an anaerobic digester pilot-plant. *Biochemical Engineering Journal*, 3 :171–183, 1999.
- [Gol89] D. E. Goldberg. *Genetic algorithms in search : optimization and machine learning*. Addison-Wesley, Reading. MA, 1989.
- [Gou04] E. Gould. Modeling it both ways : Hybrid diagnostic modeling and its application to hierarchical system designs. *IEEE Autotestcon*, 2004.
- [GS90] J. J. Gertler and D. Singer. A new structural framework for parity equation-based failure detection and isolation. *Automatica*, 26(2) :381–388, 1990.
- [Hay94] S. Haykin. *Neural networks : A comprehensive foundation*. NY, *Macmillan*, page 2, 1994.
- [HNYT95] H.lshibuchi, K. Nozaki, N. Yamamoto, and H. Tanaka. Selecting fuzzy if-then rules for classification problems using genetic algorithms. *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, 3(3) :260–270, 1995.
- [Hol75] J. H. Holland. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Ann Arbor, MI, 1975.
- [Hop88] J.J Hopfield. *Neural computations and neural systems*. In Cotteril, R. M. J., editor, *Computer Simulation in Brain Science*, 1988.
- [Hor97] J. Horn. *Multicriteria decision making and evolutionary computation*. In : T. Bäck, D.B. Fogel and Z. Michalewicz (Editors), *Handbook of evolutionary computation*, Institute of Physics Publishing, Bristol, England, 1997.
- [HPG95] S. K. Halgamuge, W. Poechmueller, and M. Glesner. An altenative approach for generation of membership functions and fuzzy rules based on radial and

- 
- cubic basis function networks. *International Journal of Approximate Reasoning*, 12(3) :279–298, 1995.
- [HSM04] P. Halder, C. S.K., and S. Mukhopadhyay. On-line sensor fault detection, isolation and accomodation in tactical aerospace vehicle. *TENCON04. 2004, IEEE*, 4 :684–686, 2004.
- [HTF01] T. Hastie, R. Tibshirani, and J. Friedman. *The elements of statistical learning : data mining, inference and prediction*. New York, Springer, 2001.
- [Hur04] J. E. Hurtado. An examination of methods for approximating implicit limit state functions from the viewpoint of statistical learning theory. *Structural safety*, 26(3) :271–293, 2004.
- [IB96] R. Isermann and P. Ballé. Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes. *Proc. Of the IFAC, 13th Triennial World Congress, San Francisco, USA*, 7 :1–12, 1996.
- [IB97] R. Isermann and P. Ballé. Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes. *Control Engineering Practice*, 5(5) :709–719, 1997.
- [IB00] R. Isermann and P. Balle. Applied terminology of fault detection, supervision and safety for technical processes. *Site internet de IFAC Symposium on Fault Detection Supervision and Safety for Technical Process*, 2000.
- [IM96] H. Ishibuchi and T. Murata. Multi-objective genetic local search algorithm. *IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, pages 119–124, 1996.
- [INT92] H. Ishibuchi, K. Nozaki, and H. Tanaka. Distributed representation of fuzzy rules and its application to pattern classification. *Fuzzy Sets and Systems*, 52(1) :21–32, 1992.
- [INYT94] H. Ishibuchi, K. Nozaki, N. Yamamoto, and H. Tanaka. Construction of fuzzy classification systems with rectangular fuzzy rules using genetic algorithms. *Fuzzy Sets and Systems*, 65(2) :237–253, 1994.
- [Ise97] R. Isermann. Supervision, fault-detection and fault-diagnosis methods-an introduction. *Control engineering practice*, 5 :639–652, 1997.
- [Ise06] R. Isermann. *Fault diagnosis systems : An introduction from fault detection to fault tolerance*. Berlin, Springer, 2006.
- [Jam03] Jamouli. *Génération de résidus directionnels pour le diagnostic des systèmes linéaires stochastiques et la commande tolérante aux défauts*. PhD thesis, Doctorat de l'Université Henri Poincaré , Nancy, 2003.
- [Jan92] J. So R. Jang. Fuzzy controller design without domain experts. *IEEE International Conf on Fuzzy Systems*, pages 289–296, 1992.

- 
- [Jan93] J. R. Jang. Anfis : Adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybernetics*, pages 665–685, 1993.
- [Jan96] C. Z. Janikow. A genetic algorithm method for optimizing the fuzzy components of a fuzzy decision tree. *in Genetic Algorithms for Pattern Recognition (Edited by S. K. Pal, and P. P. Wang), CRC Press, Boca Raton, FL*, pages 253–281, 1996.
- [Jao12] A. ABOU Jaoudé. *Advanced analytical model for the prognostic of industrial systems subject to fatigue*. PhD thesis, École Doctorale en Mathématiques et Informatique de Marseille, 2012.
- [JG00] Jacky and S. Gentil. Dynamic causal model diagnostic reasoning for online technical. *Automatica*, 36 :1137–1152, 2000.
- [JLB06] A. Jardine, D. Lin, and D. Banjevic. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Transactions on Mechanical Systems and Signal Processing*, 20 :14831510, 2006.
- [JNCH08] U. Jang, Min-Seok Noh, Kook-Jin Choi, and Dae Sun Hong. Development of a web-based remote monitoring system for evaluating degradation of machine tools using art2. *IEEE*, pages 315–320, 2008.
- [Jon73] H. L. Jones. *Failure detection in linear system*. PhD thesis, Department of Aeronautics and Astronautics, MIT, Cambridge, MA, 1973.
- [JY01] J. J. Jionghua and C. Yong. Quality and reliability information integration for design evaluation of fixture system reliability. *Qual. Reliab. Engng. Int.*, 17 :355372, 2001.
- [KAD15] A. Khatab, E.H. Aghezzaf, and C. Diallo. Maintenance optimization of series-parallel systems operating missions with scheduled breaks. *IEEE International Conference on Microelectronics (ICM), Casablanca, Morocco*, 2015.
- [KAKN07a] A. Khatab, D. Ait-Kadi, and M. Nourelfath. Algorithme du recuit simulé pour la résolution du problème d’optimisation de la maintenance sélective des systèmes série-parallèle. *Seventh international Conference on Industrial Engineering, Trois-Rivières, QC, Canada*, 2007.
- [KAKN07b] A. Khatab, D. Ait-Kadi, and M. Nourelfath. Heuristic-based methods for solving the selective maintenance problem for series-prallel systems. *International Conference on Industrial Engineering and Systems Management (IESM), Beijing, China*, 2007.
- [KB61] R. E. Kalman and R. S. Bucy. New results in linear filtering and prediction theory. *Trans. ASME Ser. D., J. Basic Eng.*, 83 :95–108, 1961.
- [KMM12] O. Kadri, L.H. Mouss, and M.D Mouss. Fault diagnosis of rotary kiln using svm and binary aco. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 26(2) :601–608, 2012.

