

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

ÉCOLE SUPERIEURE DE TECHNOLOGIES INDUSTRIELLES
- ANNABA -



المدرسة العليا للتكنولوجيا الصناعية
- محاببة -

Année / 2020

DEPARTEMENT DU SECOND CYCLE

FILIÈRE

GENIE INDUSTRIEL

MEMOIRE

Présenté en vue de l'obtention du diplôme d'Ingénieur d'État

Détection, Localisation et Classification des Défauts des Machines Tournantes par
l'Utilisation d'un Système d'Inférence Neuro-Floue Adaptatif

Spécialité

Maintenance et Fiabilité des Systèmes Industriels

Par

AMIRI Mohamed et SADI Abderahmane

Sous la direction de :

ATTOUI Issam

Grade

Maître de recherché
classe A

Devant le jury

Établissement d'affiliation

ESTI Annaba

Président :

DJEGHABA Messaoud

Pr.

ESTI Annaba

Examineurs :

Remerciements

Je tiens à remercier très vivement notre encadrant de Projet fin d'étude Monsieur Issam ATTOUI, Maître de Recherche Classe « A » à l'unité de recherche en matériaux avancés (URMA) pour avoir proposé et suivi les travaux de ce thème, ainsi pour sa patience et ses encouragements.

J'adresse mes remerciements à Monsieur Azzeddine DEKHANE Maître de conférences classe « B » et Responsable de ESTI Interface à l'école supérieure de technologies industrielles-Annaba (ESTI), pour son aide précieuse et son soutien.

Je tiens aussi à remercier tous les membres du jury d'avoir participé à notre commission d'examen de projet fin d'étude.

Enfin, je remercie chaleureusement tous les membres de la famille et tous les amis pour leur support et leurs encouragements

ملخص

في البيئة الصناعية، تكون أنظمة الإنتاج أكثر تعقيداً، كما أن الإخفاقات التي تؤثر على جودة المنتج ويمكن أن تسبب الإغلاق الفوري للآلة. تعتبر المحامل من أهم مكونات الآلات الدوارة، ويعتمد تشخيص الأعطال على استخراج المعلمات من مصادر مختلفة، من بينها تحليل الاهتزاز الذي يحتل مكانة بارزة.

تقدم هذه الدراسة إجراءً للتردد الزمني بناءً على تقنية استخراج المعلمة باستخدام اختيار نطاقات التردد الأكثر اندفاعاً، وتحلل إشارات الاهتزاز للآلات المقاسة في نطاقات تردد فرعية مختلفة باستخدام تقنية WPD لـ التحلل إلى رزم موجية منفصلة تدمج نهج FFT لمعرفة بالضبط مكونات التردد التي يتم تقديمها في نطاقات التردد الفرعية هذه. بمجرد معلمات التردد التي تم إنشاؤها بواسطة هذه التقنية بالإضافة إلى المعلمات الزمنية المستخرجة من الإشارة الاهتزازية، يتم استخدام تقنيات تقليل أبعاد المعلمة باستخدام (LDA التحليل التمييزي الخطي) وطريقة التفاف (Wrapper) و (LSDA تحليل تمييز حساس للموقع).

أخيراً، يتم استخدام خوارزمية ANFIS (نظام الاستدلال العصبي الضبابي التكيفي) لتحديد وتصنيف عيوب المحمل. من أجل تقييم أداء الطريقة المقترحة، يتم استخدام مجموعات بيانات اختبار مختلفة مقابل نموذج ANFIS باستخدام ظروف مختلفة من المحامل السليمة والمعيبة تحت مستويات تحميل مختلفة، وشدة الخطأ وسرعة الدوران.

الكلمات المفتاحية: الفشل، تشخيص الخطأ، تحليل الاهتزاز.

Abstract

In the industrial environment, the production systems are becoming increasingly complex, with their failures can affect product quality and can cause a machine downtime. Bearings are one of the most critical components of rotating machines, and the diagnosis of their fault is based on the extraction of parameters from various sources, among which, vibration analysis plays a major role.

This study presents a time and frequency procedure based on the parameter extraction technique using the selection of the most impulsive frequency bands, and decomposes the vibration signals of the measured machines into different frequency sub-bands using the WPD technique integrating the FFT approach. The FFT approach is used to know exactly which frequency components are presented in these frequency sub-bands. Once the frequency parameters are generated with other additional parameters extracted from the vibration signal in time domain, different techniques to reduce the dimensionality of the input parameters to classifier are employed using LDA (Linear Discriminant Analysis), a Wrapper method and LSDA (Locality Sensitive Discriminant Analysis).

Finally, the ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) algorithm is used for the identification and classification of bearing defects. In order to evaluate the performance of the proposed method, different test data are applied to the ANFIS model using different conditions of healthy and defective bearings under different levels of load, defect severity and speed.

Keywords: faults of rotating machine, fault diagnosis, ANFIS, vibration analysis.

Résumé

Dans le milieu industriel, les systèmes de production sont de plus en plus complexes, Les défaillances influent sur la qualité du produit et pouvant provoquer l'arrêt immédiat d'une machine. Les roulements sont l'un des composants les plus critiques des machines tournantes, et leur diagnostic de défauts s'appuie sur l'extraction des paramètres par différents sources, parmi lesquelles, l'analyse vibratoire qui occupe une place prépondérante.

Cette étude présente une procédure temps et fréquence basée sur la technique d'extraction de paramètres utilisant la sélection des bandes de fréquences les plus impulsives en décomposant les signaux de vibration des machines tournantes en différentes sous-bandes de fréquences en utilisant la technique WPD intégrant l'approche FFT pour savoir exactement quelles sont les composantes de fréquence présentées dans ces sous-bandes de fréquences. Une fois que les paramètres fréquentiels sont générés en plus des autres paramètres temporels, des techniques de réduction de la dimensionnalité des paramètres sont employés en utilisant LDA (Linear Discriminant Analysis), une méthode de Wrapper et LSDA (Locality Sensitive Discriminant Analysis) afin de diminuer le nombre de paramètres utilisés dans la classification et ainsi d'améliorer le taux de classification.

Enfin, l'algorithme ANFIS (Adaptive Neuro- Fuzzy Inference System) est utilisé pour l'identification et la classification des défauts de roulement. Afin d'évaluer les performances de la méthode proposée, différents ensembles de données d'essai sont utilisés afin de valider le modèle de l'ANFIS en utilisant différentes conditions de roulements sains et défectueux sous différents niveaux de charge, de gravité et type des défauts et de vitesse de rotation.

Mots clés : défauts des machines tournantes, diagnostic de défaut, ANFIS, analyse des vibrations.

Table des matières

1	Défaillances et méthodes de surveillance	13
1.1	Politiques de maintenance.....	13
1.1.1	Maintenance corrective	13
1.1.2	Maintenance préventive	14
1.2	Défaillances des machines tournantes	15
1.2.1	Engrenage.....	15
1.2.2	Roulement	18
1.2.3	Balourd.....	23
1.2.4	Accouplements	23
1.3	Méthodes de surveillance.....	24
1.3.1	Sources d'information.....	24
1.3.2	Chaine de mesure.....	26
1.3.3	Prétraitement du signal.....	28
1.3.4	Techniques d'exploitation	28
2	Diagnostic et Intelligence Artificielle.....	35
2.1	Diagnostic et surveillance des systèmes	35
2.1.1	Méthodes inductives et déductives	35
2.1.2	Les méthodes internes et externes.....	36
2.2	Extraction de l'information.....	38
2.3	Sélection de l'information.....	38
2.3.1	Procédures de recherche.....	39
2.3.2	Critères d'évaluation (la sélection d'indicateurs)	39
2.3.3	Critères d'arrêt.....	41
2.4	Transformation de l'information	41
2.4.1	Analyse discriminante linéaire LDA.....	41

2.4.2	Algorithme d'analyse discriminante sensible à la localité LSDA.....	42
2.5	Décision et classification :	43
2.5.1	Classificateur ANFIS	43
3	Techniques de diagnostic proposées.....	47
3.1	Décomposition de paquets en ondelettes (WPD) intégrant l'approche FFT	47
3.2	Sélection les bandes de fréquences les plus impulsives (BFPI) :	48
3.3	Application de diagnostic	48
3.3.1	Phase d'apprentissage (Étape hors ligne) :	52
3.3.2	Phase de diagnostic (Étape en ligne).....	53
3.4	Description du dispositif expérimental :	54
3.5	Résultats et Discussion	58
3.5.1	Détermination les bandes de fréquences les plus impulsives	59
3.5.2	Décomposition de paquets en ondelettes (WPD) intégrant l'approche FFT	60
3.5.3	Calcul des paramètres	62
3.5.4	Sélection des Paramètres et classification des défauts	62

Liste des Figures

Figure 1-1 Les stratégies de maintenance	15
Figure 1-2 Différents types d'engrenages	16
Figure 1-3 Pitting ou piqûres "Engrenages"	17
Figure 1-4 Usure abrasive "Engrenages"	17
Figure 1-5 Ecaillage "Engrenage"	18
Figure 1-6 Figure Le grippage "Engrenage"	18
Figure 1-7 Fissuration ou cracks "Engrenages"	18
Figure 1-8 : Les éléments d'un roulement	19
Figure 1-9 Différents types de roulements (Guay, 2013).....	19
Figure 1-10 – Quelques défaillances affectant les roulements (Bearings, s.d.)	21
Figure 1-11 Principe d'un proximètre.....	26
Figure 1-12 Type de capteur de vitesse (vélocimètre)	27
Figure 1-13 Modèles d'accéléromètres : (a) type de compression ; (b) type de cisaillement	28
Figure 2-1 Principe du diagnostic à base de méthodes internes	36
Figure 2-2 Procédure de l'approche "filtre"	40
Figure 2-3 Procédure de l'approche "Wrapper"	41
Figure 2-4 Structure de ANFIS	44
Figure 3-1 Arbre WPD intégrant l'approche FFT avec niveau $d=3$	47
Figure 3-2 Procédure proposée de génération de Paramètres.....	50
Figure 3-3 Sélection des paramètres basée sur une méthode de wrapper	50
Figure 3-4 Technique proposée du diagnostic.....	51
Figure 3-5 Banc d'essai expérimental. (a) Schéma du banc d'essai expérimental. (b) Photographie du banc d'essai expérimental.....	55
Figure 3-6 Les expériences de validation.....	56
Figure 3-7 La Somme des spectres d'amplitude pour différents cas de condition de roulement	59
Figure 3-8 LA Somme d'énergie à courte fréquence des spectres d'amplitude	60
Figure 3-9 L'Arbre WPD de niveau 3.....	61

Figure 3-10 Signal vibratoire d'un Défaut de bague interne (0,028 pouce - 1779 tr /min)	61
Figure 3-11 Décomposition du signal de vibration en utilisant PWD et FFT	61
Figure 3-12 Performance d'apprentissage ANFIS de différentes méthodes de réduction pour 12 Classes Sans bruit.....	65
Figure 3-13 Performance d'apprentissage ANFIS de différentes méthodes de réduction pour 12 Classes Avec bruit.....	69
Figure 3-14 Performance d'apprentissage ANFIS de différentes méthodes de réduction pour 4 Classes Sans bruit.....	72
Figure 3-15 Performance d'apprentissage ANFIS de différentes méthodes de réduction pour 4 Classes Avec bruit.....	75
Figure 3-28 Performance d'apprentissage ANFIS de différentes méthodes de réduction pour 4 Classes Avec bruit.....	75

Liste des Tableaux

Tableau 1 Fréquences d'apparition des défauts de roulements	20
<i>Tableau 2 Conditions de travail des données de roulements collectées.</i>	<i>54</i>
Tableau 3 Paramètre de roulement	56
Tableau 4 Description des données de vibration utilisées.....	58
Tableau 5 Différentes conditions de fonctionnement	62
Tableau 6 Résultats de prédiction de différentes méthodes de réductions pour 12 Classes Sans bruit..	63
Tableau 8 Matrices de confusion de la méthode proposée pour 12 Classes Sans bruit	66
Tableau 9 Résultats de prédiction de différentes méthodes de réductions pour 12 Classes Avec bruit..	67
Tableau 10 Matrices de confusion de la méthode proposée pour 12 Classes Avec bruit.....	70
Tableau 11 Résultats de prédiction de différentes méthodes de réductions pour 4 Classes Sans bruit..	71
Tableau 12 Matrices de confusion de la méthode proposée pour 4 Classes Sans bruit	73
Tableau 13 Résultats de prédiction de différentes méthodes de réductions pour 4 Classes Avec bruit..	74
Tableau 14 Matrices de confusion de la méthode proposée pour 4 Classes Avec bruit.....	76

Introduction

Les machines tournantes jouent actuellement un rôle majeur dans les applications impliquant des systèmes de transmission de puissance, et la mesure des vibrations sur ces machines est particulièrement importante car elle joue un rôle clé dans les programmes de maintenance. Lorsque les niveaux de vibration sont trop élevés, ils sont souvent source d'un défaut. Des modèles de génération du signal de vibration ont été développés afin de permettre d'identifier les défauts à partir des signaux mesurés et donc de connaître l'état défectueux de la machine. Ces modèles permettent de déterminer des caractéristiques spécifiques qui peuvent être extraites au moyen du traitement du signal, fournissant ainsi des diagnostics sur l'état de la machine.

L'analyse vibratoire des systèmes de rotation est l'une des techniques les plus couramment utilisées qui offre une solution réelle et optimale au diagnostic des défauts de roulements. En effet, le signal vibratoire, tel que le déplacement, l'accélération et la vitesse, comporte une signature très spécifique et prévisible en fonction de l'état des roulements et ainsi, l'analyse de ces signaux permet de connaître l'état de santé des roulements sans démontage. Mais, afin d'identifier et de classer automatiquement l'état réel de l'élément de roulement, un système de classification intelligent est nécessaire. À cette fin, de nombreux outils modernes d'apprentissage machine sont actuellement utilisés, tels que le classifieur ANFIS (adaptive-network-based fuzzy inference system) utilisé dans notre étude.

Cependant, ces outils sont limités par le problème de l'estimation des paramètres. En effet, si le nombre de paramètres augmente, la quantité de données requises pour former l'outil d'apprentissage de la machine doit augmenter pour atteindre des performances satisfaisantes. Ainsi, l'utilisation des signaux mesurés originaux qui sont définis comme des attributs ou des modèles en tant que caractéristiques de la machine-outil peut être coûteuse, inefficace ou même impossible en raison de leur grande dimensionnalité, de leurs corrélations élevées et de leurs faibles performances. Par conséquent, les techniques modernes de diagnostic passent généralement par deux étapes qui sont le calcul et la sélection des caractéristiques ou la réduction de la dimensionnalité, et l'étape de classification.

Des recherches intensives sur l'extraction de caractéristiques pour la surveillance des vibrations ont été menées sur l'utilisation des techniques du domaine temporel, du domaine fréquentiel et du domaine temps-fréquence. Les techniques d'extraction de caractéristiques dans le domaine

temporel comprennent des méthodes statistiques telles que Root mean square (RMS), Kurtosis, Skewness, Entropy et facteur crête.

Cependant, en raison de comportements non linéaires et de bruits inconnus dans les machines tournantes, ces indicateurs temporels ne permettent pas d'identifier facilement le défaut réel responsable de la dégradation. Dans cette étude en utilise avec les indicateurs temporels, la technique d'extraction de paramètres fréquentiels utilisant la sélection des bandes de fréquences les plus impulsives en décomposant les signaux de vibration des machines mesurés en différentes sous-bandes de fréquences par la technique WPD intégrant l'approche FFT pour savoir exactement quelles sont les composantes de fréquence présentées dans ces sous-bandes de fréquences.

Plusieurs techniques de l'intelligence artificielle ont été utilisées pour le diagnostic des défauts des machines tournantes, en accordant une attention particulière à l'utilisation optimale des informations recueillies lors de la construction de vecteurs d'entrée pour les classificateurs. Dans ce contexte, plusieurs techniques de sélection et de transformation des indicateurs ont été explorées tels que LDA et LSDA, et une méthode basée sur la recherche ascendante Wrapper, a été utilisée dans cette étude. La combinaison des techniques de traitement de signal et l'intelligence artificielle a permis dans cette étude de fournir des outils de diagnostic efficaces.

Chapitre 1

1	Défaillances et méthodes de surveillance	13
1.1	Politiques de maintenance.....	13
1.1.1	Maintenance corrective	13
1.1.2	Maintenance préventive	14
1.2	Défaillances des machines tournantes	15
1.2.1	Engrenage.....	15
1.2.2	Roulement	18
1.2.3	Balourd.....	23
1.2.4	Accouplements	23
1.3	Méthodes de surveillance.....	24
1.3.1	Sources d'information.....	24
1.3.2	Chaine de mesure.....	26
1.3.3	Prétraitement du signal.....	28
1.3.4	Techniques d'exploitation	28

1 Défaillances et méthodes de surveillance

1.1 Politiques de maintenance

La notion de maintenance a été définie par (AFNOR, 2011) « 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 ». Comme tous les équipements industriels, les machines tournantes tendent à se détériorer dans le temps par de multiples causes dues au fonctionnement ou aux autres agents corrosifs, La défaillance d'un ou plusieurs composants mécaniques de la machine peut avoir de graves conséquences sur les coûts de production et dans un monde de plus en plus compétitif, la disponibilité des machines de production devient un facteur principal. Dans ce sens, l'établissement d'une politique de maintenance efficace occupe le premier plan dans le système de gestion.

1.1.1 Maintenance corrective

La maintenance corrective est certainement la plus ancienne et la plus traditionnelle des techniques de maintenance, où les machines fonctionnaient simplement jusqu'à ce qu'elles tombent en panne et l'exécution d'une action de maintenance après l'arrêt définitif de la machine, Le principal objectif de ce type de maintenance est de ramener l'élément à un état de fonctionnement dès que possible, soit en réparant ou en remplaçant l'élément défectueux. Les aspects positifs de cette maintenance sont :

- Un faible coût de maintenance pendant le fonctionnement.
- Une durée de vie maximale des composants.

Bien que la maintenance corrective soit la plus ancienne, le coût n'est pas le plus bas, par ce que pour la même intervention peut vous obliger à investir des ressources importantes justifiés par la criticité de la défaillance. Cependant, les inconvénients de cette méthode sont : un risque élevé de dommages consécutifs et catastrophique entraînant des temps d'arrêt importants, y compris le temps nécessaire pour obtenir des pièces de rechange il est susceptible d'avoir de longs délais de livraison pour les pièces. La maintenance corrective est toujours utilisée pour des équipements qui ne présentent pas un intérêt majeur dans le système et qui peuvent être facilement remplacés. (Randall, 2011).

1.1.2 Maintenance préventive

La maintenance préventive est une maintenance effectuée pour réduire la probabilité de défaillance d'une machine, C'est une technique qui peut détecter et corriger les défauts avant les introduire a des pannes des installations par établir un échéancier basé sur les deux processus : Analyse / modélisation des données de défaillance (a pour objectif d'étudier statistiquement les caractéristiques de défaillance de l'équipement sur la base de l'ensemble des données de temps de défaillance et de bon fonctionnement des composants) et prise de décision de maintenance.

On distingue, la maintenance préventive systématique, et la maintenance préventive conditionnelle. (Randall, 2011)

1.1.2.1 Maintenance préventive systématique

La maintenance préventive systématique est effectuée à intervalles réguliers plus courts que le temps entre les pannes attendu dans le cas où l'on peut prédire avec une précision raisonnable la durée de vie d'un composant définie par le constructeur peut ne pas correspondre à la durée de vie réelle des composants ce qui peut se traduire par une usure prématurée, L'avantage de cette méthode est peuvent être planifiées à l'avance et que les pannes catastrophiques sont considérablement réduites.

1.1.2.2 Maintenance préventive conditionnelle

La maintenance conditionnelle est reconsidérée comme la stratégie de maintenance la plus efficace, notamment depuis l'élaboration et l'évolution de techniques de surveillance de machines plus efficaces. D'après la définition Afnor « *il s'agit d'une forme de maintenance préventive basée sur une surveillance de fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement et intégrant les actions qui en découlent* ». (AFNOR, 2001/)

La maintenance conditionnelle permet d'assurer surveillance continue de l'équipement, et la prise de décision d'intervention Lorsqu'il existe des preuves expérimentales de défauts imminents ou de seuils de dégradation prédéterminés. Au cours de la conception d'une installation, on définit des tolérances pour certains paramètres caractérise des informations relatives à l'état de fonctionnement d'une machine, lorsqu'un paramètre sort de la tolérance, le fonctionnement peut être complètement perturbé, ces paramètres permettent d'une part d'augmenter la durée de fonctionnement du composant et d'autre part d'estimer la durée de vie résiduelle afin de programmer son remplacement. (Héng J. , 2017)

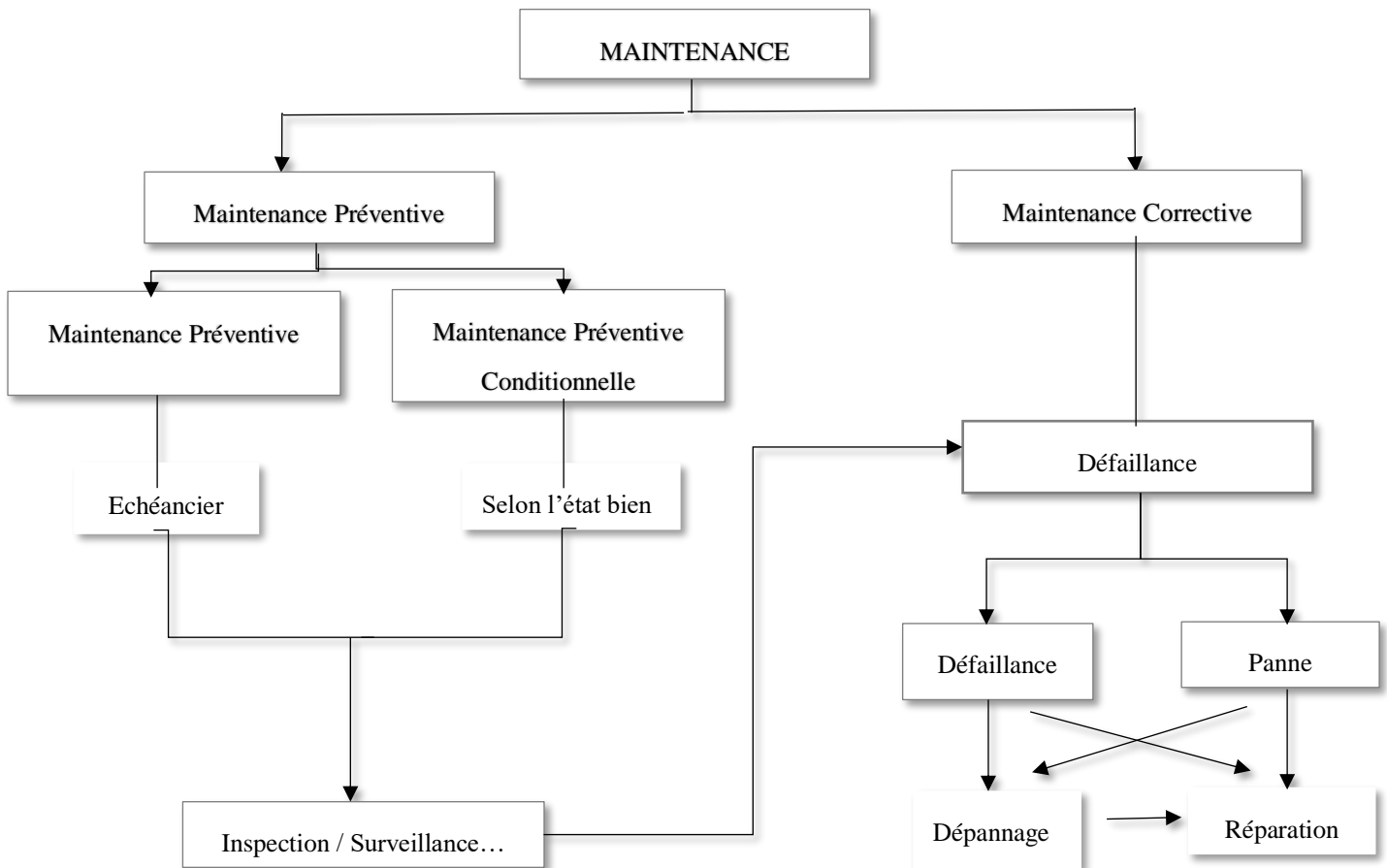


Figure 1-1 Les stratégies de maintenance

1.2 Défaillances des machines tournantes

Les machines tournantes généralement jouent un rôle stratégique dans un procédé de fabrication. Cela nécessite de les maintenir dans un bon état de fonctionnement et d'augmenter leur durée de vie. Les machines tournantes ne sont qu'un ensemble de mécanismes et des organes combinés mobiles entre eux dans le but d'effectuer une tâche précise et transformer une énergie entrante en informations ou actions de sortie.