- 
- [Lee90] C.C. Lee. Fuzzy logic in control systems : fuzzy logic controller. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 20 :404–435, 1990.
- [Ler98] P. Leray. *Apprentissage et diagnostic de systèmes complexes : réseaux de neurones et réseaux bayésiens Application à la gestion en temps réel du trafic téléphonique français*. PhD thesis, Thèse de doctorat de l'Université Paris 6, 1998.
- [LG01] J.B Léger and G. Morel. Integration of maintenance in the enterprise : towards an enterprise modeling-based framework compliant with proactive maintenance strategy. *Production Planning and Control*, 12(2) :176–187, 2001.
- [Liu96] W. Liu. An on-line expert system-based fault-tolerant control system. *Expert systems with applications*, 11 :59–64, 1996.
- [LJS94] Lydie, M. Jacky, and G. Sylviane. Qualitative analysis for decision making in supervision of industrial continuous processes. *Mathematics and Computers in Simulation*, 36 :149–163, 1994.
- [LN93] F. Lackinger and W. Nejd. Diamon : A model-based troubleshooter based on qualitative reasoning. *IEEE Expert*, 8(1) :33–40, 1993.
- [LPM00] L. Lebart, M. Piro, and A. Morineau. *Statistique exploratoire multidimensionnelle*. [S.I.] : DUNOD, 2000.
- [LRR09] T. Lust, O. Roux, and F. Riane. Exact and heuristic methods for the selective maintenance problem. *European Journal of Operational Research*, 197 :1166–1177, 2009.
- [LT01] M. Lebold and M. Thurston. Open standards for condition-based maintenance and prognostic systems. *5th Annual Maintenance and Reliability Conference (MARCON), Gatlinburg, USA*, 2001.
- [Lue77] D. G. Luenberger. Dynamic equations in descriptor form. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 22(3) :312–321, 1977.
- [Lur03] Christophe Lurette. *Développement d'une technique neuronale auto-adaptative pour la classification dynamique de données évolutives, Application à la supervision d'une presse hydraulique*. PhD thesis, Thèse de doctorat en Automatique et Informatique Industrielle, Université des Sciences et Technologies de LILLE, 2003.
- [LZY00] D. Lin, M. J. Zuo, and R. C. M. Yam. General sequential imperfect preventive maintenance models. *IJRQSE*, 7(3) :253–266, 2000.
- [Mal79] M.A.K. Malik. Reliable preventive maintenance scheduling. *AIIE Transactions*, 11(3) :221228, 1979.
- [Mas86] M. A. Massoumnia. *A geometric approach to failure detection and identification in linear systems*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology, 1986.

- 
- [MBBD14] M. Mkadder, F. Belkaid, M. Benakrouf, and I. Djelloul. Proposition d'un nouveau schéma d'implantation de lignes de production dans une entreprise du secteur agroalimentaire. *ICIEM'14, International Conference on Industrial Engineering and Manufacturing, Batna, Algeria*, 2014.
- [MCC<sup>+</sup>97] D. Maquin, V. Cocquempot, J.P. Cassar, M. Staroswiecki, and J. Ragot. Generation of analytical redundancy relations for fdi purposes. *IEEE Int. Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives, SDEMPED97, Carry-le Rouet, France*, pages 270–276, 1997.
- [MCeRS09] L. M. Maillart, C.R. Cassady, C. e Rainwater, and K. Schneider. Selective maintenance decision-making over extended planning horizons. *IEEE TRANSACTIONS on Reliability*, 58(3) :462–469, 2009.
- [MCR13] G. Maaroufi, A. Chelbi, and N. Rezg. Optimal selective renewal for systems subject to propagated failures with global effect and failure isolation phenomena. *Reliability Engineering and System Safety*, 114 :61–70, 2013.
- [MD92] H. J. Marquez and C. P. Diduch. *Sensitivity of failure detection using generalized observers*, 1992.
- [ME98] W. Q. Meeker and L. A. Escobar. *Statistical methods for reliability data*. Wiley series in probability and statistics, John Wiley sons, inc., 1998.
- [MF91] Magni and Mouyon F. A generalized approach to observers for fault diagnosis. *Proc. of the 30th IEEE Conf. on Decision and Control, Brighton, V.K*, pages 2236–2241, 1991.
- [MHGW85] M. Marrakchi, B. Houriez, F. Grzesiak, and D. Willaëys. Un système expert d'aide au diagnostic (université de valenciennes). *5e Journées internationales, les SE leurs applications, Avignon*, 1985.
- [MI95] T. Murata and H. Ishibuchi. Moga : Multi-objective genetic algorithms. *IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, pages 289–294, 1995.
- [Mil87] R. Milne. Strategies for diagnosis. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 17(3) :333–339, 1987.
- [MK08] A. Mellit and S. A. Kalogirou. Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications : A review. *Progress in Energy and Combustion Science*, 34 :574–632, 2008.
- [MKY<sup>+</sup>96] S. Matsushita, A Kuromiya, M. Yamaoka, T. Furuhashi, and Y. Uchikawa. Determination of antecedent structure for fuzzy modeling using genetic algorithm. *Proc. of 3rd IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, pages 235–238, 1996.
- [MLTR08] F. P. G. Marquez, R. W. Lewis, A. M. Tobias, and C. Roberts. Life cycle costs for railway condition monitoring. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 44 :1175 – 1187, 2008.



- 
- [MM07] R. Mahdaoui and H.L. Mouss. Diagnostic industriel par neuro-floue : Application à un système de production. *4th International Conference on Computer Integrated Manufacturing*, 2007.
- [MM08] R. Mahdaoui and L. H. Mouss. Nefdiag, a new approach for industrial diagnosis by neuro-fuzzy systems : Application to manufacturing system. *Proc. of ERIMA*, 2(2) :144–151, 2008.
- [Mon97] J. Montmain. From diapason research program to its industrial application in nuclear fuel reprocessing. *IFAC-SAFEPROCESS '97*, 1997.
- [Mou02] M. Sayed Mouchaweh. *Conception dun système de diagnostic adaptatif et prédictif basé sur la méthode Fuzzy Pattern Matching pour la surveillance en ligne des systèmes évolutifs, Application à la supervision et au diagnostic dune ligne de peinture au trempé*. PhD thesis, Thèse de doctorat de luniversité de Reims Champagne-Ardenne, 2002.
- [Mou05] M.D. Mouss. *Diagnostic et conduite des systèmes de production par approche à base de connaissances*. PhD thesis, Thèse de doctorat en Génie Industrielle, Université de Sciences, Batna, 2005.
- [MP43] W. S. McCulloch and W. Pitts. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5 :115–133, 1943.
- [MR92] D. Maquin and J. Ragot. Diagnostic de fonctionnement des systèmes à partir de modèles. *4ème Conférence Internationale de Génie des Systèmes Industriels, GSI, France*, 1992.
- [MV88] M. A. Massoumnia and W. E. Vander Velde. Generating parity relations for detecting and identifying control system component failures. *J. Guidance, Control Dynamics*, 11(1) :60–65, 1988.
- [Nak88] T. Nakagawa. Sequential imperfect preventive maintenance policies. *IEEE TR*, 37(3) :295–308, 1988.
- [Nak05] T. Nakagawa. *Maintenance theory of reliability*. Springer, 2005.
- [Nak08] T. Nakagawa. *Advanced reliability models and maintenance policies*. Springer, 2008.
- [Nar07] Claudia Victoria Isaza Narvaez. *Diagnostic par techniques dapprentissage floues conception dune methode de validation et doptimisation des partitions*. PhD thesis, Université de Toulouse, France, 2007.
- [NM09] T. Nakagawa and S. Mizutani. A summary of maintenance policies for a finite interval. *Reliability Engineering and System Safety*, 94(1) :89–96, 2009.
- [Nol91] S. Nold. Knowledge based real time fault diagnosis with eftas. *IFAC Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes, Baden-Baden, Germany*, pages 403–407, 1991.