1.2.1 Engrenage

Un engrenage est un mécanisme élémentaire composé de deux roues dentées mobiles autour d'axes de rotation. L'une des roues entraîne l'autre par l'action des dents successivement en contact. On les utilise pour transmettre un mouvement ou une puissance et adapter les vitesses de rotation entre deux arbres (organes moteurs et récepteurs) en mode parallèles ou non parallèles, concourants ou non concourants et perpendiculaires ou non perpendiculaires.

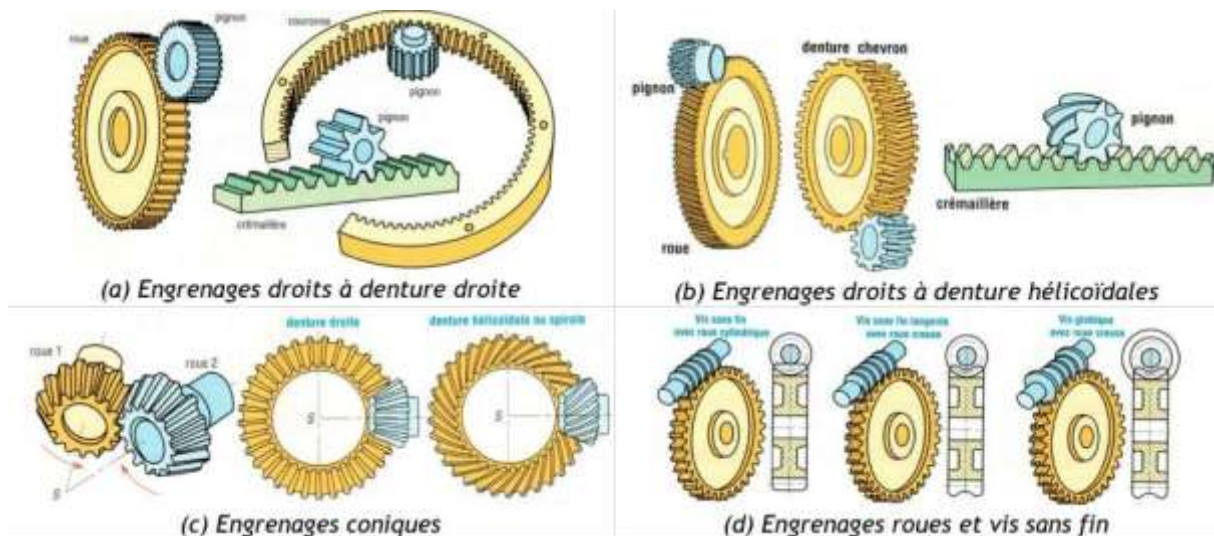


Figure 1-2 Différents types d'engrenages

En tant que composant clé des machines tournantes, les engrenages sont pour la plupart soumis à une détérioration progressive en raison de conditions de travail sévères. Les défauts provoqués par des pannes d'engrenages représentent respectivement 10% des dysfonctionnements des machines tournantes et 80% des machines de transmission. Par conséquent, il est nécessaire et essentiel qu'une détection et un diagnostic précoces des défauts de transmission soient effectués pour éviter les accidents de panne et minimiser les pertes de production. (Zhixiong Li, 2011)

A cet effet, il faut connaître les différents types des défauts des engrenages, on distingue principalement deux catégories de défaut d'engrenage les plus rencontrés en fonction de leur distribution réparti ou localisé sur la surface de la dent. (Feki, 2012)

1.2.1.1 Défauts répartis

Usure abrasive : caractérise par un enlèvement de matière dû au contact entre les deux surfaces frottantes à la présence des particules abrasives dans le lubrifiant, à la charge mécanique de transmission et à la vitesse de rotation.

Pitting ou piqûres : Il s'agit d'un dommage sous forme d'un ensemble de trous répartis sur toute la surface de la dent, Ce phénomène se produit uniquement lorsque le mouvement de roulement est plus important que le mouvement de glissement, elles peuvent être suite à un désalignement ou une déformation anormale des pièces

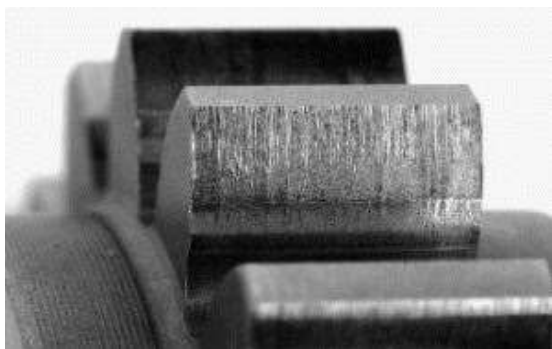


Figure 1-4 Usure abrasive "Engrenages"



Figure 1-3 Pitting ou piqûres "Engrenages"

1.2.1.2 Défauts localisés

Ecaillage : Il s'agit d'un type de dommage qui commence par une fissure à l'intérieur du métal se propage jusqu'à la surface de la dent par l'arrachement de matière dus à la contrainte de cisaillement maximale appliquée sous la couche, L'écaillage est un défaut dangereux car provoque la rupture de la dent défectueuse fréquemment rencontré dans les engrenages cimentés.

Fissuration : ce défaut se forme généralement au pied de dent (concentration de contrainte), fragilise la dent défectueuse et diminue sa résistance à la rupture, à cause de la présence d'une écaille, la fatigue due à la sollicitation en flexion ou à un défaut de fabrication.

Grippage : se manifeste par un transfert de matière arrachée entre les surfaces en contact et la formation d'une micro-soudure dû à une destruction brutale du film d'huile ou à une surcharge locale provoquant des hausses de températures à cause de la vitesse élevé.

Les vibrations des engrenages sont dominées par un effort à chaque contact, Un arbre tournant à une fréquence f_r sur lequel est monté une roue comptant z dents sera soumis à z chocs par tour. La fréquence caractéristique de l'engrènement sera : $f_e = z \cdot f_r$

Les défauts localisés (défaut d'une dent) se traduisent par une impulsion à chaque fois que la dent abîmée est en contact avec une autre, Il y a donc apparition d'une raie à la fréquence des contacts selon la roue intéressée. Et une modulation se traduit par l'apparition dans le spectre vibratoire de raies parallèles autour de la fréquence de denture si les roues ne sont pas bien centrées. (MOREL)



Figure 1-6 Figure Le grippage "Engrenage"



Figure 1-7 Fissuration ou cracks "Engrenages"



Figure 1-5 Ecaillage "Engrenage"

1.2.2 Roulement

Le roulement est constitué généralement de deux bagues externe /interne dans lesquelles comportant des chemins de roulement, où se meuvent les corps roulantes (billes, rouleaux ou aiguilles) et Une cage séparant et guidant les éléments roulants La *Figure (1-8)*. C'est un organe qui assure à lui seul plusieurs fonctions principales, Il permettre à un arbre d'être positionnée par rapport à son logement, tout en assurant une rotation précise avec le minimum de frottement et transmet les efforts radiaux et/ou axiaux, ainsi que le guidage en rotation. (R. CHAIB, 2004)

Chaque type de roulement possède des caractéristiques spécifiques en termes de charges radiales et axiales supportées, de vitesse limite ou encore de défaut d'alignement admissible, Le roulement à billes offre un faible frottement grâce au contact ponctuel mais n'est utilisé que pour des charges limitées. Le roulement à rouleaux offre une plus grande capacité de chargement grâce au contact linéaire provoquant aussi un frottement plus important, Les rouleaux peuvent prendre différentes formes cylindriques, coniques ou sphériques. (KHELF, 2014)

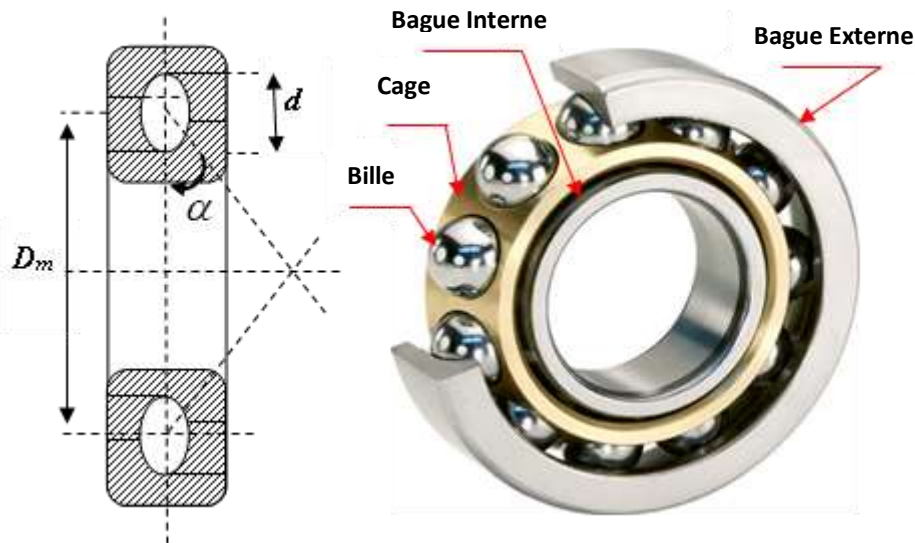


Figure 1-8 : Les éléments d'un roulement

Les principaux types de roulements sont illustrés dans La Figure (1-9)

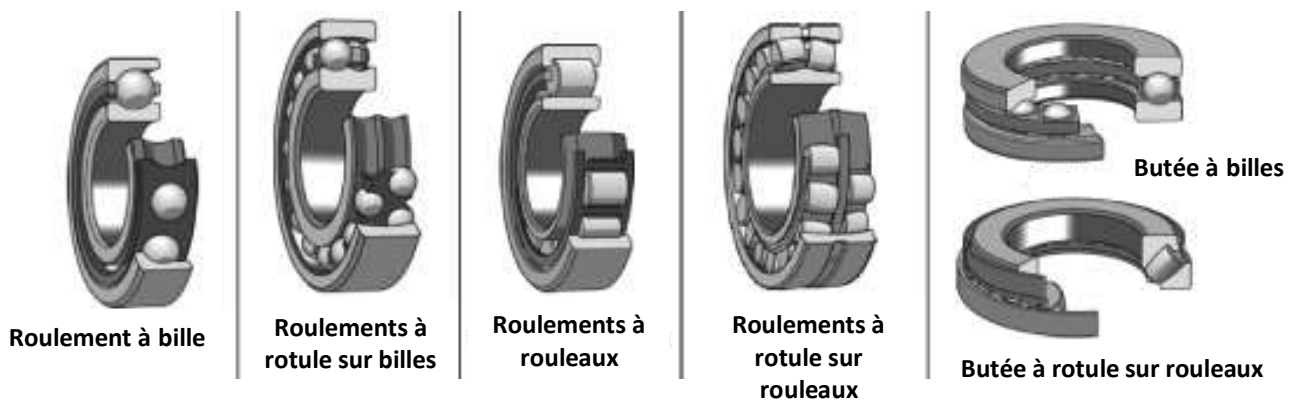


Figure 1-9 Différents types de roulements (Guay, 2013)

Le roulement est un organe difficile d'accès et dont l'entretien et/ou le remplacement peut engendrer des arrêts de maintenance longs et coûteux, et en fonction de leurs applications, et la criticité des machines sur lesquelles ils sont montés, la surveillance des niveaux de vibration et de température, sont les sources d'information les plus utilisées. Comme tous les organes mécaniques, les causes de dysfonctionnement des roulements sont très nombreuses, Tous les défauts ont en commun le fait qu'ils se traduisent par un arrachement de matière.

Écaillage : se traduit par des chocs répétés des billes sur la cage ou les pistes du roulement, Se caractérise par des traces de fissuration et d'arrachement de matière.

Grippage : dû à l'absence de lubrification, à une vitesse excessive ou un mauvais choix du type de roulement, Ceci se manifeste par un transfert de matière arrachée sur les surfaces et redéposée par microsoudure.

Coups, fissures, cassures Se manifestant avec des traces visibles d'outils, et des ruptures des bagues.

Usure généralisée apparaissant sur des corps roulants, des pistes et des cages (teinte grise), due à l'intrusion d'une particule abrasive.

Corrosion de contact Se manifestant avec des taches d'oxydation sur l'alésage, le diamètre extérieur et les faces d'appui du roulement.

Détérioration des cages se manifestant sous plusieurs formes : déformation ; usure ou rupture des cages.

Tous ces défauts ont en commun le fait qu'ils se traduisent par une perte de fragments de métal, qu'on appelle l'écaillage qui se traduit par des chocs répétés, Ces chocs provoquent une vibration du type impulsionnel qui se propage sur le roulement, Ces impulsions à une fréquence bien définie que l'on appelle « fréquence caractéristique » de défaut du roulement. La reconnaissance de la nature des vibrations est un élément précieux pour la détermination de l'origine d'une anomalie, En mettant en évidence plusieurs paramètres des méthodes de détection (la répétition des impulsions et l'augmentation de la valeur efficace du signal vibratoire et de son facteur de crête...). Les fréquences caractéristiques sont déterminées à partir de la géométrie du roulement et de la cinématique de la machine étudiée (R. CHAIB, 2004). Elles sont données par les équations montrée sur le *Tableau 1*

Défaut	Fréquence d'apparition
Bague extérieure	$BPF0 = \frac{n}{2} fr \left(1 - \frac{d}{D} \cos \beta \right)$
Bague intérieure	$BPFI = \frac{n}{2} fr \left(1 + \frac{d}{D} \cos \beta \right)$
Élément roulant	$BPF = \frac{D}{2d} fr \left(1 - \frac{d^2}{D^2} \cos^2 \beta \right)$
Cage	$CF = \frac{1}{2} fr \left(1 - \frac{d}{D} \cos \beta \right)$

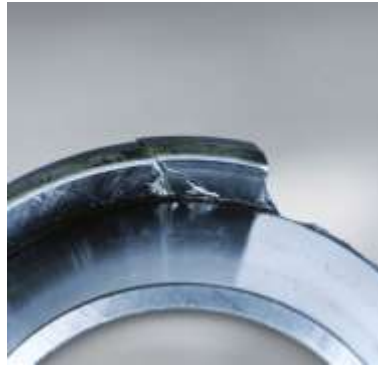
Tableau 1 Fréquences d'apparition des défauts de roulements

fr La vitesse de rotation en Hz, D le diamètre moyen du roulement en mm, n le nombre d'éléments roulants, d diamètre d'éléments roulants en mm, β l'angle de contact en degré.

Dans cette thèse, on s'est focalisé sur l'étude de diagnostic et de suivi des roulements par l'intelligence artificiel, en utilisant des méthodes citées dans les sections à venir.



(1) Écaillage



(2) Fracture



(3) Fissures



(4) Endommagement de la Cage



(5) Piqûration



(6) Usure



(7) Usure de Contact



(8) Grippage



(10) Rouille et Corrosion



(11) Changement de Couleur

Figure 1-10 – Quelques défaillances affectant les roulements (Bearings, s.d.)

Principaux aspects de la détérioration des roulements La *Figure (1-10)*

(1) Écaillage

Pièce : bague intérieure d'un roulement à billes à gorge profonde

Symptôme : écaillage du chemin de roulement correspondant à l'écartement des billes

Cause : indentations causées par des chocs lors du montage

(2) Fracture

Pièce : bague intérieure d'une butée à rouleaux sphériques

Symptôme : fracture du grand épaulement

Cause : chocs répétés

(3) Fissures

Pièce : bague extérieure d'un roulement à deux rangées de rouleaux cylindriques

Symptômes : fissures s'étendant vers l'extérieur dans les directions axiale et circonférentielle résultant d'un phénomène d'écaillage de la surface du chemin de roulement

Cause : écaillage causé par une rayure due à un choc

(4) Endommagement de la Cage

Pièce : cage d'un roulement à billes à contact oblique

Symptôme : fractures du montant de la poche d'une cage en laiton usiné

Cause : charge anormale sur la cage due à un défaut d'alignement entre les bagues intérieure et extérieure

(5) Piqûration

Pièce : billes de la détérioration

Symptôme : piqûres sur la surface de l'élément de roulement

(6) Usure

Pièce : bague extérieure d'un roulement à rouleaux sphériques

Symptôme : usure en forme de vague ou concave-convexe du côté de la surface du chemin de roulement qui supporte la charge

Cause : entrée de débris lors de vibrations répétées à l'arrêt

(7) Usure de Contact

Pièce : bague intérieure d'un roulement à billes à gorge profonde

Symptôme : usure de contact de la surface de l'alésage

Cause : vibrations

(8) Grippage

Pièce : bague intérieure d'un roulement à billes à contact oblique

Symptôme : changement de couleur et fusion de la surface du chemin de roulement correspondant à l'écartement des billes

Cause : précharge excessive

(9) Rouille et Corrosion

Pièce : bague extérieure d'un roulement à rouleaux cylindriques

Symptôme : rouille sur la face de l'épaulement et sur la surface du chemin de roulement

Cause : entrée d'eau

(10) Changement de Couleur

Pièce : bague intérieure d'un roulement à billes à quatre points de contact

Symptôme : changement de couleur tirant sur le bleu ou le violet de la surface du chemin de roulement

Cause : production de chaleur due à une lubrification insuffisante.

1.2.3 Balourd

En pratique, il est impossible d'obtenir un centrage parfait et de faire coïncider l'axe de rotation avec le centre de gravité de tous les éléments d'un rotor, Une masse de rotor mal équilibrée s'appelle un balourd. Lorsque ce phénomène est mis à la vitesse de rotation, il en résulte une force centrifuge qui accentue la charge sur les roulements, une vibration du rotor et une pointe élevée en amplitude à la fréquence exacte de rotation. Le balourd provient généralement de défauts d'usinage, d'assemblage et de montage, Les rotors peuvent aussi se déformer sous l'influence d'un échauffement dissymétrique.

1.2.3.1 Origine des différents types de balourds

Balourd d'origine mécanique : Lorsqu'il y a une perte ou rupture d'un morceau du rotor provoqué par : une perte d'ailette ou rupture d'une aube, érosion des aubes ou dépôt de matière, fluage créant une déformation permanente de l'arbre. On observe alors une élévation instantanée des niveaux de vibrations ou (présence d'impulsions de pression répétées).

Balourd d'origine thermique : Lorsque le rotor subit une déformation dissymétrique sous l'effet des contraintes thermiques, cela se produit lorsque le rotor n'est pas homogène ou que la distribution de température n'est pas uniforme, se traduisent par déformation des rotors de turbines ou Glissement et dilatation des bobinages de machines électriques. On observe alors une évolution et variation des vibrations. (MOREL)

1.2.4 Accouplements

Les accouplements sont des organes de liaisons destinés à connecter et raccorder deux ou plusieurs rotors l'un à l'autre dans le but de transmettre la puissance (vitesse et couple). Le choix du type d'accouplement dépend d'abord des défauts d'alignement pouvant exister entre les deux arbres.

- Accouplements à plateau : Les défauts de ce type d'accouplement sont principalement un mauvais centrage des plateaux ou un défaut de parallélisme.
- Accouplements de type cardans ou doubles cardans.
- Accouplements à denture : Ce type d'accouplement est utilisé pour permettre un grand déplacement axial entre deux arbres ou une dilatation axiale importante des rotors avec des variations de température importantes, Les défauts de ces accouplements vient d'un mauvais glissement qui interdit la dilatation, Instabilités des lames de lubrifiant centrifugées et défauts de dentures (comme sur les engrenages).

1.3 Méthodes de surveillance

1.3.1 Sources d'information

1.3.1.1 L'Analyse vibratoire

Une machine en état standard génère des vibrations. Ces vibrations sont directement liées à des événements périodiques du fonctionnement de la machine (tels que rotation des arbres, des dentures d'engrenage...). La détérioration du fonctionnement conduit le plus souvent à un accroissement du niveau des vibrations. En observant l'évolution de ce niveau, il est par conséquent possible d'obtenir des informations très utiles sur l'état de la machine. La modification du niveau vibratoire d'une machine constitue souvent la première manifestation physique d'une anomalie, cause potentielle de dégradation, voire de pannes. (Randall, 2011)

La surveillance des vibrations est basée sur le principe que la plupart des défauts génèrent des vibrations supplémentaires dans les machines défectueuses. Elle est réalisée par l'analyse des signaux recueillis sur le système en fonctionnement à l'aide des capteurs facilement positionnables (accéléromètres, codeurs optiques). Nombreuses techniques de traitement du signal peuvent être appliquées aux signaux de vibration pour extraire des paramètres significatifs de l'état de fonctionnement des composants, toutes les caractéristiques des vibrations (amplitude, répartition des amplitudes, fréquence, transformée de Fourier ...) peuvent être exploitées et analysées à l'aide des outils de traitement de signal pour révéler des détails précis sur l'état interne de la machine. (Morel, 1992)

L'analyse vibratoire est aujourd'hui très fortement répandue dans l'industrie en y trouvant sa place au sein des stratégies de maintenance car elle offre plusieurs méthodes qui permettent de détecter la présence des défauts (diagnostic) et d'analyser leur évolution temporelle (la surveillance).

1.3.1.2 L'Analyse du lubrifiant :

Lubrifiant est utilisé généralement pour assurer un contact fluide entre les différents composants d'une machine et ainsi diminuer le risque d'usure et même pour le refroidissement, la protection contre la rouille et la corrosion, mais aussi le contrôle de l'état de fonctionnement de la machine. (Héng J. , 2002)

Le lubrifiant transporte également des informations de l'intérieur vers l'extérieur des machines en fonctionnement sous la forme de particules d'usure, de contaminants chimiques, Son

utilisation est principalement limitée aux systèmes de lubrification à huile en circulation, bien que certaines analyses puissent être effectuées sur les lubrifiants à graisse.

L'analyse de l'huile comprend également l'analyse des débris d'usure, des contaminants et des additifs, et la mesure de la viscosité et de la dégradation, le lubrifiant est échantillonné à intervalles réguliers et soumis à une analyse chimique spectrographique (La détection d'oligo-éléments peut indiquer l'usure de matériaux spéciaux où la présence de fuites d'eau peut être indiquée par une croissance de NaCl). (Breneur, 2002)

L'utilisation réussie de l'analyse d'huile nécessite que les procédures d'échantillonnage, de changement et de remplissage d'huile soient bien définies et documentées mais les principaux inconvénients de l'utilisation de l'analyse des lubrifiants le diagnostic des défauts, la difficulté de localisation et d'isolation de l'organe défaillant, ainsi que la lenteur des analyses.

1.3.1.3 La thermographie infrarouge :

La température d'un corps est une grandeur physique qui caractérise le niveau énergétique de ce corps sous forme de rayonnement électromécanique, La mesure au moyen de thermomètres à rayonnement s'applique à distance même de petites variations de température, en particulier par rapport à une condition standard, ces appareils mesurent des rayonnements émis par tout corps et Un calculateur intégré au thermomètre convertit les rayonnements en températures sur base d'un étalonnage référentiel spécifique. (asbl)

À l'heure actuelle, la thermographie est principalement utilisée dans des situations quasi-statiques, comme dans les tableaux électriques, pour détecter les points chauds locaux. Lorsqu'un matériau est sollicité thermiquement, la chaleur diffuse dans le matériau. La présence d'un défaut au sein du matériau (ex. une fissure) agit comme un isolant thermique et ralentit cette diffusion. Il s'en suit l'apparition d'une zone plus chaude en surface par rapport au matériau voisin dépourvu d'anomalie. (J. RHAZI)

1.3.1.4 L'émission acoustique :

L'Emission Acoustique (EA) résulte d'un phénomène de libération d'énergie sous forme d'ondes élastiques transitoires au sein d'un matériau ou d'un élément mécanique soumis à une sollicitation statique ou dynamique.

L'émission acoustique fait partie des méthodes de contrôle non destructif consiste donc à détecter ces ondes élastiques afin de récupérer des informations en temps réel sur le comportement mécanique du matériau. Cette technique s'améliore grâce à l'évolution de

l'informatique et aux moyens de traitements de signaux et commence à se développer dans le contrôle de machines tournantes, Elle permet de relever plusieurs phénomènes : la relaxation de contraintes dans les soudures, la propagation de fissures, la corrosion, les frottements (éléments tournants, les roulements), les fuites (de liquide ou de gaz). (Migeon, 2011)

1.3.2 Chaîne de mesure

La qualité d'un suivi par analyse vibratoire passe par une bonne maîtrise de la chaîne de mesures. Le capteur de vibrations est le premier maillon de la chaîne de mesure, il est nécessaire pour acquérir le signal qui peut être une tension ou une charge électrique selon le type de capteur utilisé, En plus il est nécessaire de prendre en compte l'incertitude liée aux différents capteurs. L'emplacement du capteur, le mode de fixation, le bruit, la sensibilité et l'étendue du capteur sont des facteurs qui peuvent influencer la qualité des données acquises et font que ces données nécessitent un prétraitement pour qu'elles soient exploitables. Les principaux types de capteurs de vibration sont décrits comme suit :

1.3.2.1 Les Proximètres

Les capteurs de déplacement sont les transducteurs de vibration préférés pour la surveillance des vibrations sur les machines tournantes équipées de paliers lisses, il peut mesurer le mouvement relatif de l'arbre (arbre par rapport au roulement).

Le capteur de déplacement à courants de Foucault se compose d'une sonde, d'un câble d'extension et d'un oscillateur / démodulateur. Un signal radiofréquence (RF) haute fréquence est généré par l'oscillateur / démodulateur. Le signal est envoyé à travers le câble d'extension et rayonné à partir de la pointe de la sonde. Des courants de Foucault sont générés à la surface de l'arbre. L'oscillateur / démodulateur démodule le signal et fournit une tension continue modulée,

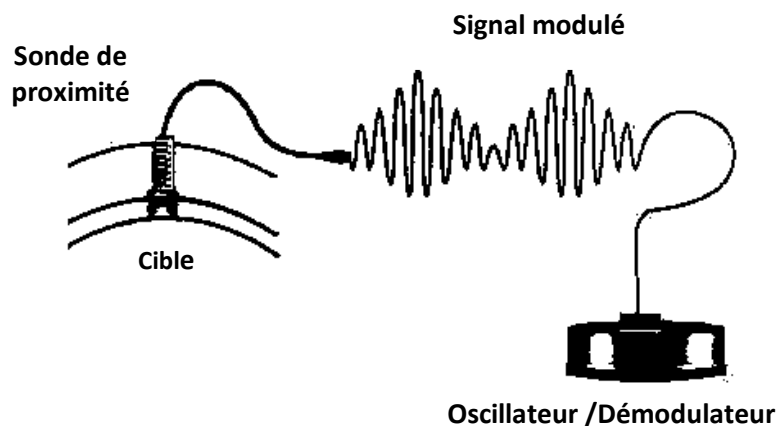


Figure 1-11 Principe d'un proximètre

Où la partie continue est proportionnelle à la distance et la partie alternative est proportionnelle à la vibration. De cette façon, un transducteur à courant de Foucault peut être utilisé à la fois pour les vibrations radiales et les mesures de distance telles que la position de l'arbre. (Scheffer, 2004)

1.3.2.2 Les vélocimètres

Le capteur de vitesse est un transducteur utilisé pour surveiller les vibrations des machines tournantes, Ce type de transducteur de vibrations s'installe facilement et son coût faible. Les capteurs de vitesse sont constitués d'une sonde à contact mesurant le mouvement se compose de trois composants : un aimant permanent, une bobine de fil et des supports à ressort pour l'aimant. Le capteur est rempli d'huile pour amortir l'action du ressort. Le mouvement relatif entre l'aimant et la bobine provoqué par le mouvement de vibration induit un signal de tension. La tension générée par le capteur est directement proportionnelle à la vitesse du mouvement relatif.

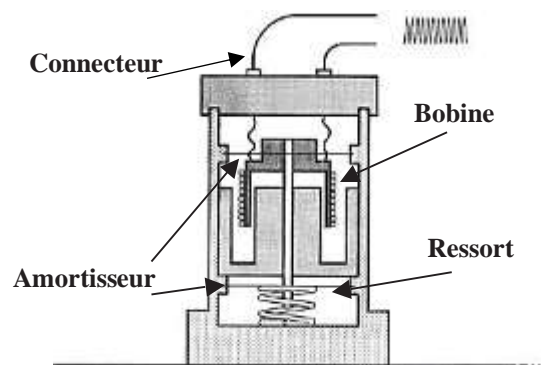


Figure 1-12 Type de capteur de vitesse (vélocimètre)

1.3.2.3 Les accéléromètres

Les accéléromètres sont les transducteurs les plus utilisés pour les applications de machines tournantes (tels que les paliers à roulement ou les engrenages qui génèrent des fréquences de vibration élevées lorsqu'ils sont défectueux). Ce sont des transducteurs robustes, compacts et légers avec une large plage de bandes passantes fréquentiels. Les accéléromètres sont des dispositifs de mesure inertielle qui convertissent le mouvement mécanique en un signal de tension. Le signal est proportionnel à l'accélération des vibrations en utilisant le principe piézoélectrique. Les appareils de mesure inertielle mesurent le mouvement par rapport à une masse (Cela suit la troisième loi du mouvement de Newton).

Les accéléromètres sont constitués d'un cristal piézoélectrique et d'une petite masse enfermée dans un boîtier métallique de protection. Lorsque l'accéléromètre est soumis à des vibrations,

la masse exerce une force variable sur le cristal piézoélectrique, qui est directement proportionnelle à l'accélération vibratoire.

La charge produite par le cristal piézoélectrique est proportionnelle à la force vibratoire variable. La sortie est un signal électrique proportionnel à l'accélération appliquée.

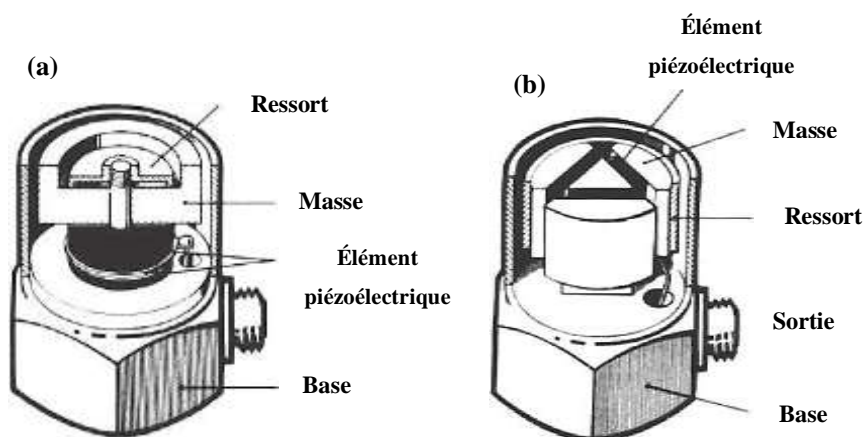


Figure 1-13 Modèles d'accéléromètres : (a) type de compression ;
(b) type de cisaillement

1.3.3 Prétraitement du signal

Cette étape consiste à filtrer et à transformer les données enregistrées pour obtenir des données plus adaptées et de les rendre exploitables qui va faciliter la recherche de caractéristiques informatives. Généralement on utilise des méthodes de dé-bruitage, de lissage, de filtrage, de l'amplification, La conversion Analogique/Numérique ou d'autres méthodes de prétraitement. L'essentiel, c'est de pouvoir "nettoyer" les données enregistrées et de les préparer à l'étape suivante. (Chimentin, 2007)

1.3.4 Techniques d'exploitation

1.3.4.1 Analyse temporelle

L'analyse temporelle est basée sur l'analyse des "indicateurs de défauts" associés à un signal vibratoire enregistré à l'aide des capteurs, Elle consiste à étudier le comportement vibratoire de la machine à partir de ces indicateurs qui résumant des informations permettant de générer un repère de suivi. Un indicateur temporel est une grandeur scalaire qui caractérise la puissance, l'amplitude ou la répartition des amplitudes du signal vibratoire. Le suivi d'évolution des indicateurs donne une information plus ou moins précise et complète sur l'état de fonctionnement global des équipements mais ne localisent pas le défaut elle nécessite d'être accompagnée par des investigations plus poussées dans le cadre du diagnostic. De nombreux

indicateurs existent, plus ou moins performants et adéquats pour le dépistage de certaines défaillances plus que d'autres et certains sont le résultat de la combinaison de plusieurs d'entre eux.

La valeur efficace RMS :

La valeur efficace ou RMS (Root Mean Square), correspond à la racine carrée du la moyenne quadratique du signal vibratoire temporel discrétisé $s(t)$ de longueur N_e , et est calculé comme montré par l'équation :

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [s(t)]^2} \quad (1. 1)$$

Le RMS est l'indicateur scalaire le plus couramment utilisé, il permet de mesurer l'énergie moyenne du signal, il est utilisé pour détecter des dissipations d'énergie anormalement élevées accompagnant la naissance d'un défaut. L'un des inconvénients majeurs de l'utilisation du RMS c'est qu'il donne généralement une alarme assez tardive, il ne commence à croître que pendant la deuxième phase de dégradation notamment pour le cas des défauts de roulements, De plus la variation du signal due à l'apparition du défaut est masquée par l'augmentation du niveau de bruit qui peut entraîner une mauvaise interprétation de la valeur RMS. (KERROUMI, 2016)

Le facteur crête :

Le facteur crête FC est un indicateur plus spécifique, est mieux adapté pour représenter un signal et qui permet d'observer de plus près le signal vibratoire. Le facteur crête est défini comme étant le rapport entre la valeur maximale du module du signal (valeur crête) et la valeur efficace, comme montré par l'équation :

$$FC = \frac{\text{Valeur crête}}{RMS} = \frac{\text{Sup}|s(t)|}{\sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [s(t)]^2}} \quad (1. 2)$$

Le facteur crête à l'avantage de détecter le défaut dès son apparition et donne une information très précoce de la prédiction. Pour un fonctionnement sans défaut la valeur de rapport reste sensiblement constante (varie en générale entre 3 et 6), et augmente lorsqu'un début de défaut apparait (peut aller au-delà de 6). (KHELF, 2014)

Kurtosis :

Le kurtosis est un indicateur ou grandeur statistique qui permet de caractériser le degré d'aplatissement d'une distribution ce qui permet la détection précoce d'un défaut de roulement. Il est utilisé Plus spécifique au dépistage des défauts de roulements. Il est défini comme le rapport de la valeur moyenne du signal élevée à la puissance 4 sur le carré de son énergie. Il est donné par la formule suivante :

$$Kurtosis = \frac{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} (S(t) - \bar{S})^4}{\left[\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} (S(t) - \bar{S})^2 \right]^2} \quad (1.3)$$

Le Kurtosis approche la valeur 3 pour un fonctionnement sans défauts de roulement, Lorsqu'un défaut apparaît, sa valeur augmente et devient supérieure à 3. Dans le cas d'une forte détérioration du roulement (dégradation en phase terminale) le Kurtosis tend à revenir au voisin de la valeur 3.

Skewness :

Le coefficient de dissymétrie (skewness) correspond à une mesure de l'asymétrie de la distribution d'une variable aléatoire réelle.

$$x_{sk} = \frac{\sum_{i=1}^N [x(t) - \bar{x}]^3}{(N-1)\sigma^3} \quad (1.4)$$

Les indicateurs présentés précédemment sont les plus utilisés. Ces indicateurs sont utilisés et calculés sur plusieurs bandes de fréquences pour indiquer une modification du comportement vibratoire de la machine , et résumant l'information contenue dans le signal soit par l'étude de la distribution de la densité de probabilité comme le kurtosis ou le skewness, soit par l'analyse statistique du signal tels que la valeur efficace (RMS), la valeur maximale ou soit par la combinaison des indicateurs classiques par exemple le facteur crête , mais l'analyse des indicateurs nécessite d'être accompagnée par des investigations plus poussées dans le cadre du diagnostic car ne permettent pas la localisation de l'élément qui modifie ce comportement vibratoire de la machine.

1.3.4.2 Analyse spectrale :

L'analyse en fréquence est devenue l'outil fondamental pour le traitement des signaux vibratoires. L'analyse spectrale consiste à décomposer le signal vibratoire en signaux sinusoïdaux élémentaires, et identifier la fréquence et l'amplitude de chacune de ces composantes sinusoïdales, constituant le signal vibratoire mesuré. Elle s'appuie sur la

transformée de Fourier du signal vibratoire qui est un outil mathématique permettant de représenter le signal vibratoire sous forme d'un spectre « Amplitudes-fréquence ». (James Cooley) et (John Tukey), ont donné naissance à un algorithme permettant une transformée de Fourier rapide, fréquemment nommée FFT (Fast Fourier Transform).

S'exprimant par :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(k) \cdot e^{-2i\pi f t} dt \quad (1.5)$$

La transformée de Fourier discrète correspondante s'exprime par :

$$X(f) = \sum_{k=0}^{Ne-1} x(k) \cdot e^{-2i\pi f \frac{k}{N}} \quad (1.6)$$

Le principe de l'analyse spectrale en vibrations est le fait que chaque composante de la machine induit une fréquence caractéristique en fonction de la vitesse de rotation. Chaque défaut possède sa propre composante fréquentielle qui le distingue d'un autre et permet sa détection facilement sur le spectre. Ainsi les signatures fréquentielles des différents défauts qui peuvent se manifester sur une machine tournante ont été définies. Pour un roulement, Une présence d'un pic sur le spectre correspondant à l'une de fréquences ou de leurs harmoniques des quatre familles de défauts (bague extérieure, intérieure, élément roulant, cage), est signe de la présence d'un défaut. (Abderrazek, 2008)

1.3.4.3 Analyse cepstrale :

Le cepstre est un outil mathématique qui permet la mise en évidence des périodicités dans un spectre, elle consiste à calculer un vecteur appelé cepstre, qui définit comme la transformée de Fourier inverse et est représentée par la formule :

$$C = TF^{-1}[Ln|X(f)|] \quad (1.7)$$

Le cepstre met en évidence toutes les familles de composantes périodiques, qui peuvent se manifester dans le spectre à une famille de peignes de raies harmoniques ou un ensemble de bandes latérales de modulation autour d'une fréquence caractéristique dans sa représentation graphique. Chaque raie s'appelle le « rhamonique » et leur position sur l'axe des abscisses s'appelle le « quefrencence ». Cette technique a été très utilisée pour les défauts de type chocs périodique (défauts des engrenages, écaillage de roulements). (Badaoui, 1999)

1.3.4.4 Analyse d'enveloppe :

L'analyse d'enveloppe est une technique de détection précoce des défauts de type choc (Les défauts de roulements), opération de démodulation de phase consistant à isoler les fréquences

modulantes. L'étude du signal enveloppe permet d'analyser la forme du signal, notamment lorsque le défaut recherché excite un mode de résonance de la structure. La technique de détection d'enveloppe est basée sur la transformée de Hilbert et se décompose en plusieurs étapes, D'abord, on réalise un filtrage passe-bande du signal autour d'une fréquence particulière (en générale la fréquence de résonance), ensuite, on calcule le transformée de Hilbert du signal filtré pour isoler l'enveloppe du signal modulé en amplitude. La transformée de Fourier de l'enveloppe permet ainsi de retrouver la fréquence caractéristique de défaut et les harmoniques de cette fréquence. (R.B.RANDALL, 2001)

1.3.4.5 Analyse par ondelettes :

La transformée en ondelettes consiste à décomposer le signal en une somme d'ondelettes dilatées ou non et localisées temporellement, pour travailler sur divers composants de *fréquence* et pour étudier chaque composant avec une résolution relative à son échelle et produit des informations à la fois en temps et en fréquence, une ondelette dilatée observe les composantes basses fréquences nécessitant une large fenêtre temporelle, alors qu'une ondelette contractée observe les composantes hautes fréquences où une haute résolution temporelle est requise. Les ondelettes sont utilisées soit pour réaliser un dé-bruitage du signal, soit pour réaliser un diagnostic en analyse vibratoire. (S.Abbasion, 2007)

Mathématiquement la famille d'ondelettes se met sous la forme :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1.8)$$

Avec (a) paramètre d'échelle ou de dilatation et (b) paramètre de translation.

La transformée en Ondelettes d'une fonction $x(t)$ est définie au moyen du produit scalaire conduisant à une représentation temps-échelle en fonction des variables décalage et échelle, Cette transformée est dite continue, notée CWT (Continuous Wavelets Transform)

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} X(t) * \bar{\psi}\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1.9)$$

Avec $\bar{\psi}$ La conjuguée de ψ

L'application de cette transformée, dans le domaine de la détection et du diagnostic des roulements par la démodulation du signal vibratoire, a été développée, de nombreuses études ont amélioré son utilisation et ont étendu le nombre d'ondelettes mères, L'utilisation de cette

méthode nécessite dans un premier temps de choisir l'ondelette mère, sa fonction et ses paramètres.

La transformée en ondelettes est utilisée aussi pour débruiter le signal vibratoire par une transformation discrète DWT. Le principe du dé-bruitage par ondelettes est assez facile du fait que les ondelettes fournissent une méthode simple et basée sur des algorithmes rapides, réalisé principalement en trois étapes : décomposition, sélection ou seuillage des coefficients, reconstruction du signal débruité. L'ondelette doit être choisie en fonction du signal à analyser et des objectifs à atteindre (dé-bruitage ou détection) pour avoir des résultats satisfaisants. (KERROUMI, 2016)

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons commencé par présenter de façon général les stratégies d'établissement d'une politique de maintenance efficace dans le système de gestion, ainsi le rôle important des machines tournantes dans le domaine industriel et la criticité de leurs applications. Nous avons aussi vu les différents défauts qui peuvent affecter leur fonctionnement, et les différentes méthodes de surveillance dès les sources d'acquisition des informations de machine tournante jusqu'aux diverses techniques de traitement des données à base d'analyse vibratoire.