- 
- [NP90] K.S. Narendra and K. Parthasarathy. identification and control of dynamical systems using neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1(1) :4–27, 1990.
- [OBC06] O. Ondel, E. Boutleux, and G. Clerc. A method to detect broken bars in induction machine using pattern recognition techniques. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 42(4) :916–923, 2006.
- [OFK90] O. O. Oyeleye, F. E. Finch, and M. A. Kramer. Qualitative modeling and fault diagnosis of dynamic processes by midas. *Chemical Engineering Communications*, 96 :205–228, 1990.
- [OR91] P. M. Olin and G. Rizzoni. Design of robust detection filters. *Proc. of the American Control Conf.*, pages 1522–1527, 1991.
- [Pap03] Y. Papadopoulos. Model-based system monitoring and diagnosis of failures using state charts and fault trees. *Reliability and security of industrial computer systems*, 81 :325–341, 2003.
- [Pat94] R. J. Patton. Robust model-based fault diagnosis : the state of the art. *Proc. of IFAC Symp. on Fault Detection, Supervision and Safety for technical processes, SAFEPROCESS'94*, pages 1–24, 1994.
- [Pat97] R. J. Patton. Fault tolerant control, the 1997 situation. *IFAC safeprocess 97*, 2 :1033–1055, 1997.
- [PB94] C.E. Peláez and J.B. Bowles. Using fuzzy logic for system criticality analysis. *In Proceedings Annual Reliability and Maintainability Symposium, Anaheim, California*, pages 449–455, 1994.
- [PC91a] R. J. Patton and J. Chen. A parity space approach to robust fault detection using eigenstructure assignment. *European Control Conf, 2*, pages 1419–1424, 1991.
- [PC91b] R. J. Patton and J. Chen. A review of parity space approaches to fault diagnosis. *Proc. IF AC SAFEPROCESS Symp.*, pages 239–255, 1991.
- [PCF89] R. J. Patton, R. N. Clark, and P. M. Frank. *Fault detection - Theory and Application*. Prentice Hall, New York, 1989.
- [PCLM93] J. M. Pénalva, L. Coudouneau, L. Leyval, and J. Montmain. Diapason : a supervision support system. *IEEE Expert : Intelligent Systems and their Applications*, 8(5) :57–65, 1993.
- [Pel97] C. Pellegrin. Fondements de la décision de maintenance. *Economica*, page 112 pages, 1997.
- [PF09] T. Plotz and G. A. Fink. Markov models for offline hand-writing recognition : A survey. *Int. Journal on Document Analysis and Recognition*, 12(4) :269298, 2009.

- 
- [PFC89] R.J. Patton, P.M. Franf, and R.N. Clarck. *Fault diagnosis in dynamics systems : theory and applications*. Prentice Hall, 1989.
- [Pil01] M. Pillet. *Appliquer la maîtrise statistique des procédés msp/spc. 3ème édition [S.I.] : Les éditions d'organisation*, 2001.
- [Plo98] S. Ploix. *Diagnostic des systèmes incertains : l'approche bornante*. PhD thesis, Thèse de l'institut National Polytechnique de Lorraine, 1998.
- [PR90] Y. Peng and J. A. Reggia. *Abductive inference models for diagnostic problem solving*. Springer-Verlag, New York, 1990.
- [Pro03] G. Provan. An open systems architecture for prognostic inference during condition-based monitoring. *Aerospace Conference*, 7 :3157–3164, 2003.
- [PS77] J. E. Potter and M. C. Suman. Thresholdless redundancy managements with arrays of skewed instruments integrity in electronic flight control systems. *AGARDOGRAPH*, 224, pages 15.1–15.25, 1977.
- [PW96] H. Pham and W. Wang. Imperfect maintenance. *EJOR*, 94 :425–438, 1996.
- [PZMT13] M. Pandey, M.J. Zuo, R. Moghaddass, and M.K. Tiwari. Selective maintenance for binary systems under imperfect repair. *Reliability Engineering System Safety*, 113 :42–51, 2013.
- [RH04] Marvin Rausand and Arnljot Hoyland. *System Reliability Theory : Models, Statistical Methods, and Applications*. Wiley series in probability and statistics, 2004.
- [Rib09] P. Ribot. *Vers l'intégration diagnostic/pronostic pour la maintenance des systèmes complexes*. PhD thesis, Thèse de doctorat, Université de Toulouse, France, 2009.
- [RJF12] F. G. Ramon, L. C. R. José, and J. P. C. Francisco. Supervision strategy of a solar volumetric receiver using nn and rule based techniques. *E. Corchado et al. (Eds.) : HAIS 2012, Part I, LNCS 7208*, page 577587, 2012.
- [Ros58] F. Rosenblatt. The perceptron : A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65 :386407, 1958.
- [Ros07] Sheldon M. Ross. *Introduction to probability models*. Elsevier Inc., 2007.
- [RRN98] W. F. Rice, C. R., and J. A. Nachlas. Optimal maintenance plans under limited maintenance time. *Proceedings of the 7th Industrial Engineering Research Conference*, 1998.
- [RY03] V. Venkatasubramanian R. Raghunathan and K. Yin. A review of process fault detection and diagnosis part 1 : Quantitative model-based methods. *Computers and Chemical Engineering*, 27 :293311, 2003.

- 
- [SAMK10] Z. Simeu-Abazi, Di M. Mascolo, and M. Knotek. Fault diagnosis for discrete event systems : Modeling and verification. *Reliability Engineering and system safety*, 95(4) :369378, 2010.
- [Sim92] P. K. Simpson. Fuzzy min-max neural networks - part i : Classification. *IEEE Trans. On Neural Networks*, 3(5) :776–786, 1992.
- [Smi80] S. F. Smith. *A learning system based on genetic algorithms*. PhD thesis, University of Pittsburgh, Pittsburgh, PA, 1980.
- [Sta98] M. Staroswiecki. Fault detection and isolation based on numerical and qualitative models. *3rd IMEKO Int. Conf. on Acoustical and Vibratory Surveillance and Diagnostic Techniques, Senlis, France*, 1998.
- [Sug85] M. Sugeno. An introductory survey of fuzzy control. *Information Sciences*, 36(112) :59–83, 1985.
- [SY93] M. Sugeno and T. Yasukawa. A fuzzy-iogic-based approach to qualitative modeling. *IEEE Trans. On Fuzzy Systems*, 1(1) :7–31, 1993.
- [SYD11] A. Sharma, G.S. Yadava, and S.G. Deshmukh. A literature review and future perspectives on maintenance optimization. *JQME*, 17(1) :5–25, 2011.
- [TGJ91] S.C. Thomas, D.P. Gaver, and P.A. Jacobs. Inspection models and their application. *IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry*, 3(4) :283304, 1991.
- [Thr91] P. Thrift. Fuzzy logic synthesis with genetic algorithms. *Proc. of 4th International Conf on Genetic Algorithms*, pages 509–513, 1991.
- [TMDG97] L. Travé-Massuyès, P. Dague, and F. Guerrin. *Le raisonnement qualitatif pour les sciences de l'ingénieur*. Hermès, 1997.
- [Tou05] S. Touaf. *Diagnostic logique des systèmes complexes et dynamiques dans un contexte multi-agent*. PhD thesis, thèse de doctorat, Université Joseph Fourier Grenoble 1, 2005.
- [TS85] T. Takagi and M. Sugeno. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Trans, on Systems. Man. and Cybernetics*, 15(1) :116–132, 1985.
- [UBR12] I. B. Utne, T. Brurok, and H. Rodseth. A structured approach to improved condition monitoring. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 25 :478–488, 2012.
- [UI93] M. Ulieru and R. Isermann. Design of a fuzzy-logic based diagnostic model for technical processes. *Fuzzy Sets and Systems*, 58(3) :249–271, 1993.
- [Vap95] V.N. Vapnik. The nature of statistical learning theory. *Springer*, 1995.

- 
- [VFF89] C. Valdez-Flores and R. M. Feldman. A survey of preventive maintenance models for stochastically deteriorating single-unit systems. *Naval Research Logistics*, 36 :419446, 1989.
- [VLCI10] A. Voisin, E. Levrat, P. Cochetoux, and B. Iung. Generic prognosis model for proactive maintenance decision support : application to pre-industrial e-maintenance test bed. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2010.
- [VRK03] V. Venkatasubramanian, R. Raghunathan, and S.N. Kavuri. A review of process fault detection and diagnosis part 2 : Qualitative models and search strategies. *Computers and Chemical Engineering*, 27 :313326, 2003.
- [VRKY03] V. Venkatasubramanian, R. Raghunathan, S.N. Kavuri, and K. Yin. A review of process fault detection and diagnosis part 3 : Process history based methods. *Computers and Chemical Engineering*, 27 :327346, 2003.
- [Wan02] H. Wang. A survey of maintenance policies of deteriorating systems. *EJOR*, 139 :469–489, 2002.
- [WC04] X. Wu and G. Campion. Fault detection and isolation of systems with slowly varying parameters- simulation with a simplified aircraft turbo engine model. *Mechanical systems and signal processing*, 18 :353–366, 2004.
- [Wes97] Westkämper. Supervision of quality in process chains by means of learning process models. *Computers in Industry*, 33 :71–82, 1997.
- [Wil76] A.S. Willsky. A survey of design methods for failure detection in dynamic systems. *Automatica*, 12(6) :601–611, 1976.
- [WJ76] A. S. Willsky and H.L. Jones. A generalized likelihood ration approach to the detection and estimation of jumps in linear systems. *IEEE, Trans. On Automatic Control*, pages 108–112, 1976.
- [WKQ<sup>+</sup>08] X. Wu, V. Kumar, J. R. Quinlan, J. Ghosh, Q. Yang, H. Motoda, G. J. McLachlan, B. Liu A. Ng, Z-H Zhou P. S. Yu, M. Steinbach, D. J. Hand, and D. Steinberg. Top 10 algorithms in data mining. *Knowl. Inf. Syst.*, 1 :137, 2008.
- [WM92] L. X. Wang and J. M. Mendel. Generating fuzzy roles by learning from examples. *IEEE Trans. On Systems*, 22(6) :1414–1427, 1992.
- [WP06] H.Z. Wang and H. Pham. *Reliability and optimal maintenance*. London Springer, 2006.
- [WS87] J. E. White and J. L. Speyer. Detection filter design : spectral theory and algorithm. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 32(7) :593–603, 1987.
- [YJ05] C. Yong and J. Jionghua. Quality-reliability chain modeling for system-reliability analysis of complex manufacturing processes. *IEEE Transactions on Reliability*, 54(3), 2005.

- [Zam97] E. Zamai. *Architecture de surveillance-commande pour les systèmes à événements discrets complexes*. PhD thesis, Thèse de doctorat, université Paul Sabatier, Toulouse, France, 1997.
- [Zem03] R. Zemouri. *Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide de réseaux de neurones dynamiques : Application à l'e-maintenance*. PhD thesis, Thèse de doctorat, Université de Franche-Comté, 2003.
- [ZIA14] Dib Zahera, Djelloul Imene, and Neki. A. Smart packaging in the supply chain management. *logistiqua, Fès, Maroc*, 2014.
- [Zwi95] G. Zwingelstein. *Diagnostic des défaillances "théorie et pratique pour les systèmes industriels"*. Ed. HERMES, 1995.
- [ZXL07] X. Zhou, L. Xi, and J. Lee. Reliability-centered predictive maintenance scheduling for a. *Reliability Engineering & System*, 92(4) :530–534, 2007.

---

## Production scientifique

### Articles de revues internationales

[DSS15b] **I. Djelloul, M. Souier, and Z. Sari.** Fault diagnosis problem integrated with condition based maintenance strategy. journal EEA, Electrotehnica, Electronica, Automatica(= Electrical Engineering, Electronics, Automation), Vol. 63, no. 2, pp 102-109, 2015.

ISSN 1582-5175

[http://www.eea-journal.ro/ro/d/5/p/EEA63\\_2\\_12](http://www.eea-journal.ro/ro/d/5/p/EEA63_2_12)

[DSS] **I. Djelloul, Z. Sari, M. Souier,.** Fault isolation in manufacturing systems based on fuzzy rule selection for binary problems. Soumis à un journal.

### Articles de conférences internationales

[DSS13] **I. Djelloul, M. Souier, and Z. Sari.** Neuro- fuzzy genetic algorithms for monitoring in a production system. IEEE Proceeding Third International Conference on System and Control (ICSC) 2013, pp. 12 - 17, Algiers, Algeria, 29-31 October 2013.

DOI :[10.1109/ICoSC.2013.6750828](https://doi.org/10.1109/ICoSC.2013.6750828)

[DL13] **Imene Djelloul, Khaled Latreche.** Optimisation et simulation du fonctionnement d'un système de production sous labview pour réaliser la technique de surveillance par approche neuro-flou. International Conférence on Systems and Processing Information , ICSIP, Guelma, 2013

[Dje13] **Imene Djelloul.** Optimal performances in a production system based on the neural modeling. International Conference on Electrical Engineering and Automatic Control, ICEEAC 2013, Setif, Algérie, 2013

[DSS14b] **I. Djelloul, M. Souier, Z. Sari.** Impact of machine performance degradation on product quality -case study of milk pasteurization process-, ICIEM, 2014

[DKSS14] **I. Djelloul, A. Khatab, M. Souier, Z. Sari.** A genetic algorithm for optimal joint inspection and maintenance of stochastic degrading systems. International Conference on Metaheuristics and Nature Inspired Computing, META , Marrakech, Morocco, 2014

[DSS14a] **I. Djelloul, M. Souier, and Z. Sari.** Plan de maintenance optimal basé

sur une modélisation neuronale. Conférence Internationale sur les Systèmes Industriels et Logistiques, SIL, Marrakech, Morocco, 2014

[DSS15a] **I. Djelloul, M. Souier, and Z. Sari.** Contribution basée sur les algorithmes génétiques pour l'optimisation d'une politique de maintenance dans un système à dégradation stochastique, ICAAID, Djelfa, Algérie, 2015

[DKAS15a] **I. Djelloul, A. Khatab, E.H Aghezzaf, Z. Sari.** Optimal selective maintenance policy for series-parallel systems operating missions of random durations. CIE45 Proceedings, 28-30 October 2015, Metz / France, 2015

[DKAS15b] **I. Djelloul, A. Khatab, E.H Aghezzaf, Z. Sari.** Optimisation de la maintenance sélective pour un système multi-composants opérant des missions de durées aléatoires et sujet à des actions de maintenance imparfaite. 10ème Conférence Internationale CPI, Tanger, Maroc, 2015

[DSS16] **I. Djelloul, Z. Sari, M. Souier.** Une approche d'optimisation pour un problème de classification de défauts dans le cas binaire et multi-classes. 17ème congrès annuel de la Société française de Recherche Opérationnelle et d'Aide à la Décision, ROADEF2016, Compiègne, France, 2016

[ZIA14] **Dib Zahera, Djelloul Imene, Neki. A.** Smart packaging in the supply chain management, logistiqua, Fès, Maroc, 2014.