Chapitre 2

2	Diagnostic et Intelligence Artificielle.....	35
2.1	Diagnostic et surveillance des systèmes	35
2.1.1	Méthodes inductives et déductives	35
2.1.2	Les méthodes internes et externes.....	36
2.2	Extraction de l'information.....	38
2.3	Sélection de l'information.....	38
2.3.1	Procédures de recherche.....	39
2.3.2	Critères d'évaluation (la sélection d'indicateurs)	39
2.3.3	Critères d'arrêt.....	41
2.4	Transformation de l'information	41
2.4.1	Analyse discriminante linéaire LDA.....	41
2.4.2	Algorithme d'analyse discriminante sensible à la localité LSDA	42
2.5	Décision et classification :	43
2.5.1	Classificateur ANFIS	43

2 Diagnostic et Intelligence Artificielle

2.1 Diagnostic et surveillance des systèmes

2.1.1 Méthodes inductives et déductives

S'appuient sur des systèmes experts, par l'exploitation de la connaissance humaine disponible sur le procédé et les raisonnements experts, le système expert définis comme « un système informatique destiné à résoudre un problème précis, à partir d'une analyse et d'une représentation des connaissances et du raisonnement d'un ou de plusieurs spécialistes», dans le but de reproduire le raisonnement qui conduit un expert humain à prendre une décision sur l'état du système à partir d'observations et des connaissances qualitatives sur le procédé étudié.

Un système expert comporte trois éléments : (Zwingelstein, 2002)

- Une base de connaissances : regroupe toutes les observations faites sur le système à diagnostiquer et les lois qui associent les faits entre eux.
- Un moteur d'inférence : est un outil informatique développée de façon à raisonner et trouver le défaut à partir des effets d'un problème de système en utilisant la base de connaissances.
- Des interfaces utilisateurs : permettent aux opérateurs de consulter le système expert. Ils peuvent ainsi vérifier et mettre à jour leurs connaissances.

Il existe alors deux méthodes contiennent plusieurs techniques permettent de constituer la base de connaissance d'un système d'expert

Les méthodes inductives Ces méthodes utilisent un mécanisme de raisonnement en avant qui a pour objectif d'interpréter les symptômes ainsi que leurs combinaisons afin de trouver le défaut. Exemple les arbres de défaillance qui se présente sous la forme d'un diagramme logique où un évènement indésirable (une faute précise) est placé au sommet. Ensuite, les causes immédiates de cette faute sont reliées grâce à des connecteurs logiques "ET" et "OU", et ainsi de suite jusqu'à atteindre, à la base (un ensemble d'événements élémentaires).

Les méthodes déductives utilisent un raisonnement inverse, Le point de départ est le mode de défaillance et vérifier toutes les causes possibles. Exemple l'AMDEC qui consiste à établir sous forme de tableau l'ensemble des différentes défaillances de chaque composant du système, et d'analyser les conséquences (effets) directes sur le système et son entourage (notamment l'opérateur), et détermine quels sont les modes de défaillances les plus critiques en prenant en compte les notions de gravité. Pour des systèmes complexes, l'application de ce type de

méthodes avec la construction d'une base de connaissance est difficile. Elle n'est utilisée en pratique que pour l'identification des relations de causalité « Défaillance-Symptôme ».

2.1.2 Les méthodes internes et externes

Les méthodes internes

Le diagnostic de défaillances par des méthodes internes requiert un modèle du système à surveiller, et s'il n'y en pas, on élabore un qui convienne (fiable et suffisamment précis). Ces méthodes utilisent un modèle analytique d'écrit le système à surveiller par des relations mathématiques représentant les différentes relations de lois fondamentales de divers domaines (physique, chimie, électricité, thermodynamique, mécanique, etc). Un modèle peut aussi être très difficile à obtenir, de plus, il peut être plus ou moins approximatif du système à surveiller.

Ces méthodes de diagnostic internes reposent sur la comparaison de mesures réelles sur le système à surveiller (Y) et des informations que fournit le modèle (Y'), Il est alors possible de calculer l'écart entre la réponse réelle du système (Y) et sa réponse estimée (Y'), Cet écart est usuellement appelé résidu. Ce dernier caractérise le fonctionnement du système, les résidus sont relativement élevés lorsqu'une faute est présente dans le procédé, et sont plutôt faibles en l'absence de faute. Dans ce cas, la présence de faute est détectée en appliquant des seuils adéquats sur les résidus. (VERRON, 2007)

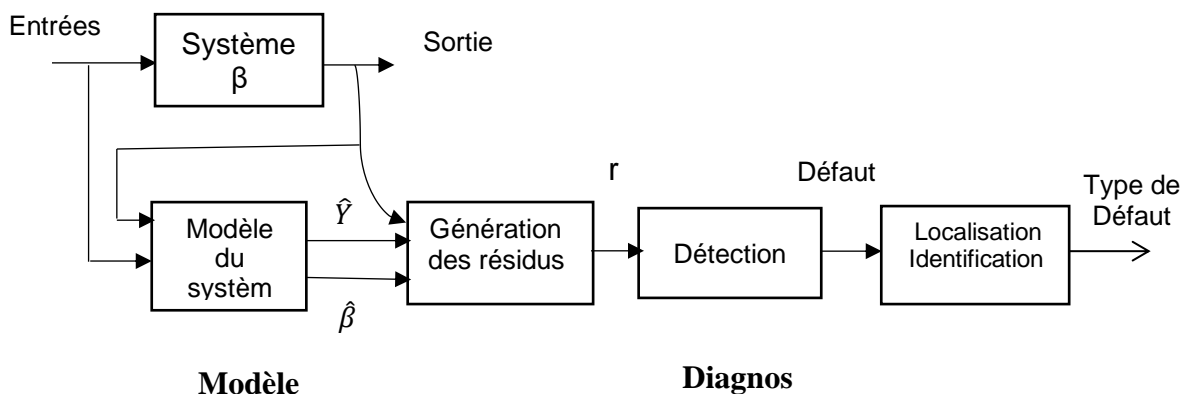


Figure 2-1 Principe du diagnostic à base de méthodes internes

Les méthodes internes de diagnostic se distinguent selon le modèle utilisé : (Leo H. Chiang, 2001)

- **Modèle de simulation** : c'est une description de la structure physique et du comportement du système. Les modèles analytiques utilisés dans ce mode de diagnostic sont représentés par des équations d'état ou des fonctions de transfert.
- **Estimation de paramètres** : consiste à déterminer les valeurs numériques des paramètres structuraux d'un modèle de connaissance qui signifie le comportement du système et les est comparées avec les paramètres estimés du modèle.
- **Observateurs** : Les méthodes à base d'observateurs reconstruisent une estimation de la sortie à partir de toutes ou parties des sorties réelles du système. Les résidus sont alors classiquement la différence entre les sorties mesurées et les sorties estimées.
- **Equations de parité** : une relation ou équation qui génère un résidu est appelée relation ou équation de parité. : Cette méthode consiste à vérifier l'exactitude des équations mathématiques du modèle en se basant sur les sorties du procédé.

L'approche de méthode interne donne des bons résultats, Mais, ceci n'est vrai que lorsque le modèle est bien construit. L'application de cette approche pour le cas du diagnostic des machines tournantes complexes est assez difficile. Ceci est dû au nombre de phénomènes assez complexes régissant leurs comportements, et à la grande variété de configurations rencontrées, donc la construction du modèle pour des systèmes complexes devient presque impossible, même si l'on arrive à construire un modèle, il est difficile d'obtenir des résultats satisfaisants.

Les méthodes externes

Les méthodes externes, par opposition aux méthodes internes, ne supposent pas que l'on dispose d'un modèle du système à diagnostiquer. La procédure de diagnostic par les méthodes externes consiste alors à analyser un certain nombre de caractéristiques extraites par des chaînes d'instrumentation mises en place sur le système, comme les signaux des capteurs installés sur les machines, tels que les signaux vibratoires pour le cas des machines tournantes pour construire une image représentative du système et les associer à un mode de fonctionnement.

Il est donc naturel de surveiller le procédé avec des méthodes se basant sur ces données. Parmi ces méthodes, nous pouvons notamment citer les techniques de classification et de l'intelligence artificielle qui sont les outils les plus adaptées au diagnostic des défauts des machines tournantes. (DEBIOLLES, 2007)

En effet, Ces méthode de surveillance basée sur le traitement des informations extraites à partir des signaux délivrés par les capteurs, sous forme d'indicateurs par des techniques de transformation (exemple analyse en composantes principales PCA) et de sélection

d'indicateurs, l'ensemble d'indicateurs traités est utilisé par la suite comme vecteur d'entrée aux classifieurs permettant d'identifier les différentes classes de défaut de fonctionnement. Ces méthodes offrent d'intéressantes perspectives pour le diagnostic de systèmes complexes et des machines tournantes qui ne nécessitant pas le développement de modèles élaborés, difficile dans ce cas complexe. (KHELF, 2014)

2.2 Extraction de l'information

L'extraction de l'information c'est la première étape de diagnostic par les méthodes externes, cette étape doit nous donner toutes les informations nécessaires sur la machine surveillée.

Il existe plusieurs sources d'information dans le cas des machines tournantes, après la transformation et le traitement des signaux acquis par les capteurs, il existe plusieurs techniques d'analyse, mais l'analyse des signaux vibratoires reste la source d'information la plus utilisée pour la surveillance des états de fonctionnement des machines tournantes, Ce type d'information ou de caractéristiques peuvent être calculés à partir de différentes méthodes de transformation du signal ou directement à partir du signal temporel (FFT, Cepstre, Enveloppe, Ondelette.) on peut extraire plusieurs indicateurs énergétiques temporelle, bande large ou étroite, par exemple : Kurtosis ; le Facteur Crête ; ou le RMS. L'extraction des paramètres caractéristiques de l'état de fonctionnement de la machine tournante consiste à calculer des indicateurs dans le domaine temporel, fréquentiels, temps-fréquence ou temps-échelle.

Les indicateurs extraits doivent être sensibles au défaut mais insensible au bruit et au changement de conditions de fonctionnement, ainsi les indicateurs nuisibles, redondants et l'espace de stockage peuvent poser plusieurs problèmes qui perturbe le fonctionnement des algorithmes de classification. La réduction de l'espace de représentation augmente la précision de la classification et réduire les coûts de calcul, deux approches existent : le premier consiste à créer des sous-ensembles de caractéristiques qui permettent d'enlever des éléments redondants de l'ensemble de données, et le second repose sur l'extraction des nouveaux paramètres en employant des techniques de réduction de dimension (exemple l'analyse en composantes principales ACP). (KHELF, 2014)

2.3 Sélection de l'information

Les méthodes de sélection choisissent le sous-ensemble de paramètres les plus informatifs, Ce sous-ensemble doit bien évidemment remplacer l'ensemble des caractéristiques extraites sans

engendrer une perte d'information, et permet d'atteindre les résultats avec une très bonne précision.

2.3.1 Procédures de recherche

La procédure de recherche consiste à fixer un point de départ pour initialiser l'ensemble d'indicateur ensuite définir une stratégie de recherche, il existe trois types de recherche :

La recherche exhaustive

Cette stratégie traite tous les sous-ensembles d'indicateurs possible et d'en sélectionner le meilleur sous ensemble. Cette méthode garantit de trouver le meilleur sous-ensemble, Ceci fait que pour un ensemble constitué d'un nombre assez élevé de k indicateurs, le parcours des 2^k combinaisons possibles rend l'application de cette stratégie impossible. (Rivest, 1992)

La recherche heuristique

Cette stratégie utilise une approche heuristique en appliquant un parcours séquentiel, soit en ajoutant ou en enlevant un des indicateurs sélectionner. Cette méthode a l'avantage d'être rapide, simple et elle donne des solutions assez acceptables. Dans cette stratégie on distingue généralement trois approches :

Forward : approche ascendante, le point de départ est l'ensemble vide et à chaque itération on ajoute un ou plusieurs indicateurs.

Backward : approche descendante le point de départ est l'ensemble complet et à chaque itération un ou plusieurs indicateurs sont retirés.

Stepwise : Le point de départ est fixé par l'utilisateur et à chaque itération on peut ajouter ou retirer d'indicateurs à partir de l'ensemble sélectionnés. C'est un mixage des deux approches est proposé.

2.3.2 Critères d'évaluation (la sélection d'indicateurs)

D'une manière générale, il existe trois types d'approches de sélection de sous-ensembles de fonctionnalités : les filtres, L'approche enveloppante (wrappers) et les approches intégrées qui utilise un algorithme d'apprentissage automatique.

2.3.2.1 L'approche filtre

L'objectif de cette méthode est de fournir une mesure ou un score qui évaluent les capacités des indicateurs choisies selon un certain critère de sélection (mesures de dépendance et l'Indépendance entre les indicateurs et les classes, leurs types...) pour séparer l'ensemble de

données en classes et les meilleurs indicateurs sont sélectionnés pour la tâche de classification. Cette approche est indépendante de la méthode de classification, Elles présentent des avantages

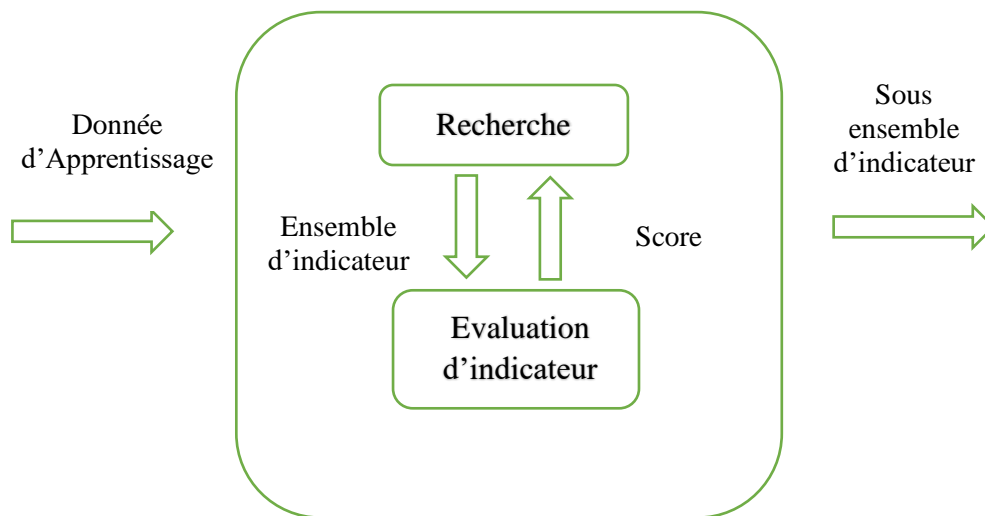


Figure 2-2 Procédure de l'approche "filtre"

dû notamment à sa légèreté et sa rapidité d'exécution. (G.H. John, 1994)

2.3.2.2 L'approche enveloppante (wrapper)

Les approches de type wrapper, aussi appelées approches enveloppantes, sont des méthodes de rétroaction qui intègrent l'algorithme d'apprentissage dans le processus de sélection des indicateurs, Elles s'appuient sur la performance de classification et l'estimation de la qualité du modèle induite par l'algorithme d'apprentissage (utilise mesures d'erreur et la précision estimée de classification comme critère d'évaluation) pour évaluer la qualité d'un chaque sous-ensemble d'indicateur.

Cette approche fournit en générale de bien meilleurs résultats comparée à l'approche filtre, mais elle présente aussi deux sérieux inconvénients, elle est plus coûteuse en temps de calcul (complexité et la durée nécessaire pour la sélection), et elle est très dépendante de l'algorithme de classification utilisé comme critère d'évaluation, ce dernier, s'il est mal adapté, pourrait contribuer à une sélection de mauvais indicateurs. (John, Décembre 1997)

2.3.2.3 L'approche intégrée

Dans l'approche « embedded » ou « intégrée », le processus de sélection d'attributs est effectué conjointement avec le processus de classification, contrairement aux autres approches, Un des principaux avantages favorisant leur utilisation est leur rapidité par rapport aux approches enveloppantes.

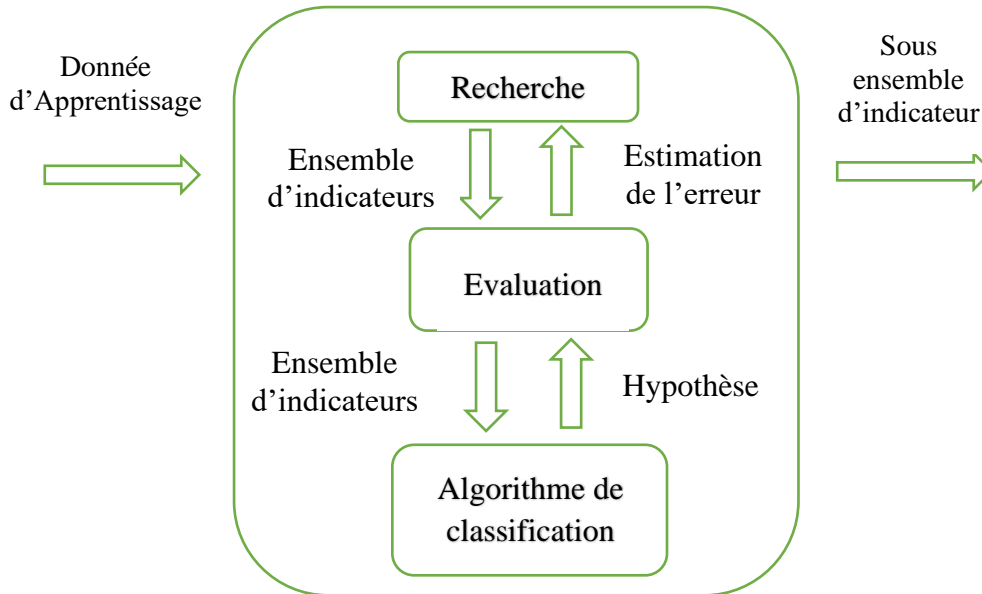


Figure 2-3 Procédure de l'approche "Wrapper"

2.3.3 Critères d'arrêt

Le nombre optimal d'indicateurs est fixé grâce à un critère d'arrêt du processus de sélection, Le choix du critère d'arrêt dépend essentiellement de la procédure de recherche et/ou du critère d'évaluation. Les critères d'arrêt pouvant être définis :

- Un nombre fini d'indicateurs sélectionnés.
- Un niveau seuil de performance atteint dans la mesure de qualité.
- Un nombre fini d'itérations effectuées.

2.4 Transformation de l'information

Pour diminuer l'espace de la représentation et aussi l'espace des indicateurs d'autres techniques sont utilisées pour passer de l'espace original vers un autre de faible dimension.

2.4.1 Analyse discriminante linéaire LDA

L'analyse discriminante linéaire qui est proposée par (R. A. FISHER, 1936) pour la réduction de dimension des problèmes de classification binaire et étendue aux cas multi-classes par (RAO, 1948) est l'une des méthodes les plus populaires de réduction de dimension dans les domaines de recherche statistique. En général, LDA aide non seulement à minimiser la dispersion intra-classe et à maximiser la diffusion inter-classes simultanément dans un espace dimensionnel réduit, mais contribue également à améliorer l'efficacité et la précision des algorithmes de classification. Ces objectifs sont atteints grâce à une recherche réalisée pour

trouver une combinaison linéaire de caractéristiques qui caractérisent ou séparent deux ou plusieurs classes d'objets ou d'événements. (Issam Attoui, 2017)

Pour un problème de classe C, LDA vise à rechercher un ensemble de vecteurs optimaux, notée $W = [w_1 ; w_2 ; \dots ; w_i]$, de sorte que le critère de Fisher (Chao Yao, 2014)

$$J(w_i) = \max_w \frac{|W^T S_b W|}{|W^T S_w W|} \quad (2. 1)$$

L'objectif de la LDA originale de Fisher, à savoir le critère de Fisher, est de maximiser le rapport de diffusion inter-classes matrice S_b en matrice de dispersion intra-classe S_w :

$$S_w = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^{n_i} p_i (X_{ij} - m_i)(X_{ij} - m_i)^T \quad (2. 2)$$

$$S_b = \sum_{i=1}^c p_i (X_{ij} - m_i)(X_{ij} - m_i)^T \quad (2. 3)$$

Où p_i est la probabilité a priori de la i -ème classe ; m_i est le centroïde de classe i ; X_{ij} est le j -ème échantillon de classe i et n_i est le nombre des échantillons d'apprentissage de la classe i , m est le centre de gravité du global centroïde.

Le but de LDA est d'apprendre une transformation $W \in R^{d \times \hat{d}}$ pour minimiser la variance intra-classe et maximiser la variance entre les classes. La solution à ce problème est obtenue par une décomposition en valeurs propres de $S_w^{-1} S_b$ et prendre les vecteurs propres correspondant aux \hat{d} plus grandes valeurs propres.

2.4.2 Algorithme d'analyse discriminante sensible à la localité LSDA

La description générique du problème de réduction de dimensionnalité linéaire peut être présentée comme suit : Trouver une matrice de projection linéaire $P = \{p_0, p_1, \dots, p_{d-1}\}$ qui mappe les points d'origine $P = \{x_0, x_1, \dots, x_m\}$ de l'espace de grande dimension R^n à l'espace de faible dimension R^d ($d \ll R$) par $y_i = P^T x_i$, où les vecteurs de données x avec dimensionnalité n , et les points de données projetés $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$ avec dimensionnalité d . Selon certaines règles, Y peut représenter X dans une certaine mesure. L'analyse discriminante sensible à la localité (LSDA), recherche une bonne représentation des données originales en respectant à la fois les propriétés géométriques locales et discriminantes des données. (He, Cai, & Han, 2007)

Le vecteur $X = \{x_0, x_1, \dots, x_m\}$ qui contient des échantillons d'apprentissage donnés du sous-ensemble M et la matrice de poids w_w sont les piliers dans lesquels le graphe intra-classe dans LSDA est construit. Le LSDA a découvert à la fois la structure géométrique et la structure

discriminante de la variété de données. En fait, deux graphiques sont construits qui sont intra-classe G_w et le graphe entre les classes G_b . Pour avoir une « bonne » carte de l'ensemble de sommets X dans un sous-espace de dimension inférieure Y , un critère raisonnable est d'optimiser les deux fonctions objectives suivantes :

$$\min \sum_{ij} (y_i - y_j)^2 W_{w,ij} \quad (2. 4)$$

$$\max \sum_{ij} (y_i - y_j)^2 W_{b,ij} \quad (2. 5)$$

où, $W_{w,ij}$ sont défini comme $W_{w,ij} = 1$ si $x_i \in N_w(x_j)$ ou $x_j \in N_w(x_i)$, et 0 sinon, alors que $W_{b,ij}$ sont défini comme $W_{b,ij} = 1$ si $x_i \in N_b(x_j)$ ou $x_j \in N_b(x_i)$ et 0 sinon.