[MBBD14] **M. Mkadder, F. Belkaid, M. Benakrouf, I. Djelloul.** Proposition d'un nouveau schéma d'implantation de lignes de production dans une entreprise du secteur agroalimentaire, ICIEM'14, International Conference on Industrial Engineering and Manufacturing, Batna, Algeria, 2014.



# Annexe A

LAP D'AUTOMATIQUE ET PRODUCTIQUE	ANALYSE DES MODES DE DEFAILLANCE ET DE LEURS EFFETS ET CRITICITE						AMDEC					
	Système : la cimenterie d'Ain-TouTa Sous système : partie Clinkérisation					Date d'analyse :		PHASE DE FONCTIONNEMENT : En service.				
Composant	Fonction	Modes de défaillance	Repère	Cause possible	Durée d'indis- ponibilité	Criticité				Information de l'opérateur	Activité compensation	Besoin de l'opérateur
						F	G	N	C			
Préchauffeur à cyclone	Préparer la farine cruée	Marche perturbé.	1	↑↓ du teneur O <sub>2</sub> sortie cyclone A50	10 min	1	1	2	2	Alarme analyseur gaz	-L'opérateur contrôle les variables (A50T1, A50P1, A54T1, A54T2, A54P2, W01P3, W01P1). -demande l'intervention de l'instrumentiste.	-Système filtrage d'alarme. -l'intervention de l'instrumentiste
			2	□ teneur CO sortie cyclone A50	10 min	1	2	2	4	Alarme analyseur gaz	Arrêté électrofiltre.	l'intervention de l'instrumentiste
			3	□ tempé- rature gaz sortie cyclone A50.	120 min	1	1	2	2	Alarme température	□ A50T1sinon agir sur ces variables (O <sub>2</sub> C, W01T1, V31F1, V01F1, W01S1) et contrôler la variable A54T2.	Surveillant
			4	↑ Pressio n sortie cyclone A50.	70 min	1	1	2	2	Alarme pression.	- ↓↑ la variable O <sub>2</sub> C - intervention de l'opérateur sur le système.	Surveillant.

LAP D'AUTOMATIQUE ET PRODUCTIQUE	ANALYSE DES MODES DE DEFAILLANCE ET DE LEURS EFFETS ET CRITICITE						AMDEC					
	Système : la cimenterie d'Ain-TouTa Sous système : partie Clinkérisation					Date d'analyse :			PHASE DE FONCTIONNEMENT : En service.			
Composant	Fonction	Modes de défaillance	Repère	Cause possible	Durée d'indisponibilité	Criticité				Information de l'opérateur	Activité compensation	Besoin de l'opérateur
						F	G	N	C			
Préchauffeur à cyclone	Préparer la farine crue	Marche perturbé.	5	⌊ température gaz sortie cyclone A52.	120 min	1	1	1	1	Alarme température	⌊ la variable A52T1.	/
			6	⌊ pression cyclone A52	10 min	2	3	1	6	Alarme pression.	-commandé la variable A52P2. -intervention de l'opérateur sur le système.	l'intervention de Surveillant.
			7	⌊ température gaz cyclone A53.	180 min	1	1	1	1	Alarme température	⌊ la variable A53T1.	Surveillant
			8	⌊ température matière cyclone A53.	120 min	1	1	2	2	Alarme température	⌊ la variable A53T2.	Surveillant
			9	↑↓ Pression cyclone A53.	70 min	2	1	1	2	Alarme pression.min ou max	- ↓↑ la variable O <sub>2</sub> C - intervention de l'opérateur sur le système.	/

LAP D'AUTOMATIQUE ET PRODUCTIQUE	ANALYSE DES MODES DE DEFAILLANCE ET DE LEURS EFFETS ET CRITICITE									AMDEC		
	Système : la cimenterie d'Ain-TouTa Sous système : partie Clinkérisation					Date d'analyse :				PHASE DE FONCTIONNEMENT : En service.		
Composant	Fonction	Modes de défaillance	Repère	Cause possible	Durée d'indis- ponibili- té	Criticité				Information de l'opérateur	Activité compensation	Besoin de l'opérateur
						F	G	N	C			
Préchauffeur à cyclone	Préparer la farine cru	Marche perturbé.	10	↓ la tempéra- ture gaz cyclone A54	120 min	2	1	2	4	Alarme température gaz	L'opérateur ↓ A54T1 ou bien agir sur les variables (O <sub>2</sub> C, W01T1, V31F1, V01F1, W01S1). et contrôlé la variable A54T2	-l'intervention de l'instrumentiste
			11	↓ la tempéra- ture matière cyclone A54	90 min	1	1	2	2	Alarme température matière	L'opérateur ↓ A54T2 ou bien agir sur les variables (O <sub>2</sub> C, A54T1, W01T1, V31F1, V01F1, W01S1)	l'intervention de l'instrumentiste
			12	↑↓ Pressio- n cyclone A54.	30 min	1	1	2	2	Alarme pression.	- ↓↑ la variable O <sub>2</sub> C - intervention de l'opérateur sur le système.	Surveillant.
Boîte à fumée	Calcinat- ion de la farine.	Déplacem- ent de zone.	13	↑↓ du teneur O <sub>2</sub> boite à fumée	10 min	2	1	3	6	Alarme analyseur gaz	-L'opérateur agir sur les variables (V31F1, V01F1).	-Système filtrage d'alarme. -l'intervention de l'instrumentiste

LAP D'AUTOMATIQUE ET PRODUCTIQUE	ANALYSE DES MODES DE DEFAILLANCE ET DE LEURS EFFETS ET CRITICITE								AMDEC			
	Système : la cimenterie d'Ain-TouTa Sous système : partie Clinkérisation					Date d'analyse :			PHASE DE FONCTIONNEMENT : En service.			
Composant	Fonction	Modes de défaillance	Repère	Cause possible	Durée d'indisponibilité	Criticité				Information de l'opérateur	Activité compensation	Besoin de l'opérateur
						F	G	N	C			
Boite à fumée	Calcinat ion de la farine.	Déplacem ent de zone.	15	↑ teneur CO boite à fumée	10 min	1	1	2	2	Alarme analyseur gaz	Arrêté électrofiltre.	l'intervention de l'instrumentiste
			16	↑↓ Pressio n sortie boite à fumée.	70 min	2	2	1	4	Alarme pression.	L'opérateur agir sur les deux variable (O <sub>2</sub> C et O <sub>2</sub> F) et contrôler la variable W01P1. - intervention de l'opérateur sur le système.	Surveillant.
			17	↑↓ Pressio n entrée boite à fumée.	60 min	1	1	1	1	Alarme pression.	-L'opérateur agir sur les variables (O <sub>2</sub> C, O <sub>2</sub> F, W01P3, W01S1). -intervention de l'opérateur sur le système.	Surveillant.
			18	↑ tempéra ture gaz entrée boite à fumée	120 min	1	1	2	2	Alarme température gaz	L'opérateur ↑ W01T1 ou bien agir sur les variables (V31F1, V01F1)	l'intervention de l'instrumentiste