L'ensemble $N_w(x_i)$ contient les points qui sont les voisins les plus connus de x_i et partagent la même étiquette avec x_i tandis que $N_b(x_i)$ contient les voisins ayant des étiquettes différentes. L'optimisation de ces fonctions objectives assure que les points de G_w restent aussi proches que possible tandis que les points connectés de G_b restent aussi éloignés que possible. Le problème d'optimisation peut être réduit à trouver : (C. Deng, 2007)

$$\arg \max a^T X(aL_b + (1 - \alpha)W_w)X^T a \quad (2. 6)$$

$$a^T X D_w X^T a = 1 \quad (2. 7)$$

Où α est une constante appropriée et $0 < \alpha < 1$. Le vecteur de projection qui minimise (2. 7) est donné par la résolution maximale des valeurs propres au problème généralisé des valeurs propres :

$$X(aL_b + (1 - \alpha)W_w)X^T a \quad (2. 8)$$

Soit le vecteur colonne (a_1, a_2, \dots, a_d) les solutions de l'équation (2. 8), ordonnées en fonction de leurs valeurs propres, $\gamma_1 > \dots > \gamma_d$. Ainsi, l'incorporation est la suivante :

$$x_i \rightarrow y_i = A^T x_i$$

$$A = (a_1, a_2, a_3 \dots a_d) \quad (2. 9)$$

où y_i est un vecteur à d dimensions, et A est une matrice à $n \times d$.

2.5 Décision et classification :

2.5.1 Classificateur ANFIS

L'ANFIS est un système adaptatif qui utilise la capacité d'apprentissage des réseaux de neurones, avec l'interprétation des règles linguistiques des systèmes d'inférence floue pour associer un espace d'entrée à un espace de sortie.

La Figure (2-4) montre l'architecture ANFIS avec deux entrées (x et y) une sortie (f) et deux règles qui se compose de cinq couches de nœuds.

La première couche indiquée par un symbole carré est la couche floue qui alloue des fonctions d'appartenance aux entrées. La deuxième couche indiquée par un symbole circulaire est la couche d'implication. Dans cette couche la méthode du produit est appliquée aux entrées entrantes de la couche précédente en utilisant une formule d'antécédent pour produire les sorties.

La troisième couche indiquée par un symbole circulaire est une couche de normalisation qui normalise la valeur de sortie. La quatrième couche est une couche de défuzzyfing qui applique les entrées W_i à la fonction linéaire f . La dernière couche est la somme totale des entrées entrantes, qui fournit la sortie finale. Les première et quatrième couche sont constituées de nœuds adaptatifs associés à leurs paramètres respectifs, dûment mis à jour à chaque itération ultérieure. Le deuxième, troisième et cinquième couche qui sont indiquées par un symbole circulaire sont constituées de nœuds fixes et sont dépourvues de tout paramètre. (Esposito, 2000)

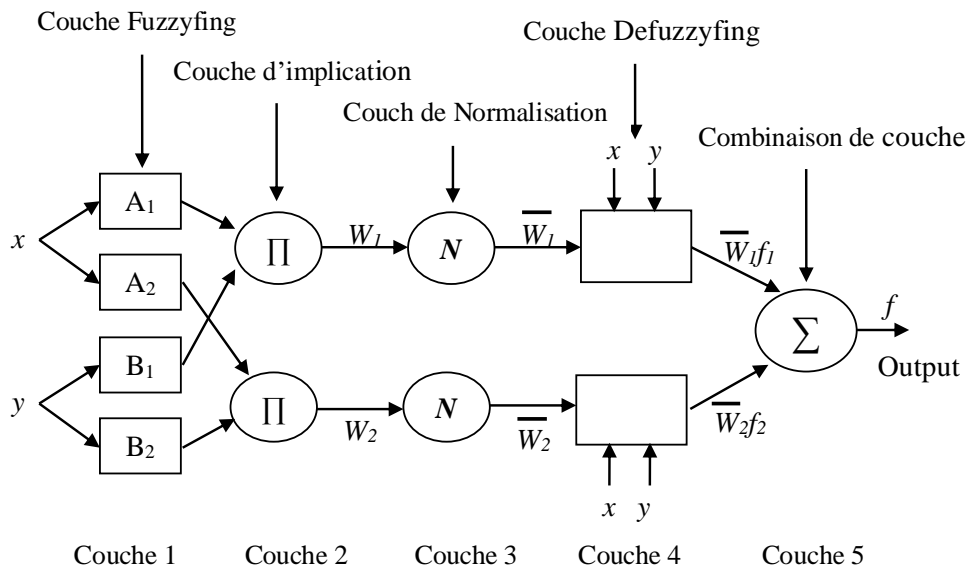


Figure 2-4 Structure de ANFIS

L'ensemble de règles construit sur le modèle peut être exprimé comme suit :

(AbdulkadirSengur, 2008) (Anupam Das, 2010)

Règle 1 : si x est A_1 et y est B_1 alors $f_1 = A_1 x + B_1 y + C_1$ (2. 10)

Règle 2 : si x est A_2 et y est B_2 alors $f_2 = A_2 x + B_2 y + C_2$ (2. 11)

En supposant que la fonction U_{A_i} et U_{B_i} sont les fonctions d'appartenance des ensembles flous A_i et B_i , les paramètres d_i et σ_i sont les paramètres de base qui définissent la structure des fonctions d'appartenance dans chaque nœud. Pour chaque couche i , la sortie du j ème nœud est notée O_i^j . Une brève introduction de la fonction correspondante dans chaque couche est la suivante : (Jang, 1993)

Couche 1 : génère des pondérations d'appartenance pour les ensembles flous en fonction de la fonction d'appartenance ;

$$O_i^j = U_{A_i} = \exp\left(\frac{-(x-d_i)^2}{\sigma_i^2}\right) \quad (2. 12)$$

Couche 2 : génère des règles en exécutant l'opérateur AND sur les deux poids d'appartenance entrants ;

$$O_i^2 = w_i = U_{A_i}(x) \times U_{B_i}(y) \quad (2. 13)$$

Couche 3 : normalise le poids pour le processus de fusion ;

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^4 w_i} \quad (2. 14)$$

Couche 4 : calcule la sortie en multipliant le poids normalisé entrant par le résultat du modèle de régression linéaire dans le nœud actuel ;

$$O_i^4 = \bar{w}_i z_i = \bar{w}_i (a_i x + b_i y + c_i) \quad (2. 15)$$

Couche 5 : résume tous les produits de la couche 4.

$$O_i^5 = \sum_{i=1}^4 \bar{w}_i y_i = \frac{\sum_{i=1}^4 w_i y_i}{\sum_{i=1}^4 w_i} \quad (2. 16)$$

Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la démarche des méthodes utilisées en diagnostic des systèmes par l'intelligence artificielle, avec une attention particulière à les méthodes utilisées dans l'approche de cette étude à base de méthode externe. Le processus de diagnostic proposé présente les différentes démarches de diagnostic, dès l'extraction de donnée à partir des signaux acquis sur les machines et leur traitement pour le rendre exploitable utilisant la sélection des paramètres par la méthode Wrapper et de transformation de l'information à base de la méthode LDA et LSDA, et à la fin La génération de règles de décision, réalisée par le classifieurs ANFIS.

Chapitre 3

3	Techniques de diagnostic proposées.....	47
3.1	Décomposition de paquets en ondelettes (WPD) intégrant l'approche FFT.....	47
3.2	Sélection les bandes de fréquences les plus impulsives (BFPI) :.....	48
3.3	Application de diagnostic	48
3.3.1	Phase d'apprentissage (Étape hors ligne) :.....	52
3.3.2	Phase de diagnostic (Étape en ligne).....	53
3.4	Description du dispositif expérimental :.....	54
3.5	Résultats et Discussion	58
3.5.1	Détermination les bandes de fréquences les plus impulsives	59
3.5.2	Décomposition de paquets en ondelettes (WPD) intégrant l'approche FFT	60
3.5.3	Calcul des paramètres	62
3.5.4	Sélection des Paramètres et classification des défauts	62

3 Techniques de diagnostic proposées

3.1 Décomposition de paquets en ondelettes (WPD) intégrant l'approche FFT

Pour l'extraction des indicateurs, des algorithmes WPD, FFT et l'approche WPD intégrant FFT a été appliquée. Pour des nombreux signaux, le contenu fréquentiel le plus important réside dans certaines bandes de fréquences qui donnent au signal son identité.

Cependant, la détection de ce contenu de fréquence peut être difficile en raison de la présence de la nuance des autres contenus de fréquence. Cet inconvénient peut être corrigé par l'application de WPD qui décompose le signal en une bande de fréquences de même largeur après avoir traversé une série de filtres passe-haut et passe-bas, l'approche WPD donne uniquement un tracé de la composante de signal dépendant du temps dans un format limité en bande de fréquences sans savoir exactement quelle est la composante de fréquence présentée dans cette bande de fréquences, Ainsi, la FFT a été effectuée sur les données décomposées du WPD pour l'identifiées et les transformées en domaine de fréquence pour une analyse plus approfondie comme le montre La *Figure (3-1)*. (Enzo C. C. Lau and H. W. Ngan, 2010)

Un arbre de paquets d'ondelettes avec une profondeur dm et des nœuds (d, n) , où $d = (1,2, \dots dm)$ représente la profondeur de l'arbre et $n = (1,2, \dots 2^d)$ représente le numéro du nœud à la profondeur d . Enfin, les coefficients d'ondelettes les plus importants de l'ensemble des nœuds $(3, n)$ sont analysés à l'aide de l'algorithme FFT pour une identification temps-fréquence exacte de chaque nœud.

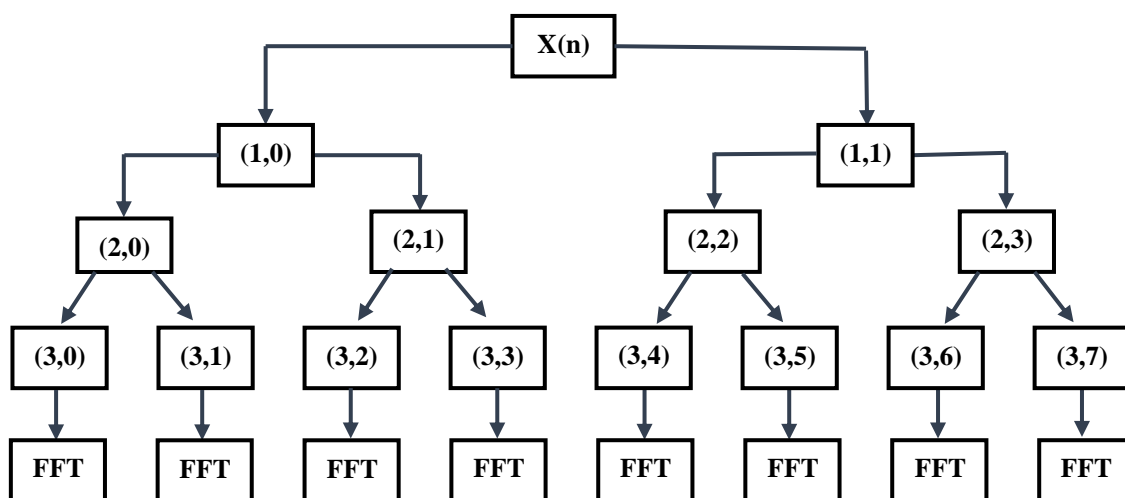


Figure 3-1 Arbre WPD intégrant l'approche FFT avec niveau $d=3$

3.2 Sélection les bandes de fréquences les plus impulsives (BFPI) :

Actuellement, il est difficile de déterminer les bandes de fréquences qui sont possibles d'être dominantes sur l'ensemble des bandes de fréquences d'un signal. Cette partie présente la méthode utilisée pour sélectionner les bandes de fréquences dominantes sur l'ensemble du spectre pour tous les cas de conditions de roulement considérés dans l'étape de classification. Afin de déterminer les pics de fréquence dominants à étudier et les paramètres qui peuvent être calculés pour la suite de diagnostic.

Les deux principales sous-étapes de traitement de la procédure proposée montrée comme suit :

- 1) Une fois que les données de mesure d'entraînement pour tous les cas de condition de roulements est acquis (on prend un seul vecteur d'apprentissage pour chaque condition de fonctionnement qui est considérée dans la phase de classification et par la suite on calcule la somme des spectres de tous ces vecteurs d'apprentissage. Les vecteurs d'apprentissage sont transformés d'abord en domaine spectral en utilisant l'algorithme Fourier (FFT), Cette transformation est définie comme suit :

$$X(f) = \sum_{k=1}^n \int_{-\infty}^{+\infty} x_k(t) \exp(-2i\pi ft) dt \quad (3.1)$$

Où n est le nombre de vecteurs des données, $x(t)$ qui inclue différentes conditions de roulements sains, de billes de roulements défectueux, de bagues intérieures et extérieures avec différentes gravités de défauts et vitesses de rotation.

- 2) La localisation des bandes de fréquences les plus impulsives est ensuite réalisée en identifiant d'abord, dans le domaine spectral, les bandes de fréquences des composantes harmoniques auxquelles l'énergie est la plus élevée. À cette fin, l'énergie à courte fréquence (short- frequency energy) peut être calculée comme suit : (Jalil, Butt, & Malik, 2013)

$$E_n = \sum_{m=-\infty}^{m=\infty} [X(n)w(m-n)]^2 \quad (3.2)$$

Cette mesure permet en quelque sorte de distinguer les bandes de fréquences dominantes et non dominantes, puisque la bande de fréquences non dominantes a une valeur d'énergie à courte fréquence plus faible. (Issam Attoui, 2017)

3.3 Application de diagnostic

Dans ce travail, un algorithme de classification, Un classifieur ANFIS a été proposé pour la construction d'un outil de diagnostic automatique (intelligence artificielle).

Pour l'extraction et génération des indicateurs, onze indicateurs temporels ont été extraits à partir des signaux de vibration qui incluent tous les cas de conditions de roulement considérés dans l'étape de classification, en plus des indicateurs fréquentiels qui ont été extraits à partir de la décomposition de paquets en ondelettes (WPD) intégrant l'approche FFT, cette approche est utilisée pour exploiter la distribution d'énergie du signal pour différentes sous-bandes de fréquences et proposée de nouvelles paramètres basées uniquement sur les bandes de fréquences dominantes (contenant les informations les plus utiles) .

En effet les bandes de fréquences les plus impulsives doivent être sélectionnées avant la mise en œuvre de la technique de diagnostic de défaut proposée comme montrée sur *la section (3.2)*. Pour cette raison, la FFT et les algorithmes d'énergie à courte fréquence sont appliqués sur les données qui contiennent différents signaux de vibration d'apprentissage.

Pour la sélection des indicateurs composant les vecteurs d'entrée des classifieurs, une procédure a été construite basée sur l'évaluation de trois méthodes, la réduction par sélection des indicateurs selon l'approche enveloppante « wrapper » et la réduction par transformation des données selon la méthode LDA et LSDA.

Pour le parcours des différentes combinaisons d'indicateurs, une procédure ascendante a été fixée, le point de départ est l'ensemble vide et à chaque itération on ajoute un indicateur de façon que le vecteur d'entrée composé uniquement des indicateurs les mieux évalués selon la méthode de sélection, jusqu'à satisfaction d'un critère d'arrêt : niveau seuil de performance de classification atteint ou itérations sans amélioration des performances de classification.

Les procédures de sélection d'indicateurs et de classification ont été répétées pour quatre et douze classes de défaillance, avec ou sans la présence de bruit.

La *Figure (3-2)* résume la procédure de Sélection des paramètres basée sur une méthode de wrapper de rétroaction pour la classification

La *Figure (3-3)* résume la procédure proposée utilisée dans ce travail pour l'étape de génération de paramètres comprenant la plupart des étapes de détermination des bandes de fréquences impulsives.

La *Figure (3-4)* résume le schéma principal de la méthodologie proposée utilisée pour la détection de défaut de roulement basée sur les méthodes WPD, FFT, wrapper, LDA / LSDA et ANFIS qui sont appliquées au signal de vibration acquis.

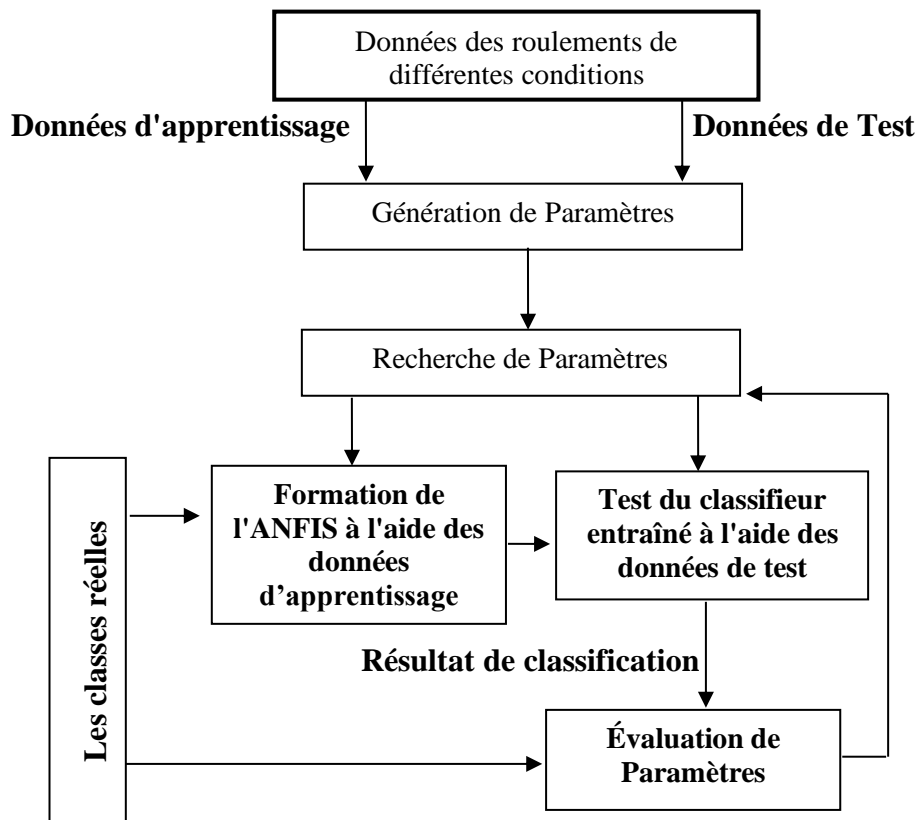


Figure 3-2 Procédure proposée de génération de Paramètres.

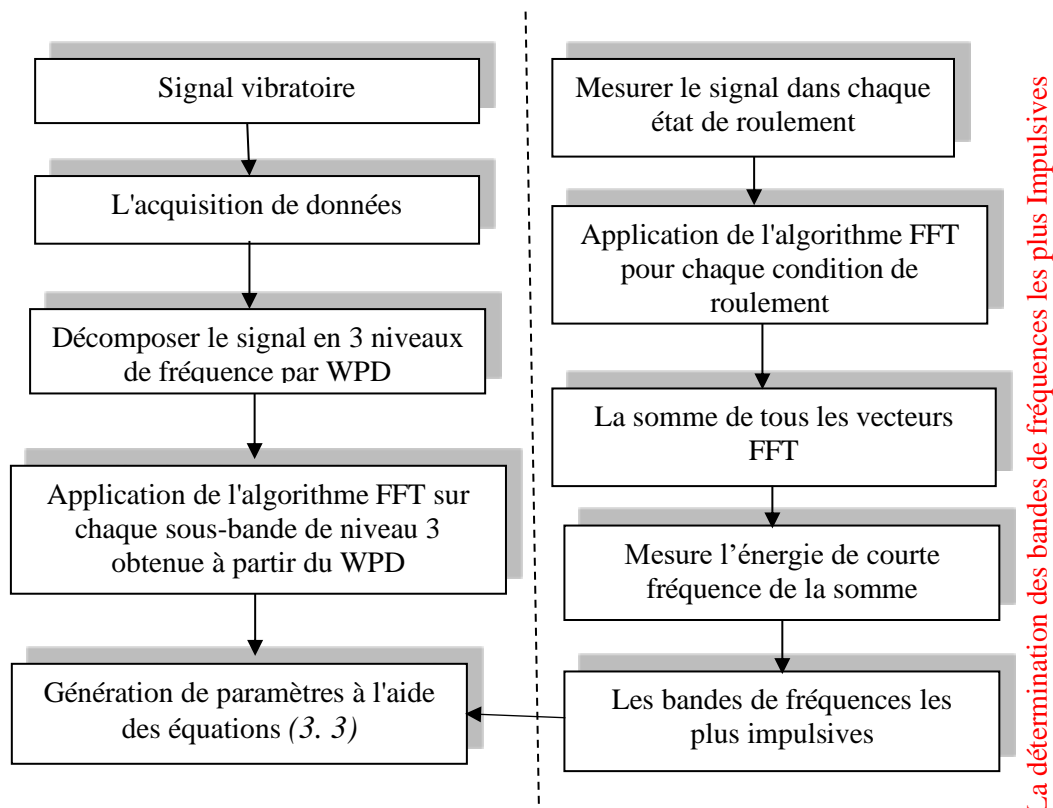


Figure 3-3 Sélection des paramètres basée sur une méthode de wrapper

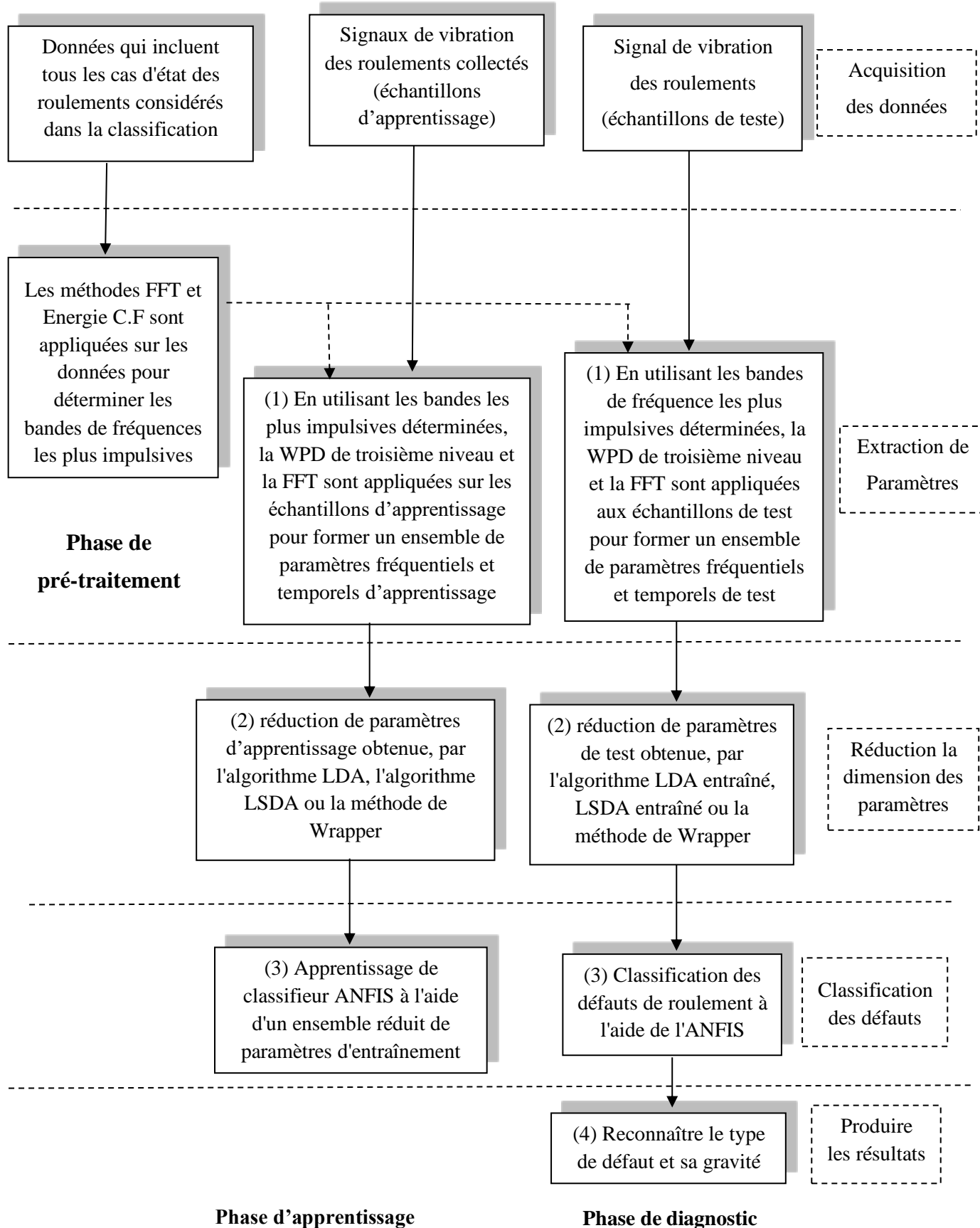


Figure 3-4 Technique proposée du diagnostic.