LAP D'AUTOMATIQUE ET PRODUCTIQUE	ANALYSE DES MODES DE DEFAILLANCE ET DE LEURS EFFETS ET CRITICITE									AMDEC		
	Système : la cimenterie d'Ain-TouTa Sous système : partie Clinkérisation					Date d'analyse :				PHASE DE FONCTIONNEMENT : En service.		
	Composant	Fonction	Modes de défaillance	Repère	Cause possible	Durée d'indis- ponibilité	Criticité				Information de l'opérateur	Activité compensation
F							G	N	C			
Boîte à fumée	Calcinat ion de la farine.	Déplacem ent de zone.	19	↑↓ débit gaz	1 min	1	1	2	2	Afficheur débit gaz	↓ la variable V01	Surveillant.
Four	Clinkéri- sation	Mauvaise Clinkérisat ion	20	↑↓ débit gaz	1 min	1	1	1	1	Afficheur débit gaz	L'opérateur réglé les variables (A50T1, A54T1, A54T2, O <sub>2</sub> F, W01T1, CCS, W01X1).	Surveillant.
			21	moment four.	60 min	2	3	1	6	Afficheur moment four.	L'opérateur réglé les variables (O <sub>2</sub> F, V01F1, CCS, W01S1).et contrôlé les deux variables (PAL et FCAO).	/
			22	vitesse four.	60 min	1	1	2	2	Afficheur vitesse four.	L'opérateur réglé les variables (O <sub>2</sub> F).et contrôlé les variables (A50T1, A54T1, A54T2, W01P1, CCS, W01X1, PAL, FCAO).	/

LAP	ANALYSE DES MODES DE DEFAILLANCE DE LEURS EFFETS ET DE LEUR CRITICITE						AMDEC PROCESSUS			
	Système : Production du lait Sous système : Pasteurisation du lait			Phase de fonctionnement : MARCHE NORMALE		Date de l'analyse		Page 1/9		
Elément	Fonction	Mode de défaillance	Cause de la défaillance	Effet de la défaillance	Détection	Criticité				Observation
						F	G	N	C	
Echangeur de chaleur : section de préchauffage et de chauffage du produit (échangeur à plaques)	circulation, préchauffage et chauffage du produit laitier	fuite (entre deux plaques, entre le bâti fixe et la bride de tubulure,...)	Joints endommagés, perforation, fissures (corrosion), chute brutale de la température	diminution du débit du produit		3	3	1	9	
		bouchage (ou blocage)	corps étrangers, encrassement			3	3	1	9	
		perte d'efficacité de l'échange de chaleur (la puissance thermique échangée diminue)	encrassement, dépôts	diminution de la température de chauffage du produit.	3	3	2	18		

LAP	ANALYSE DES MODES DE DEFAILLANCE DE LEURS EFFETS ET DE LEUR CRITICITE						AMDEC PROCESSUS			
	Système : Production du lait Sous système : Pasteurisation du lait			Phase de fonctionnement : MARCHE NORMALE		Date de l'analyse		Page 2/ 9		
Elément	Fonction	Mode de défaillance	Cause de la défaillance	Effet de la défaillance	Détection	Criticité				Observation
						F	G	N	C	
Echangeur de chaleur : section de chauffage de l'eau	circulation de la vapeur destinée au chauffage de l'eau	fuite (entre deux plaques, entre le bâti fixe et la bride de tubulure,...)	Jointes endommagés, perforation, fissures (corrosion), chute brutale de la température	diminution du débit du produit		2	3	1	6	
		bouchage (ou blocage)	corps étrangers, encrassement			2	3	1	6	
		perte d'efficacité de l'échange de chaleur (la puissance thermique échangée diminue)	encrassement, dépôts	diminution de la température de chauffage du produit.		2	3	2	12	



LAP	ANALYSE DES MODES DE DEFAILLANCE DE LEURS EFFETS ET DE LEUR CRITICITE						AMDEC PROCESSUS			
	Système : Production du lait Sous système : Pasteurisation du lait			Phase de fonctionnement : MARCHE NORMALE		Date de l'analyse		Page 3/9		
Elément	Fonction	Mode de défaillance	Cause de la défaillance	Effet de la défaillance	Détection	Criticité				Observation
						F	G	N	C	
Echangeur de chaleur : section de refroidissement	circulation et refroidissement du produit laitier	fuite (entre deux plaques, entre le bâti fixe et la bride de tubulure,...)	Joint endommagés, perforation, fissures (corrosion), chute brutale de la température	diminution du débit du produit		1	4	2	8	
		bouchage (ou blocage)	corps étrangers, encrassement			1	4	2	8	
		perte d'efficacité de l'échange de chaleur (la puissance thermique échangée diminue)	encrassement, dépôts	diminution de la température de chauffage du produit.		1	4	2	8	

LAP	ANALYSE DES MODES DE DEFAILLANCE DE LEURS EFFETS ET DE LEUR CRITICITE						AMDEC PROCESSUS			
	Système : Production du lait Sous système : Pasteurisation du lait			Phase de fonctionnement : MARCHE NORMALE		Date de l'analyse		Page 4/9		
Elément	Fonction	Mode de défaillance	Cause de la défaillance	Effet de la défaillance	Détection	Criticité				Observation
						F	G	N	C	
Echangeur de chaleur : section de chauffage	circulation et chauffage de l'eau destinée au chauffage du produit laitier	fuite (entre deux plaques, entre le bâti fixe et la bride de tubulure,...)	Joint endommagés, perforation, fissures (corrosion), chute brutale de la température	diminution du débit du produit		3	3	1	9	
		bouchage (ou blocage)	corps étrangers, encrassement			3	3	1	9	
		perte d'efficacité de l'échange de chaleur (la puissance thermique échangée diminue)	encrassement, dépôts	diminution de la température de chauffage du produit.		3	3	2	18	

LAP	ANALYSE DES MODES DE DEFAILLANCE DE LEURS EFFETS ET DE LEUR CRITICITE						AMDEC PROCESSUS			
	Système : Production du lait Sous système : Pasteurisation du lait			Phase de fonctionnement : MARCHE NORMALE		Date de l'analyse		Page 5/9		
Elément	Fonction	Mode de défaillance	Cause de la défaillance	Effet de la défaillance	Détection	Criticité				Observation
						F	G	N	C	
Echangeur de chaleur : section de refroidissement	circulation de l'eau glacée destinée au refroidissement du produit laitier	fuite (entre deux plaques, entre le bâti fixe et la bride de tubulure,...)	Joints endommagés, perforation, fissures (corrosion), chute brutale de la température	diminution du débit du produit		3	3	1	9	
		bouchage (ou blocage)	corps étrangers, encrassement			3	3	1	9	
		perte d'efficacité de l'échange de chaleur (la puissance thermique échangée diminue)	encrassement, dépôts	diminution de la température de chauffage du produit.		3	3	2	18	