La procédure proposée peut être divisé en étapes de calcul hors ligne et en ligne.

3.3.1 Phase d'apprentissage (Étape hors ligne) :

Lorsque les bandes de fréquences les plus impulsives sont sélectionnées, et que les données de mesure comprenant différents signaux de vibration d'entraînement est acquis, trois sous-étapes de traitement de la procédure proposée peuvent être effectuées comme suit :

1. Génération des paramètres

Paramètres fréquentiels

L'utilisation du Décomposition de paquets en ondelettes (WPD) aux échantillons d'apprentissage afin de décomposer les signaux de vibration mesurés en composante du signal dépendant du temps dans différentes sous-bandes de fréquences, Ensuite, le FFT est appliqué à chacune de toutes les sous-bandes à partir du dernier niveau de décomposition du WPD (niveau 3) pour donner une représentation temps-fréquence de ces sous-bandes comme montrée dans la *section (3.1)*.

La génération des paramètres fréquentiels à partir de cette approche peut être calculée par la relation :

$$SBDE = \sum_{h=1}^d P_h \quad (3.3)$$

Où $SBDE$ représente la somme des valeurs de crête des harmoniques dans le sous-WPD spectre de bande dans lequel se situe cette bande de fréquence dominante.

P_h est le spectre de sous-bande WPD, d est le nombre de points dans le spectre de sous-bande WPD.

Le nombre de paramètres de fonction dépend du nombre de bandes de fréquences impulsives et du nombre de décomposition WPD.

Paramètres temporels

En plus de l'ensemble de paramètres extrais par l'approche WPD, des indicateurs temporels ont été extraits à partir des signaux de vibration : (1) La valeur efficace (rms), (2) le degré d'aplatissement d'une distribution (kurtosis), (7) valeur moyenne quadratique (skewness), (8) valeur moyenne quadratique (entropy), (9) Facteur crête (FC), (10) l'écart-type (std), (11) la

variance (var), (12) Fréquence moyenne (meanfreq), (13) Valeur médiane (median), (14) Facteur K (Ka), (15) Fréquence médiane (medfreq).

2. Réduction des Paramètres

Après que l'ensemble de paramètre soit obtenu, trois stratégies de réduction de paramètre qui ont été proposées pour objectif de réduire la dimension des données en trouvant des indicateurs les mieux évalués qui pouvant donner de bonnes performances de classification sont introduites.

La réduction de la dimensionnalité des entités fait référence à des techniques qui créent de nouvelles entités en utilisant un mappage (linéaire ou non linéaire) à partir de l'ensemble original d'entités pour réduire la dimensionnalité des ensembles de données. Dans les méthodes proposées, trois stratégies de réduction des caractéristiques ont été testées. La méthode wrapper de rétroaction c'est une méthode de réduction par sélection qui intègre l'algorithme ANFIS dans le processus de sélection des paramètres pour sélectionner le meilleur sous-ensemble, le LDA qui trouve une combinaison linéaire d'entités qui minimisent la diffusion intra-classe et maximisent simultanément la diffusion inter-classes, et l'algorithme LSDA est appliqué pour réduire la fonction de formation définie un espace de paramètres de faible dimension où les points proches avec la même étiquette sont proches les uns des autres, alors que les points proches avec des étiquettes différentes sont éloignés.

3. L'Apprentissage du classifieur ANFIS

D'abord Le classifieur ANFIS doit être formé avec des données d'apprentissage (10 échantillons pour chaque cas sain et défectueux) de vibration comprenant différentes conditions de roulement pour trois types de défauts (bague intérieure, bague extérieure et bille) à différentes vitesses de rotation.

3.3.2 Phase de diagnostic (Étape en ligne)

Une fois que les bandes les plus impulsives sont sélectionnées, les algorithmes LDA, LSDA et ANFIS sont formés à l'étape hors ligne de la procédure proposée avec des données d'apprentissage. Les principales étapes de traitement sont effectuées comme suit :

- 1) La première sous-étape est similaire à celle de l'étape hors ligne de la procédure proposée. Appliquer le WPD et FFT aux échantillons de test et générer les paramètres pour l'ensembles des données de test.
- 2) Recherche de meilleur sous-ensemble de paramètre (parmi l'ensemble des paramètres de test) avec l'application des méthodes formés de réduction Wrapper, LDA et LSDA.

3) Le classifieur ANFIS formé est utilisé pour classer l'état de fonctionnement du roulement pour 12 classes de différents défauts du roulement et leurs gravités. L'ensemble de données de test est différent de celui de l'ensemble de données d'apprentissage utilisé dans l'étape hors ligne.

3.4 Description du dispositif expérimental :

Comme il est difficile d'obtenir des données de vibration avec différents types et degrés de défauts de roulements à partir du site d'application industrielle réel, les données de vibration des roulements de CWRU (Case Western Reserve University) qui reproduisent plusieurs défauts sont considérées comme des signaux originaux pour démontrer l'efficacité des caractéristiques proposées.

Ces données d'essai ont été recueillies pour des roulements normaux et défectueux pour une variété d'emplacements de défauts, la bague interne, la bille et la bague externe pour des défauts allant de (0,007/0,040 /0,020 /0,028) pouce de diamètre pour une profondeur de défaut de 0,11 pouce. La vitesse de rotation de l'arbre varie de 1730 à 1797 tours/min pour différentes Charge du moteur : 0, 1, 2 et 3 cheval-vapeur (HP).

Les ensembles de données utilisés dans notre étude sont illustrés dans le *Tableau 2*. Ce tableau indique les différentes conditions de travail et les différents types de défauts qui sont pris en considération dans ce travail.

✓ : indique que la condition est prise en compte dans ce travail.

Type de défaut	Diamètre du défaut (pouce)	Vitesse de rotation (tour/min)			
		1730	1750	1772	1797
Sain	*	✓	✓	✓	✓
Bille	0.007	✓	✓	✓	✓
	0.014	✓	✓	✓	✓
	0.021	✓	✓	✓	✓
	0.028	✓	✓	✓	✓
Défaut de bague intérieure	0.007	✓	✓	✓	✓
	0.014	✓	✓	✓	✓
	0.021	✓	✓	✓	✓
	0.028	✓	✓	✓	✓
Défaut de la bague extérieure	0.007	✓	✓	✓	✓
	0.014	✓	✓	✓	✓
	0.021	✓	✓	✓	✓

Tableau 2 Conditions de travail des données de roulements collectées.

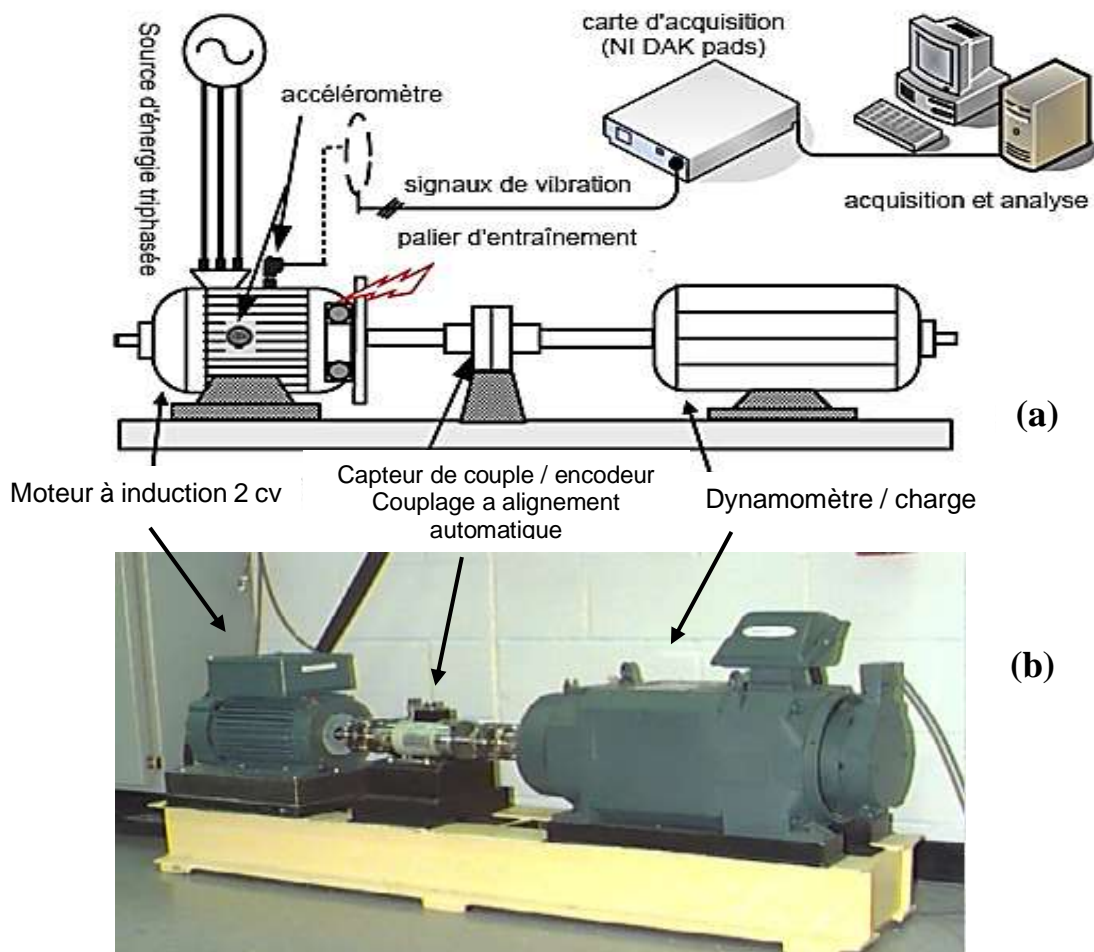


Figure 3-5 Banc d'essai expérimental. (a) Schéma du banc d'essai expérimental. (b) Photographie du banc d'essai expérimental.

3.4.1.1 Les détails des expériences de validation :

Les expériences sont réalisées en laboratoire, qui se caractérise par un faible bruit de fond. En effet, seuls les bancs d'essai fonctionnent, sans aucune interférence de vibration externe. Les défauts de roulements ont été réalisés sur les roulements du moteur par électroérosion, puis les roulements défectueux ont été remontés sur le moteur. Le signal de vibration a été recueilli à l'aide d'accéléromètres fixés sur la cage du moteur par un aimant, qui sont placés sur la position verticale et horizontale du logement du roulement d'essai.

Le *Tableau 3* présente les dimensions du roulement à billes à gorge profonde de type 6205-2RS JEM SKF utilisé dans cet article en mm.

Contenu	Paramètres	Contenu	Paramètres
Spécification des roulements	6205-2RS JEM SKF	Épaisseur	15 mm
Diamètre intérieur	25 mm	Diamètre de la bille	8 mm
Diamètre extérieur	52 mm	Numéro de l'élément roulant	9
Diamètre intermédiaire	39 mm	Angle de contact	0 rad

Tableau 3 Paramètre de roulement

La validation des expériences implique la comparaison de la prédiction de l'état du roulement à partir du classifieur formé (formé à l'aide de l'ensemble de données d'apprentissage), avec le véritable résultat d'état du roulement à partir de l'ensemble de données de test. L'objectif de la validation est d'estimer la précision de la technique de diagnostic proposée dans la pratique.

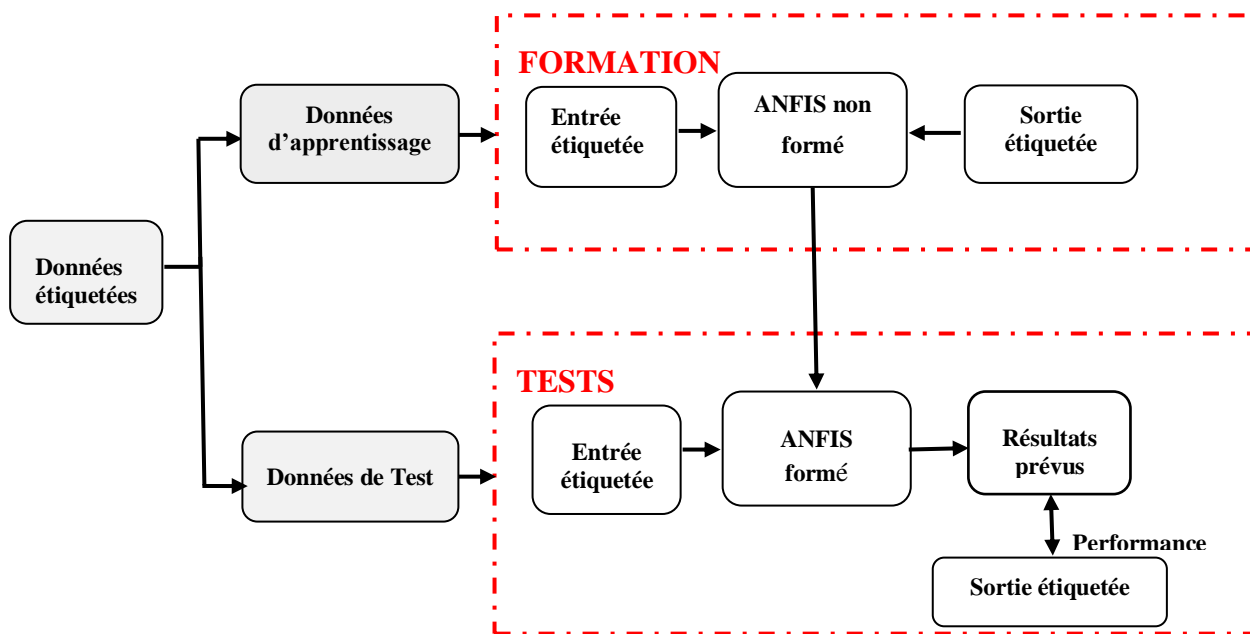


Figure 3-6 Les expériences de validation.

Dans cette expérience, le signal de vibration acquis du roulement est initialement divisé en échantillons pour réduire le temps de calcul. L'échantillon de données est divisé en sous-ensembles, en effectuant l'analyse sur un sous-ensemble (appelé ensemble de données d'apprentissage), et en validant l'analyse sur l'autre sous-ensemble (appelé ensemble de données de test). Tout d'abord, pour chaque classes, 10 échantillons d'une longueur de 2000 points de données sont sélectionnés au hasard pour chaque condition (quatre diamètres de défaut de

différent charge) pour l'ensemble de données d'apprentissage. Ainsi, il y a 480 échantillons d'apprentissage sélectionnés à partir de 12 classes.

D'autre part, dans l'ensemble de données de test, 1920 échantillons sont sélectionnés au hasard de la même manière. L'ensemble de données de test doit être différent de l'ensemble de données d'apprentissage. Les données d'apprentissage ont été utilisées pour la formation et la modélisation du classifieur, et le reste a été conservé pour tester la méthode proposée.

La précision de la classification (PC) est calculée pour chaque classe. La PC est le rapport entre le nombre total d'échantillons de test correctement classifiés et le nombre total d'échantillons de test. La précision de la classification peut être exprimée comme suit :

$$PC[\%] = \frac{(\text{nombre d'échantillons correctement classés})}{(\text{nombre total d'échantillons dans l'ensemble de données de test})} 100 \quad (3.4)$$

Afin de donner une analyse plus détaillée que la précision des classifications de la procédure proposée, une matrice de confusion avec deux dimensions réelles et prédites faite par un système de classification, il est donné comme un outil utile pour analyser dans quelle mesure le classifieur peut reconnaître des tuples de différentes classes.

La procédure générale de la méthode de diagnostic des défauts proposée est donnée dans l'algorithme 4.

Algorithme de la Procédure générale de la méthode proposée

Entrée : l'ensemble des données relatives aux roulements de test et d'apprentissage, composé d'échantillons de signaux de vibration, et des paramètres des algorithmes DWPT et FFT et du classifieur ANFIS

Sortie : Les résultats du diagnostic, ainsi que la précision et l'efficacité des tests

Étape 1 : Localisation des bandes de fréquences les plus impulsives

1.1 : Obtenir les spectres des échantillons de signaux de vibration en utilisant l'algorithme FFT et calculer la somme de tous les vecteurs en utilisant l'équation (3.1).

1.2 : Utiliser la mesure de l'énergie de fréquence courte pour localiser les bandes de fréquence dominante en utilisant l'équation (3.2).

Étape 2 : Générer les paramètres

2.1 : Obtenir les spectres de chaque sous-bande terminale obtenus à partir de l'analyse WPD pour les échantillons de signaux de vibration utilisant l'algorithme FFT.

2.2 : Utiliser les spectres pour générer l'ensemble de paramètre d'entraînement et de test par l'équation (3.3).

Étape 3 : sélectionner les paramètres

Reduction de paramètres à l'aide de méthode de réduction LDA, LSDA et Wrapper.

Étape 4 : Former et produire le résultat final de l'ANFIS en utilisant les paramètres sélectionnés

4.1 Former l'ANFIS sur l'ensemble des données d'apprentissage.

4.2 Produire les résultats de diagnostic du classifieur.

Étape 5 : Valider la performance de la méthode proposée

Valider la performance de la méthode proposée sur l'ensemble des données d'essai et fournir la précision de la méthode proposée

3.5 Résultats et Discussion

Dans ce travail, les données de vibration utilisées sont présentées dans le *Tableau 4*. Les données du roulement du moteur sont mesurées pour une fréquence d'échantillonnage de 12 kHz.

État des roulements	Diamètre du défaut (pouce)	Nombre d'échantillons d'apprentissage (tr /min)				Nombre d'échantillons de test (tr /min)				Classe
		1730 3 HP	1750 2 HP	1772 1 HP	1797 0 HP	1730 3 HP	1750 2 HP	1772 1 HP	1797 0 HP	
Sain	/	10	10	10	10	40	40	40	40	1
Bague intérieure	0.007	10	10	10	10	40	40	40	40	2
	0.014	10	10	10	10	40	40	40	40	3
	0.021	10	10	10	10	40	40	40	40	4
	0.028	10	10	10	10	40	40	40	40	5
La Bille	0.007	10	10	10	10	40	40	40	40	6
	0.014	10	10	10	10	40	40	40	40	7
	0.021	10	10	10	10	40	40	40	40	8
	0.028	10	10	10	10	40	40	40	40	9
Bague extérieure	0.007	10	10	10	10	40	40	40	40	10
	0.014	10	10	10	10	40	40	40	40	11
	0.021	10	10	10	10	40	40	40	40	12
		480				1920				
		2400								

Tableau 4 Description des données de vibration utilisées

L'ensemble de données contient 2400 échantillons répartis en 480 échantillons pour l'apprentissage (pour chaque classe, 10 échantillons de chaque vitesse de rotation et charge) et 1 920 échantillons pour les tests (pour chaque classe, 40 échantillons de chaque vitesse de rotation et charge). Les défauts considérés dans cette étude ont été classés en 12 classes selon

le type de défaut (sain, bague intérieure, bague extérieure, la bille des roulements) et sa gravité est prise en compte par l'utilisation d'une variété de diamètres de défaut (de 0.007 jusqu'à 0.028 pouce) pour différentes vitesses et charges (de 1730 jusqu'à 1797 tr/min).

3.5.1 Détermination des bandes de fréquences les plus impulsives

Dans cette étape, la somme des spectres d'un seul vecteur d'apprentissage pour chaque condition de fonctionnement des échantillons d'apprentissage considéré dans la classification (12 classes), sont analysés en utilisant l'algorithme FFT.

L'algorithme FFT est appliqué en utilisant la transformation définie dans l'équation (3. 1), La Figure (3-7) montre la somme des spectres d'amplitude pour différents échantillons d'apprentissage pour tous les cas de condition de roulements considérés dans l'étape de classification.

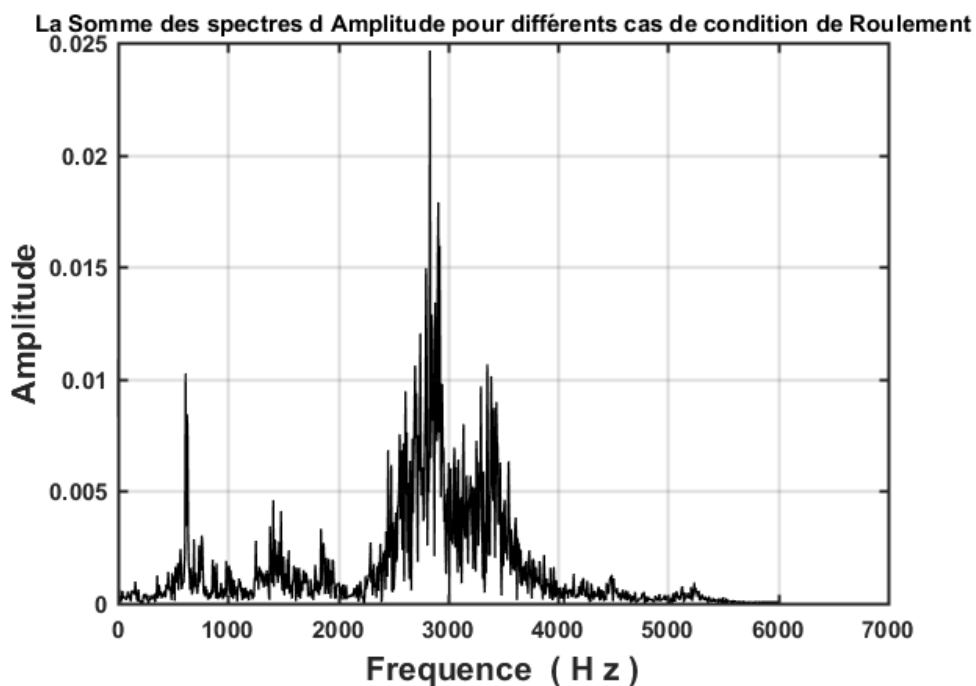


Figure 3-7 La Somme des spectres d'amplitude pour différents cas de condition de roulement

Ensuite, l'énergie de courte fréquence est calculée pour bien distinguer les bandes de fréquences dominantes et non dominantes. L'énergie de courte fréquence est calculée en utilisant la fonction de fenêtrage rectangulaire par l'équation (3. 2).

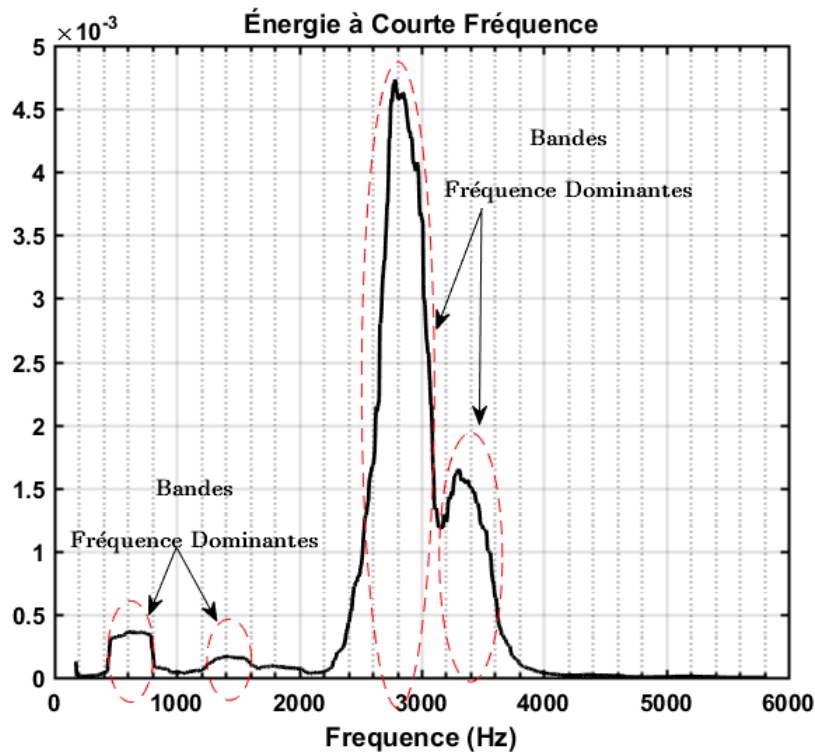


Figure 3-8 LA Somme d'énergie à courte fréquence des spectres d'amplitude

Sur la base de La Figure (3-8) les quatre bandes de fréquences dominantes pour tous les cas de conditions de roulement considérés dans la classification sont situées entre

- [440 et 850] Hz, et [1200 et 1600] Hz,
- [2500 et 3100] Hz, et [3200 et 3700] Hz, respectivement

3.5.2 Décomposition de paquets en ondelettes (WPD) intégrant l'approche FFT

WPD est une méthode d'analyse temps-fréquence, qui peut décomposer le signal de vibration du roulement en différentes bandes de fréquences, et bien extraire les paramètres de défaut et améliorer la précision du diagnostic.

Dans ce travail, un WPD à 3 niveaux avec une ondelette « Db1 » est appliqué sur le signal de vibration acquis afin de décomposer le signal de vibration temporel en différentes sous-bandes de fréquences, Une fois le signal décomposé par le WPD, l'algorithme FFT est appliqué pour donner la représentation temps-fréquence de chaque sous-bande dans le dernier niveau du signal décomposé.

Le nombre de paramètres fréquentiels dépend du nombre de bandes de fréquences impulsives et du nombre de décomposition WPD, donc

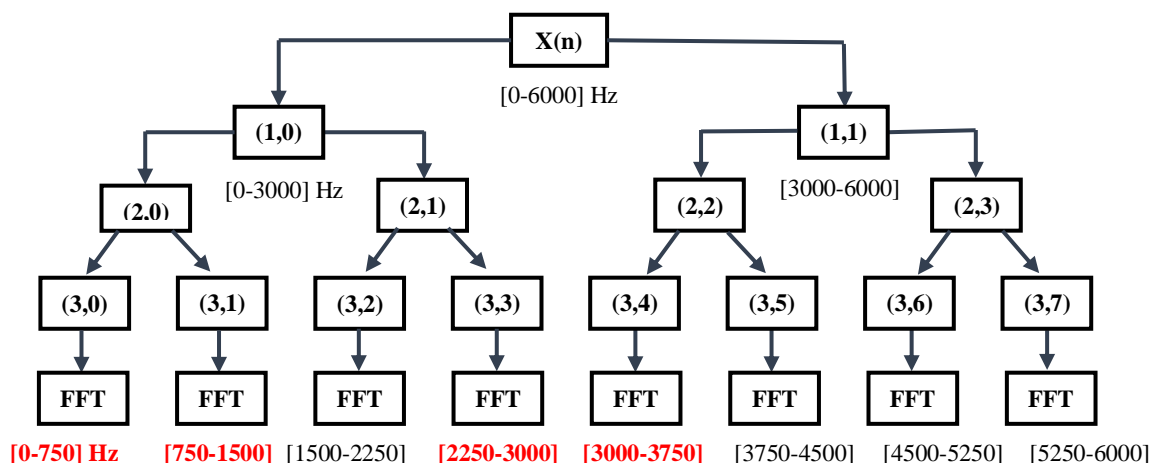


Figure 3-9 L'Arbre WPD de niveau 3

Les quatre nœuds de signal décomposé de niveau 3 par WPD (3,0), (3,1), (3,3), (3,4) ont été analysés par l'algorithme FFT pour donner une représentation temps-fréquence de chaque sous-bande. La Figure (3-11) représente la décomposition du signal de vibration à niveau 3 avec WPD intégrant FFT de signal d'un défaut de bague interne montrée sur La Figure (3-10).

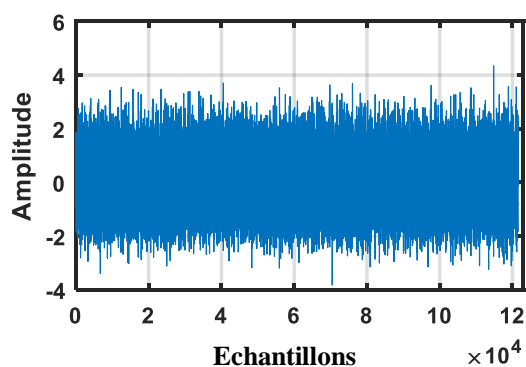


Figure 3-10 Signal vibratoire d'un Défaut de bague interne (0,028 pouce - 1779 tr/min)

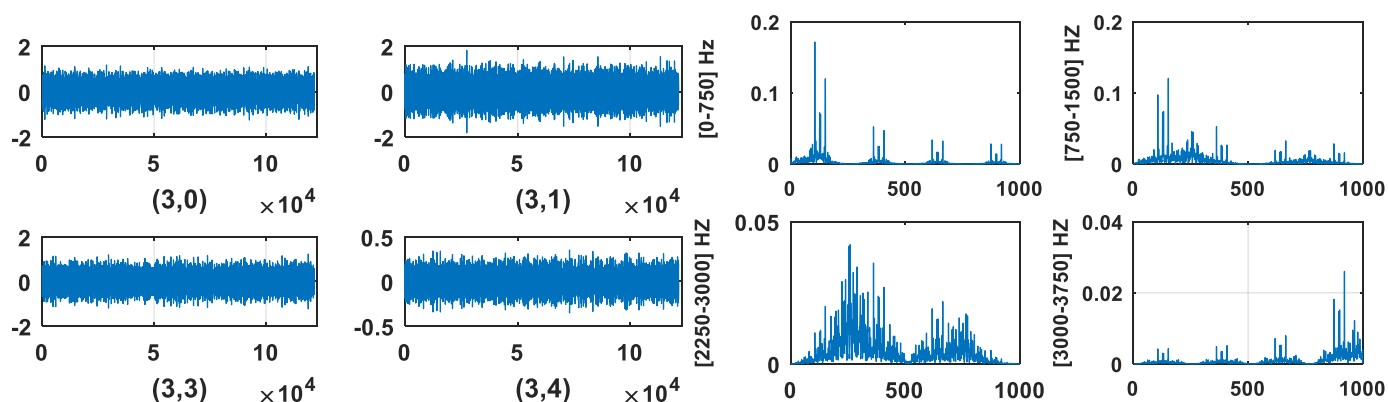


Figure 3-11 Décomposition du signal de vibration en utilisant PWD et FFT

3.5.3 Calcul des paramètres

Dans cette étape, les résultats de la détermination des bandes de fréquences dominantes et l'approche WPD ont ensuite été utilisés pour le calcul des paramètres à l'aide de l'équation (3.3).

Les quatre bandes de fréquences dominantes sont situées sur les quatre sous-bandes du WPD (3,0), (3,1), (3,3), (3,4) respectivement. Quatre paramètres fréquentiels qui peuvent être calculés à cette étape. Ces paramètres fréquentiels peuvent être calculés comme

$$PF_3 = SBDE_1 = \sum_{h_1=1}^{d_1} P_{h_1} \quad PF_4 = SBDE_2 = \sum_{h_2=1}^{d_2} P_{h_2}$$

$$PF_5 = SBDE_4 = \sum_{h_4=1}^{d_4} P_{h_4} \quad PF_6 = SBDE_5 = \sum_{h_5=1}^{d_5} P_{h_5}$$

Où P_h est l'amplitude à chaque fréquence dans le spectre de sous-bande WPD, d est le nombre de points dans le spectre de sous-bande WPD.

3.5.4 Sélection des Paramètres et classification des défauts

La procédure de diagnostic a été exécutée dans différentes conditions de fonctionnement : 12 classes avec et sans présence de bruit, 4 classes avec et sans présence de bruit.

Condition	4 Classes	12 Classes	
		Diamètre défaut (pouce)	Classe
Sain	Classe 1	/	1
Défaut Bague Intérieure	Classe 2	0.007	2
		0.014	3
		0.021	4
		0.028	5
La Bille	Classe 3	0.007	6
		0.014	7
		0.021	8
		0.028	9
Défaut Bague Extérieure	Classe 4	0.007	10
		0.014	11
		0.021	12

Tableau 5 Différentes conditions de fonctionnement

CAS 1 : 12 classes sans présence de bruit

Les performances obtenues à la fin du déroulement de procédure de diagnostic ANFIS par les trois méthode Wrapper, LDA et LSDA sont montrées dans le *Tableau 6*

Les performances du classifieur ANFIS pendant l'apprentissage sont présentées dans La *Figure (3-12)* pour les trois méthodes avec un seul paramètre d'entrée et nombre de paramètre qui donne meilleure performance, epochs le nombre d'itérations lors de la formation de ANFIS sont fixées à 100 epochs dans cette étude.

Tableau 8 montrent les matrices de confusion utilisant un paramètre d'entrée et nombre de paramètre qui donne une meilleure performance pour chaque méthode, ils représentent les erreurs de classification et les confusions entre les différentes classes, chaque ligne représente les instances d'une classe réelle et chaque colonne représente les instances d'une classe prédite estimé.

12 Classes Sans bruit							
Nbre Indicateur	Wrapper			LDA		LSDA	
	Type Indic	Perf	Erreur	Perf	Erreur	Perf	Erreur
1	(14)	75.5729	0.325115	71.3542	0.301391	67.0313	0.370893
2	(12) (14)	95.4688	0.0893166	85.5729	0.170815	91.9792	0.0892451
3	(1) (2) (6)	97.8125	0.038324	92.1875	0.09982	91.8750	0.0865739
4	(2)(6)(11)(12)	98.3854	0.0242853	94.8958	0.0605535	95.3125	0.0321856
5	(6)(8)(9)(11) (12)	98.6458	0.027536	97.9167	0.0171031	96.8750	0.025452
6	(4)(6)(8)(11) (12) (14)	98.9063	0.0231128	98.5938	0.0125259	96.9792	0.0172989
7				98.5417	0.0125053	96.5625	0.0172183

Tableau 6 Résultats de prédiction de différentes méthodes de réductions pour 12 Classes Sans bruit

Après l'apprentissage de modèle ANFIS, l'étape suivante consiste à tester ce modèle. *Tableau 6* donne et compare la performance individuelle et moyenne et l'erreur absolue moyenne pour différents nombres de paramètres en sortie (d'un seul paramètre à sept) choisis par les méthodes de reduction wrapper, LDA et LSDA parmi l'ensemble d'entré d'ANFIS, A partir de ces résultats, nous pouvons voir que chaque méthode fournit une bonne performance de classification, supérieure à 91% si le nombre de paramètre est supérieur à deux paramètres pour la méthode wrapper et LSDA et trois paramètre pour la méthode LDA et elle s'améliore en fonction de l'augmentation des paramètres d'entrés jusqu'à le nombre le plus efficace , de

plus la meilleure performance 98.9% a été obtenue par la méthode wrapper avec 6 paramètres de sortie, avec le même nombre de paramètres la méthode LDA fournit ses meilleures performances de 98.59%, alors que LSDA a fourni que 96.97% pour 6 paramètres.

Les performances du classifieur ANFIS pendant l'apprentissage sont présentées dans La *Figure (3-12)* pour chaque méthode de réduction, en utilisant un seul paramètre d'entrée et le nombre de paramètres qui fournit la meilleure performance pour chaque méthode, En examinant la figure, on constate que pour un nombre fixé de 100 époques, dans la méthode wrapper l'erreur moyen d'apprentissage est de 0.32 a été obtenue en utilisant un seul paramètre d'entrée, et diminue jusqu'à atteindre le 0,023 avec 6 paramètres d'entrées a presque un nombre de 80 époques. Même conclusions pour la méthode LDA qui a eu besoin de 6 paramètres pour marquer une évolution conséquente de ses performances d'apprentissage et atteindre une erreur moyenne de 0.012, alors que LSDA a obtenu une erreur de 0.017 avec le même nombre de paramètres.

Le *Tableau 8 7* montre les matrices de confusion, chaque ligne représente les classes prédites et chaque colonne représente les classes réelles. Ce tableau permet de voir la performance et l'erreur de classification. En analysant le tableau, la progression de classification et la diminution de l'erreur liée à l'augmentation de paramètre d'entrée jusqu'à le nombre de le plus efficace. Dans la méthode wrapper avec un seul paramètre de nombreuses erreurs de classification se sont produites entre la classe 7 et 3-6-8, entre 5 et 12 par grand nombre d'échantillon 133 et entre la classe 10 et 4-12, il existe une confusion entre les classes. Donc, la procédure a besoin de plus de paramètres pour résoudre ce problème. En utilisant 6 paramètres, il y a une confusion entre 8 et 3 par 7 échantillons, avec 6 par 3 échantillons et avec 7 par 2 échantillons, une erreur de 3 échantillons dans la classe 11 et la classe 3, même conclusion pour les deux autres méthodes.

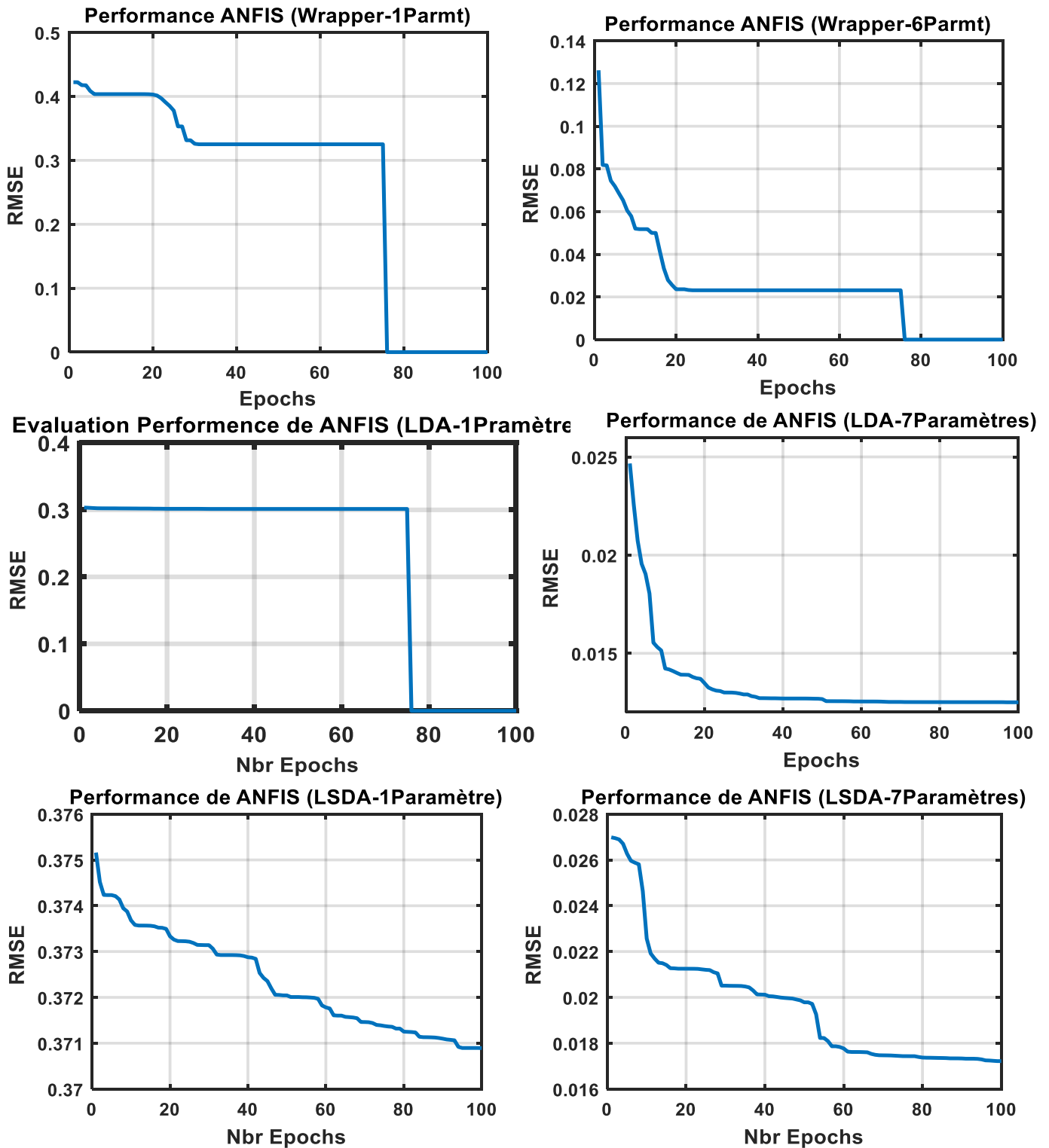


Figure 3-12 Performance d'apprentissage ANFIS de différentes méthodes de réduction pour 12 Classes Sans bruit

		12 Classes LDA Sans Bruit (1 Paramètres)												12 Classes LDA Sans Bruit (6 Paramètres)											
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Classe réelle	1	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	2	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	3	0	0	44	0	0	5	70	41	0	0	0	0	0	159	0	0	0	1	0	0	0	0	0	
	4	0	0	0	142	0	0	0	0	0	18	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	
	5	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	
	6	0	0	14	0	0	67	1	72	0	0	6	0	0	0	0	0	158	1	1	0	0	0	0	
	7	2	0	44	0	0	1	82	30	0	0	1	0	0	7	0	0	0	149	4	0	0	0	0	
	8	1	0	20	0	0	30	6	72	0	0	31	0	0	0	0	0	2	11	147	0	0	0	0	
	9	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	
	10	0	0	0	3	0	0	0	0	0	109	0	48	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0
	11	0	0	0	0	0	1	0	21	0	0	138	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	159	0	
	12	0	0	0	16	0	0	0	0	0	68	0	76	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	
		12 Classes LSDA Sans Bruit (1 Paramètres)												12 Classes LSDA Sans Bruit (6 Paramètres)											
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Classe réelle	1	159	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	2	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	3	0	0	63	0	0	23	13	21	0	0	40	0	0	152	0	0	0	7	0	0	0	0	1	
	4	0	0	0	130	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	
	5	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	
	6	0	0	0	0	0	112	45	3	0	0	0	0	0	0	0	0	159	1	0	0	0	0	0	
	7	2	0	20	0	0	53	56	26	0	0	0	0	0	19	0	0	0	136	0	0	0	0	0	
	8	0	1	48	0	0	42	11	42	0	0	16	0	0	1	1	0	1	11	134	0	0	12	0	
	9	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	
	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	91	0	69	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0
	11	0	0	62	0	0	0	0	2	0	0	96	0	0	0	1	0	0	0	1	5	0	153	0	
	12	0	0	0	44	0	0	0	0	0	58	0	58	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	
		12 Classes Wrapper Avec Bruit (1 Paramètre)												12 Classes Wrapper Sans Bruit (6 Paramètres)											
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Classe réelle	1	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	2	0	141	0	19	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	3	0	0	156	0	0	1	3	0	0	0	0	0	0	157	0	0	0	2	1	0	0	0	0	
	4	0	0	0	109	0	0	0	0	0	2	0	49	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	
	5	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	
	6	0	0	65	0	0	78	17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	
	7	2	1	49	0	0	20	36	31	0	0	21	0	0	0	1	0	0	0	158	1	0	0	0	
	8	0	1	5	0	0	6	53	95	0	0	0	0	0	0	7	0	0	3	2	147	0	0	1	
	9	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	
	10	0	0	0	11	0	0	0	0	0	150	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0
	11	0	0	0	0	0	0	2	46	0	0	112	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	157	0	
	12	0	0	0	21	0	0	0	0	0	81	0	58	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	

Tableau 8 Matrices de confusion de la méthode proposée pour 12 Classes Sans bruit

CAS 2 : 12 Classes Avec la présence de bruit (Influence du bruit)

Nous allons maintenant étudier les performances de la procédure proposée en présence de bruit, il est nécessaire d'introduire ce paramètre afin de se rapprocher le plus possible des conditions réelles et pratiques. Il est possible de modéliser le bruit théoriquement par une fonction aléatoire. Cette dernière peut d'ailleurs être générée par Matlab appelée Bruit blanc Gaussien avec la fonction (awgn). Le signal résultant, ou bruité, sera la somme du signal du modèle plus le signal bruit, Pour quantifier le niveau de bruit dans le signal en utiliser un rapport de signal et du bruit appelé SNR exprimé en Décibels, dans cette étude SNR=10.