LAP	ANALYSE DES MODES DE DEFAILLANCE DE LEURS EFFETS ET DE LEUR CRITICITE						AMDEC PROCESSUS			
	Système : Production du lait Sous système : Pasteurisation du lait			Phase de fonctionnement : MARCHE NORMALE		Date de l'analyse		Page 6/9		
Elément	Fonction	Mode de défaillance	Cause de la défaillance	Effet de la défaillance	Détection	Criticité				Observation
						F	G	N	C	
vanne réglante commandée par un servomoteur pneumatique	régulation de la pression de la vapeur en fonction de la température de chauffage du produit laitier Tc, la position de la vanne est fixée par le système de régulation	blocage en position	défaut mécanique défaut dû au système de régulation défaut électrique (servomoteur)	la pression de la vapeur garde une valeur constante, pas de compensation d'une variation de la température de chauffage du produit		3	3	1	9	
		fermeture (ouverture) intempestive	défaut mécanique défaut dû au système de régulation perte de pression d'air de régulation	sollicitation du contrôle, arrêt du débit du produit		3	3	1	9	

LAP	ANALYSE DES MODES DE DEFAILLANCE DE LEURS EFFETS ET DE LEUR CRITICITE							AMDEC PROCESSUS		
	Système : Production du lait Sous système : Pasteurisation du lait			Phase de fonctionnement : MARCHE NORMALE		Date de l'analyse		Page 7/9		
Elément	Fonction	Mode de défaillance	Cause de la défaillance	Effet de la défaillance	Détection	Criticité				Observation
						F	G	N	C	
pompe centrifuge	circulation du produit laitier	arrêt de la pompe	forte cavitation, défaut mécanique, défaut électrique (moteur), perte d'alimentation électrique	arrêt du débit du produit		1	2	1	2	
Régulateur de débit FC	adaptation du passage du produit à travers le régulateur au débit fixé pour le produit	dérive de la valeur de consigne	erreur humaine (erreur de l'opérateur dans le réglage de la valeur de consigne)	stabilisation du débit du produit à une valeur anormale engendrée par la dérive		2	1	3	6	
		défaillance à la sollicitation	Défaillance première du régulateur	pas de compensation d'une variation du débit du produit (en amont du traitement)		2	1	3	6	

LAP	ANALYSE DES MODES DE DEFAILLANCE DE LEURS EFFETS ET DE LEUR CRITICITE						AMDEC PROCESSUS			
	Système : Production du lait Sous système : Pasteurisation du lait			Phase de fonctionnement : MARCHE NORMALE		Date de l'analyse		Page 8/9		
Elément	Fonction	Mode de défaillance	Cause de la défaillance	Effet de la défaillance	Détection	Criticité				Observation
						F	G	N	C	
Circuit d'alimentation en vapeur	alimentation en vapeur pour le chauffage de l'eau	débit insuffisant de vapeur		pas de compensation d'une diminution de Tc, recyclage et donc arrêt du débit du produit		1	2	1	2	
Circuit d'alimentation en eau glacée	alimentation en eau glacée pour le refroidissement du produit laitier	débit insuffisant d'eau glacée		augmentation de la température de refroidissement, réglage		1	2	1	2	
Circuit d'alimentation en lait prétraité (destinée aux produits laitiers : LPC, LS)	alimentation du groupe pasteurisateur destiné à la pasteurisation des produits laitiers	variation du débit du produit en amont	dysfonctionnement de la pompe de refoulement du produit des réservoirs de stockage,...	variation du débit du produit compensable par la régulation		2	2	3	12	

LAP	ANALYSE DES MODES DE DEFAILLANCE DE LEURS EFFETS ET DE LEUR CRITICITE						AMDEC PROCESSUS			
	Système : Production du lait Sous système : Pasteurisation du lait			Phase de fonctionnement : MARCHE NORMALE		Date de l'analyse	Page 9/9			
Elément	Fonction	Mode de défaillance	Cause de la défaillance	Effet de la défaillance	Détection	Criticité				Observation
						F	G	N	C	
vanne d'alternance	permettre le passage du produit laitier dans la section de préchauffage	erreur de fermeture	erreur de l'opérateur	diminution de la température de chauffage du produit		1	3	1	3	

# Annexe B

## Intégration de CBM au problème d'isolation de défauts

Le but primordial de cette maintenance est d'identifier les prémices de fautes ou de défaillances avant quelles ne deviennent critiques. Ceci permet une planification plus précise de la maintenance préventive. Néanmoins, la maintenance préventive peut être améliorée par un raisonnement de type pronostic, permettant d'estimer l'impact des sollicitations sur le matériel. Elle est une alternative aux politiques de maintenance corrective et préventive systématique.

D'autre part, la CBM est basée sur des analyses des tendances de grandeurs caractéristiques de la santé du système ou de ses composants par rapport à des limites prédéterminées dans le but de détecter, analyser et corriger les problèmes de l'équipement bien avant que les défaillances ne se manifestent.

Actuellement, les chercheurs s'intéressent au développement de nouvelles politiques de maintenance. De nombreux travaux depuis les années 60 ont porté sur la modélisation de la maintenance [[Wan02](#)] dans le but de minimiser les coûts de maintenance et maximiser la durée de fonctionnement. La majorité de ces travaux est dédiée à l'optimisation de la maintenance préventive mais peu d'entre eux s'intéressent à la maintenance conditionnelle (CBM). Cette approche conditionnelle semble prometteuse en particulier pour des systèmes étant sujets au vieillissement et à l'usure [[LT01](#)] dont la défaillance a un impact important sur le coût d'exploitation du système. En plus, l'approche conditionnelle est plus efficace que l'approche systématique car elle permet d'intégrer dans le processus de décision, des informations sur l'état courant du système [[CVLI07](#)].



---

Pour les processus de supervision et de pronostic de défaillance, la littérature propose deux architectures importantes. La première intitulée Condition-Based Maintenance (CBM) est liée à l'état du procédé. Cette architecture est structurée en six modules, créant une succession linéaire de sous-processus nécessaires pour mener à bien cette maintenance [LG01]. La seconde architecture est un Système Intégré de Maintenance Prévisionnelle (SIMP) proposé dans [VFF89] puis [Ger00]. Cette architecture est constituée uniquement de trois processus : les processus de supervision, de pronostic et d'aide à la décision.

Jardine et al. [JLB06] montrent que les méthodes de pronostic sont majoritairement centrées sur le développement d'outils sans chercher à établir une modélisation du processus. Des travaux comme OSA-CBM [Pro03] et SIMP (Système Intégré de Maintenance Prévisionnelle) [Ger00] sont des premières contributions à cette modélisation. Par ailleurs, le but du projet OSA-CBM (Open System Architecture - Condition Based Maintenance) [Pro03] consiste à définir une architecture pour le diagnostic et le pronostic des systèmes ainsi qu'une méthode de travail afin d'implémenter les traitements destinés à la CBM selon une architecture ouverte mettant en œuvre des ORB (Object Request Broker) afin d'assurer la communication. Dans OSA-CBM, sept couches selon [Die10] ont été définies, permettant de mettre en place la maintenance conditionnelle d'un système :

1- Acquisition de données (Data Acquisition layer) est la couche d'acquisition qui consiste à transformer un stimulus en signal électrique. Cette couche redéfinie en fait ce qu'est un capteur.

2- Manipulation de données (Data Manipulation layer) est la couche qui traite le signal de la couche d'acquisition afin d'être envoyé et utilisé par le système pour en extraire les grandeurs représentatives de l'état de santé du système ou de ses composants.

3- Surveillance de l'évolution des données (Condition Monitoring/State Detection layer) est la couche qui extrait les données des couches d'acquisition de données et de manipulation de données afin de les comparer à des valeurs limites prédéfinies. Lorsque les seuils sont dépassés, cette couche génère des alarmes et des symptômes.

4- Diagnostic (Health Assessment layer) est la couche qui reçoit les données de la couche de surveillance et d'autres modules de diagnostic pour déterminer si la santé du système surveillé est dégradée. Si sa santé est dégradée, le module de diagnostic génère un diagnostic sur une ou plusieurs conditions de fautes associées à un niveau de confiance.

5- Pronostic (Prognostics layer) est la couche qui, en fonction de l'approche mise en œuvre, peut recevoir des données de toutes les couches précédentes. Son principal objectif est de projeter l'état de santé actuel du système et de ses composants dans le futur en prenant en compte les futurs engagements que l'équipement devra assurer. Un état de santé est alors fourni comportant des informations sur les temps de vie résiduels du système et de ses composants.

6- Aide à la décision (Decision Support layer) est la couche qui fournit des recommandations et des alternatives pour le maintien en bon état du système. Elle exploite pour cela les données des couches de diagnostic et de pronostic. Les recommandations peuvent être des actions de maintenance planifiées, la modification de la configuration opérationnelle du système afin d'atteindre l'objectif du futur engagement ou bien de revoir les objectifs du futur engagement ou d'affecter à l'équipement un autre futur engagement.

7- Présentation (Presentation/GUI layer) est la couche qui assure l'interface entre le système de CBM de l'équipement et un ou plusieurs opérateurs humains, elle sert notamment à présenter les informations élaborées par le système de CBM.

## Java-RMI

Dans cette section, nous considérons le scénario où la dégradation est détectée au niveau du système. Jang et al. [JNCH08] ont proposé un système de surveillance à distance basé sur le Web pour évaluer la dégradation des machines en utilisant un ART2 du réseau neuronal (Adaptive Resonance Theory2).

Afin d'évaluer et de représenter les caractéristiques de l'échange rapide d'informations, le pilotage distribué basé sur Java RMI est décrit. A cet effet, l'interaction entre le processus - client est réalisée en mettant en œuvre un ensemble d'interfaces à distance connues à tous les composants.

Dans ce qui suit, nous supposons que la maintenance préventive est effectuée seulement lorsque la dégradation dépasse un seuil de remplacement préventif présélectionné, de sorte que les pertes économiques globales pourraient être réduites.

Une fois qu'un défaut est détecté, une alarme automatique est déclenchée avec un message d'avertissement. A cet effet, les opérateurs alertés peuvent localiser avec précision

la source de défaut avec une aide du diagnostic. Pour prendre de meilleures décisions sur le composant fautif avant d'une éventuelle défaillance se produit, les résultats du diagnostic doivent être précises.

Dans la pratique, après avoir reçu des informations à travers (CPU), Java est utilisé comme un environnement de programmation moderne qui permet d'étudier les différentes caractéristiques de la programmation parallèle et distribué. A ce niveau, nous établissons l'interface RMI Java. En outre, cette interface permet de mettre l'accent sur la coopération entre de nombreux agents en temps réel. Si le phénomène de dégradation est détectée, une maintenance préventive plutôt que corrective doit être effectuée immédiatement avec un agent spécifié au service de maintenance.

**Résumé** Cette thèse est divisée en deux parties. La première partie considère le problème des systèmes de surveillance. L'architecture proposée du système de surveillance intègre un module de détection et un module de diagnostic afin de surveiller et d'analyser l'état actuel du système pour aider à la prise de décisions d'actions de maintenance. Néanmoins, un ensemble de données avec un grand nombre de règles de production ne diminuent plus seulement la vitesse d'apprentissage, mais permettent toutefois de confondre le classifieur à cause des règles inutilisables ou redondantes. Pour traiter ce problème, la méthode de sélection a été proposée. Des expériences réalisées sur deux bases de données réelles, pour les problèmes binaires et multi-classes, ont montré que notre approche (Fuzzy Levenberg-Marquardt-GA) atteint de bonnes performances de classification en comparaison avec d'autres algorithmes d'apprentissage.

Dans la deuxième partie, nous avons proposé une stratégie de maintenance sélective pour un système requis pour effectuer une série de missions avec des arrêts finis entre deux missions successives. Pendant ces arrêts, les actions de maintenance peuvent être réalisées sur certains composants du système. Un modèle d'optimisation mathématique de la maintenance sélective a été ensuite proposé et dont l'objectif est de maximiser la fiabilité du système à exécuter sa prochaine mission, en tenant compte des contraintes de budget et du temps alloués à la maintenance.

**Mots clés :** *Diagnostic, Classification de défauts, Méthodes d'intelligence artificielle, maintenance sélective*

**Abstract** This thesis is divided into two parts. The first part considers the problem of monitoring system. The proposed architecture deals primarily with two modules, namely, the detection module and the diagnosis module. In this case diagnosis module deals with the isolation and identification of defects when they occur to improve maintenance decisions. However, huge datasets with great number of production rules will not only significantly slow the learning phase, but also confuse the classifier due to unusable or redundant rules. To overcome this problem, the selection method has been proposed. Experiments on two real data, for binary and multi-classes problems, showed that our approach (Fuzzy Levenberg-Marquardt-GA) achieved good classification performance in comparison with other learning algorithms.

In the second part, we have proposed the selective maintenance of systems required to perform missions with finite breaks between consecutive missions. During breaks, maintenance actions may be performed on system's components. A mathematical optimization model has been proposed where the objective is to maximize the reliability of executing the next mission, taking into account both budget and time maintenance constraints.

**Keywords :** *Diagnosis, Default isolation, Artificial intelligence methods, Selective maintenance*

## ملخص

تنقسم هذه الأطروحة إلى قسمين. يتناول القسم الأول مشكلة أنظمة المراقبة. الهيكل المقترح لنظام المراقبة يشمل وحدة استشعار ووحدة تشخيص لرصد وتحليل الوضع الحالي للنظام و أيضا للمساعدة على إجراء الصيانة. ومع ذلك، فإن البيانات مع عدد كبير من قواعد الإنتاج تسمح بتقليل سرعة التعلم وأيضا بإرياك نظام التصنيف بسبب القواعد الغير النافعة أو المتكررة. لمعالجة هذه المشكلة، اقترحنا تقنية لإختيار القواعد المناسبة وحذف العناصر المتكررة. طبقنا تجارب على قاعدتين من البيانات الحقيقية، لمشاكل ثنائية ومتعددة الأصناف، التي بينت أن طريقتنا حققت تصنيفا جيدا مقارنة بخوارزميات التعلم الأخرى.

الجزء الثاني من هذه الأطروحة يقدم الصيانة الإنتقائية لنظام ملزم لإكمال سلسلة من المهمات مع توقعات محدودة بين مهمتين متعاقبتين. خلال هذه التوقعات، يمكن تأدية عمليات الصيانة على بعض مكونات النظام. اقترحنا نموذج رياضي للصيانة الإنتقائية والذي يهدف إلى تحقيق أقصى قدر ممكن من فعالية النظام، مع الأخذ بعين الاعتبار القيود المفروضة على الميزانية والوقت المخصص لأداء الصيانة. تم إختبار النموذج الرياضي المقترح على مثال لنظام متسلسل - موازي.

**الكلمات المفتاحية:** تشخيص، تصنيف العيوب، طرق الذكاء الاصطناعي، الصيانة الإنتقائية