Avec bruit 12 Classes							
Nbre Indicateur	Wrapper			LDA		LSDA	
	Type Indic	Perf	Erreur	Perf	Erreur	Perf	Erreur
1	(1)	73.6979	0.28201	62.7604	0.301391	61.6667	0.370893
2	(12) (14)	92.0833	0.0893166	54.2188	0.170815	88.6458	0.0892451
3	(1) (4) (15)	95.1042	0.0352515	59.0625	0.09982	83.3854	0.0865739
4	(1)(2)(8)(15)	96.8750	0.0205529	62.7604	0.0605535	83.1771	0.0321856
5	(1)(2)(7)(8) (15)	96.8229	0.0212472	70.2604	0.0171031	86.5104	0.025452
6	(5)(8)(10)(12) (14) (15)	97.4479	0.0168816	65.8333	0.0125259	89.0625	0.0172989
7				66.6146	0.0125053	87.2917	0.0172183

Tableau 9 Résultats de prédiction de différentes méthodes de réductions pour 12 Classes Avec bruit

Le *Tableau 9* donne la performance de classification et l'erreur absolue moyenne pour différents nombres de paramètres en sortie (d'un seul paramètre à sept) choisis par les méthodes de réduction wrapper, LDA et LSDA parmi l'ensemble d'entrée d'ANFIS en présence de bruit, un taux de bonne classification a été obtenu de 96.87% avec 4 paramètre par la méthode wrapper, alors que la méthode LSDA a besoin de 6 paramètres d'entrés pour atteindre leur performance maximale de 89.06%, LDA a enregistré une chute de taux de classification de 70.26% avec 5 paramètres d'entrés. Ces résultats médiocres par rapport aux premières applications sans présence de bruit sont essentiellement dus au fait que Le bruit étant un effet de masque, il réduit Considérablement la sensibilité des méthodes de diagnostic (Le signal utile est donc complètement noyé). On peut constater par ailleurs que l'influence du bruit sur les méthodes LDA et LSDA plus remarquable que sur la méthode wrapper.

Les performances du classifieur ANFIS pendant l'apprentissage sont présentées dans La *Figure (3-13)* pour chaque méthode de réduction en présence de bruit, en utilisant un seul paramètre d'entrée et le nombre de paramètre qui fournit la meilleure performance pour chaque méthode, la méthode LDA pour un 80 époques elle a améliorée leur performance d'apprentissage par la diminution de l'erreur moyen de 0.301 avec un seul paramètre a 0.017 avec 5 paramètres d'entrés, même chose pour LSDA de commencer par un erreur 0.37 avec un seul paramètre sauf qu'elle a besoin plus de 100 époque pour améliorer sa performance et atteindre meilleur performance d'un erreur 0.017 avec 6 paramètres d'entrés et un époque de 60 .

Le *Tableau 10* montre les matrices de confusion et L'erreur de classification entre les classes, En analysant le tableau on remarque que les résultats de confusion entre les classes sont presque identiques de l'étude sans bruit avec une augmentation des échantillons confus entre les classes dus à l'influence de bruit.

A travers cette étude, Le bruit étant un effet considérable sur la performance de l'approche de diagnostic, donc il est nécessaire en pratique d'enlever le bruit du signal mesuré pour améliorer la précision de diagnostic, cette opération s'appelle débruitage. Il peut s'effectuer par simple filtrage passe-bande, à titre d'exemple la décomposition de paquets en ondelettes (WPD) utilisé dans cette approche de diagnostic.

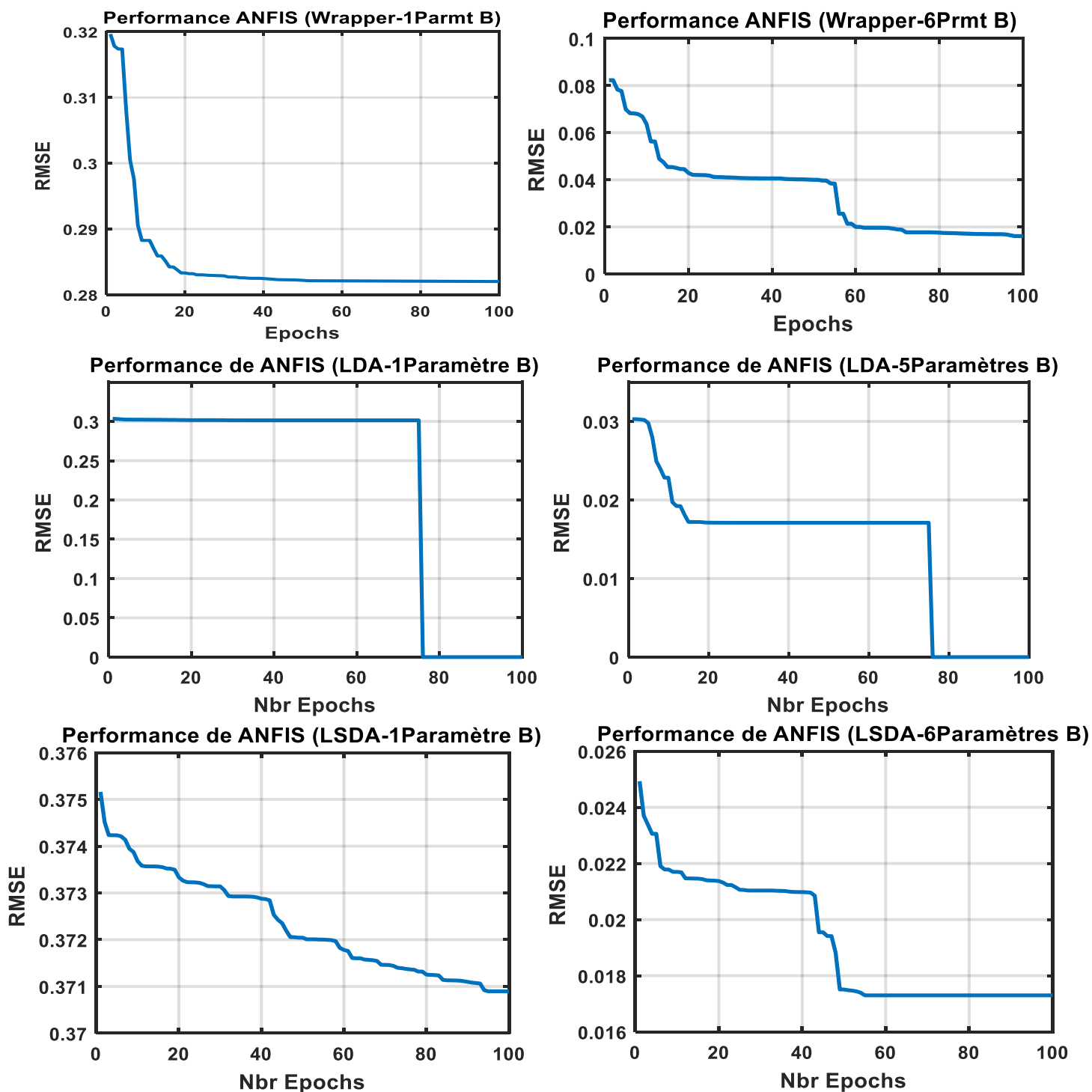


Figure 3-13 Performance d'apprentissage ANFIS de différentes méthodes de réduction pour 12 Classes Avec bruit

Chapitre 3. Techniques de Diagnostic Proposées

		12 Classes LDA Avec Bruit (1 Paramètres)											12 Classes LDA Avec Bruit (5 Paramètres)												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Classe réelle	1	127	0	0	0	0	0	33	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	2	0	159	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	3	0	0	32	0	0	2	112	14	0	0	0	0	0	0	148	0	0	0	12	0	0	0	0	0
	4	0	0	0	109	0	0	0	0	0	49	0	0	0	0	0	107	0	0	0	0	0	0	0	53
	5	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0
	6	0	0	27	0	0	43	2	86	0	0	2	0	0	0	0	0	103	57	0	0	0	0	0	0
	7	1	1	45	0	0	3	82	28	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0	147	6	0	0	0	0
	8	0	1	26	0	0	43	6	71	0	0	13	0	0	0	0	0	0	1	54	38	0	0	67	0
	9	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	153	0	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0
	10	0	0	0	3	0	0	0	0	0	38	0	122	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	159
	11	0	0	0	0	0	4	0	20	0	0	136	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	158	0	
	12	0	0	0	14	0	0	0	0	0	58	0	88	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160
		12 Classes LSDA Avec Bruit (1 Paramètres)											12 Classes LSDA Avec Bruit (6 Paramètres)												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Classe réelle	1	152	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	2	0	139	0	21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	3	0	0	21	0	0	44	50	39	0	0	6	0	0	0	143	0	0	0	17	0	0	0	0	
	4	0	0	0	92	0	0	0	0	0	28	0	40	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	
	5	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	
	6	0	0	0	0	0	109	51	0	0	0	0	0	0	0	0	0	159	1	0	0	0	0	0	
	7	7	0	10	1	0	68	60	12	0	0	2	0	0	0	11	0	0	0	140	9	0	0	0	
	8	1	1	23	0	0	45	30	52	0	0	8	0	0	0	0	0	0	12	134	0	0	13	1	
	9	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	154	0	0	0	
	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	159	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	27	0	133	
	11	0	0	102	0	0	1	0	16	0	0	41	0	0	0	1	0	0	1	5	0	0	153	0	
	12	0	0	0	17	0	0	0	0	0	104	0	39	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	
		12 Classes Wrapper Avec Bruit (1 Paramètre)											12 Classes Wrapper Avec Bruit (6 Paramètres)												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Classe réelle	1	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	2	0	141	1	0	19	0	0	0	0	0	0	0	0	159	0	0	0	0	0	0	0	0	1	
	3	0	0	156	0	0	1	3	0	0	0	0	0	0	0	157	0	0	0	3	0	0	0	0	
	4	0	0	0	109	0	0	0	0	0	0	0	49	0	0	0	159	0	0	0	0	0	0	1	
	5	0	0	0	0	160	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	
	6	0	0	65	0	0	78	17	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	154	0	0	0	0	0	
	7	2	1	49	0	0	20	36	31	0	0	21	0	1	0	1	0	0	0	157	1	0	0	0	
	8	0	1	5	0	0	6	53	95	0	0	0	0	0	0	7	0	0	5	11	137	0	0	1	
	9	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	0	
	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	150	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	158	0	2	
	11	0	0	0	0	0	0	2	46	0	0	112	0	0	0	0	0	1	4	0	4	0	151	0	
	12	0	0	0	21	0	0	0	0	0	81	0	58	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	159	

Tableau 10 Matrices de confusion de la méthode proposée pour 12 Classes Avec bruit

CAS 3 : 4 Classes Sans Bruit

Sans bruit 4 Classes							
Nbre Indicateur	Wrapper			LDA		LSDA	
	Type Indic	Perf	Erreur	Perf	Erreur	Perf	Erreur
1	(15)	73.5417	0.336777	59.3750	0.466814	48.2813	0.582178
2	(6) (15)	93.4375	0.0879298	88.2292	0.18876	66.2500	0.42797
3	(6) (9) (15)	95.3125	0.0575034	96.2500	0.0416915	76.5625	0.312666
4	(2)(3)(6)(15)	96.1458	0.0302426			78.2292	0.290616
5	(2)(5)(6)(13) (15)	96.0417	0.0303133			88.0208	0.194705
6	(2)(3)(4)(6) (9) (15)	96.0417	0.0389439			92.3438	0.110231
7						95	0.0721928

Tableau 11 Résultats de prédiction de différentes méthodes de réductions pour 4 Classes Sans bruit

D'après *Tableau 11* nous pouvons voir que la méthode de wrapper nous a fourni une performance de 96.04% avec 6 paramètres, le LSDA nous a donné une performance de 95% mais avec 7 parametre.et à la fin le LDA nous a donné un pourcentage de 96.25%avec Just 3 paramètre (très rapide). On peut conclure que la meilleure méthode c'est le LDA avec 3 paramètres et nous pouvons remarquer aussi que la performance s'améliore en fonction de l'augmentation des paramètres d'entrés jusqu'à le nombre le plus efficace.

En examinant La *Figure (3-14)*, on constate que l'erreur moyen d'apprentissage pour la méthode de LSDA avec un seul paramètre d'entrée est de 0.58 pour presque 77 epochs et elle diminue jusqu'à 0.07 pour 100 epochs, même conclusion pour la méthode Wrapper qui a eu besoin de 6 paramètres pour marquer une évolution conséquente de ses performances d'apprentissage et atteindre une erreur moyenne de 0.038. Alors que LDA obtenu une erreur de 0.041 pour 3 paramètres.

En analysant le *Tableau 12*, la progression de classification et la diminution de l'erreur liée à l'augmentation de paramètre d'entrée, Pour la méthode LDA avec un seul paramètre il y a une confusion entre la classe 2 et la classe 3 avec 184 échantillons et la classe 4 avec 163 échantillons. Mais En utilisant 3 paramètres la confusion diminue jusqu'à 8 échantillons avec les classes 3 et 6 échantillons pour la classe 4. Même conclusion pour les deux autres méthodes.

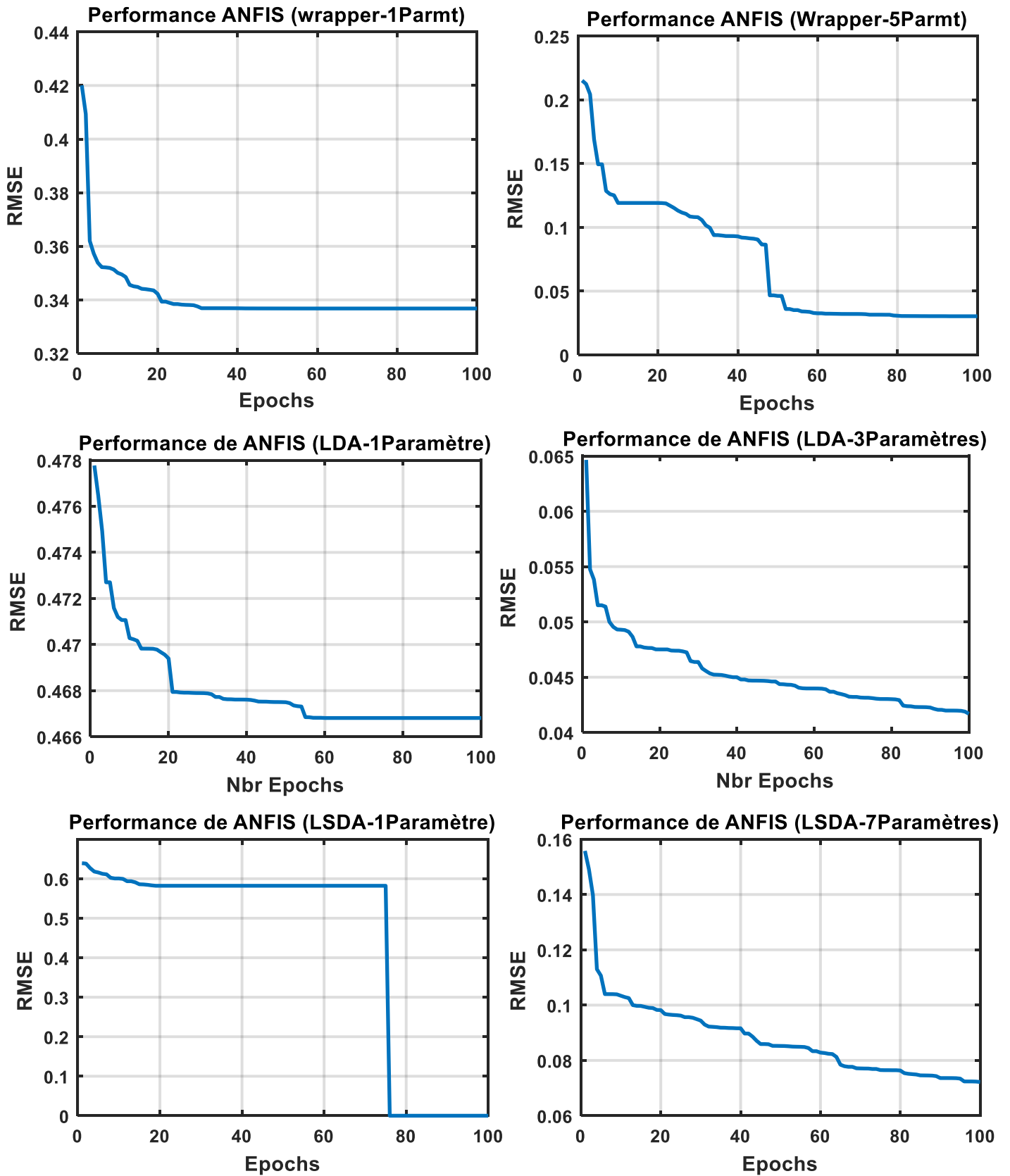


Figure 3-14 Performance d'apprentissage ANFIS de différentes méthodes de réduction pour 4 Classes Sans bruit

		4 Classes Wrapper Sans Bruit (1 Paramètres)			
		1	2	3	4
	1	160	0	0	0
	2	0	426	133	81
	3	0	134	454	52
	4	0	12	96	372
		4 Classes LDA Sans Bruit (1 Paramètres)			
		1	2	3	4
	1	160	0	0	0
	2	0	293	184	163
	3	0	275	310	55
	4	0	76	27	377
		4 Classes LSDA Sans Bruit (1 Paramètres)			
		1	2	3	4
	1	117	0	43	0
	2	0	0	633	7
	3	1	0	639	0
	4	0	91	218	171

		4 Classes Wrapper Sans Bruit (4 Paramètres)			
		1	2	3	4
	1	160	0	0	0
	2	0	623	8	
	3	0	15	624	0
	4	0	22	19	439
		4 Classes LDA Sans Bruit (3 Paramètres)			
		1	2	3	4
	1	160	0	0	0
	2	0	626	8	6
	3	0	28	602	10
	4	0	9	11	460
		4 Classes LDA Sans Bruit (3 Paramètres)			
		1	2	3	4
	1	160	0	0	0
	2	0	626	8	6
	3	0	28	602	10
	4	0	9	11	460

Tableau 12 Matrices de confusion de la méthode proposée pour 4 Classes Sans bruit

Ces résultats médiocres par rapport aux premières applications de 12 classes sont essentiellement dus au fait que dans chaque classe, plusieurs vitesses de rotations ont été regroupées provoquant une augmentation de la variance des paramètres.

Cas 4 : 4Classes Avec présence de Bruit

Avec bruit 4 Classes							
Nbre Indicateur	Wrapper			LDA		LSDA	
	Type Indic	Perf	Erreur	Perf	Erreur	Perf	Erreur
1	(15)	73.3854	0.336777	52.6042	0.471057	40.7292	0.582178
2	(5) (15)	91.5104	0.119619	68.8021	0.18876	65.8333	0.42797
3	(2) (5) (15)	93.5938	0.0746138	76.0417	0.0416915	80.5729	0.312666
4	(9)(10)(11)(15)	94.0104	0.0854558			76.3021	0.290616
5	(2)(10)(11)(12) (15)	94.4271	0.0615988			64.8438	0.194705
6	(1)(2)(7)(9) (11) (15)	95.6250	0.0402326			84.0104	0.110231
7						86.4063	0.0721928

Tableau 13 Résultats de prédiction de différentes méthodes de réductions pour 4 Classes Avec bruit

D'après *Tableau 13* nous pouvons voir que le meilleur taux de performance a été obtenu par la méthode de Wrapper et nous pouvons remarquer aussi que les méthodes LDA et LSDA ont enregistré une chute remarquable et les performances obtenues sont inférieures à 90%. Donc on peut constater que l'influence du bruit sur les méthodes LDA et LSDA est plus remarquable que sur la méthode wrapper.

La Figure (3-15) nous montre les performances du classifieur ANFIS pendant l'apprentissage pour chaque méthode de réduction en présence de bruit, nous pouvons voir que le nombre de paramètres qui fournit la meilleure performance pour chaque méthode est comme celle-ci : pour la méthode de wrapper l'erreur moyenne est diminuée de 0.33 avec un seul paramètre vers 0.04 avec 6 paramètres pour 95 époques, même chose pour LSDA qui commence par une erreur 0.58 avec un seul paramètre sauf qu'elle a besoin plus de 78 époques pour améliorer sa performance et atteindre la meilleure performance d'une erreur 0.072 avec 7 paramètres d'entrées et un nombre d'époques de 80. Le LDA commence avec une erreur de 0.47 et un nombre d'époques de 50 avec 1 paramètre mais cette erreur diminue jusqu'à 0.041 avec 3 paramètres.

En analysant le *Tableau 14* on remarque que les résultats de confusion entre les classes sont presque identiques de l'étude sans bruit avec une augmentation des échantillons confus entre les classes dus à l'influence de bruit. Nous pouvons conclure donc que le bruit est un effet considérable sur la performance de l'approche de diagnostic.

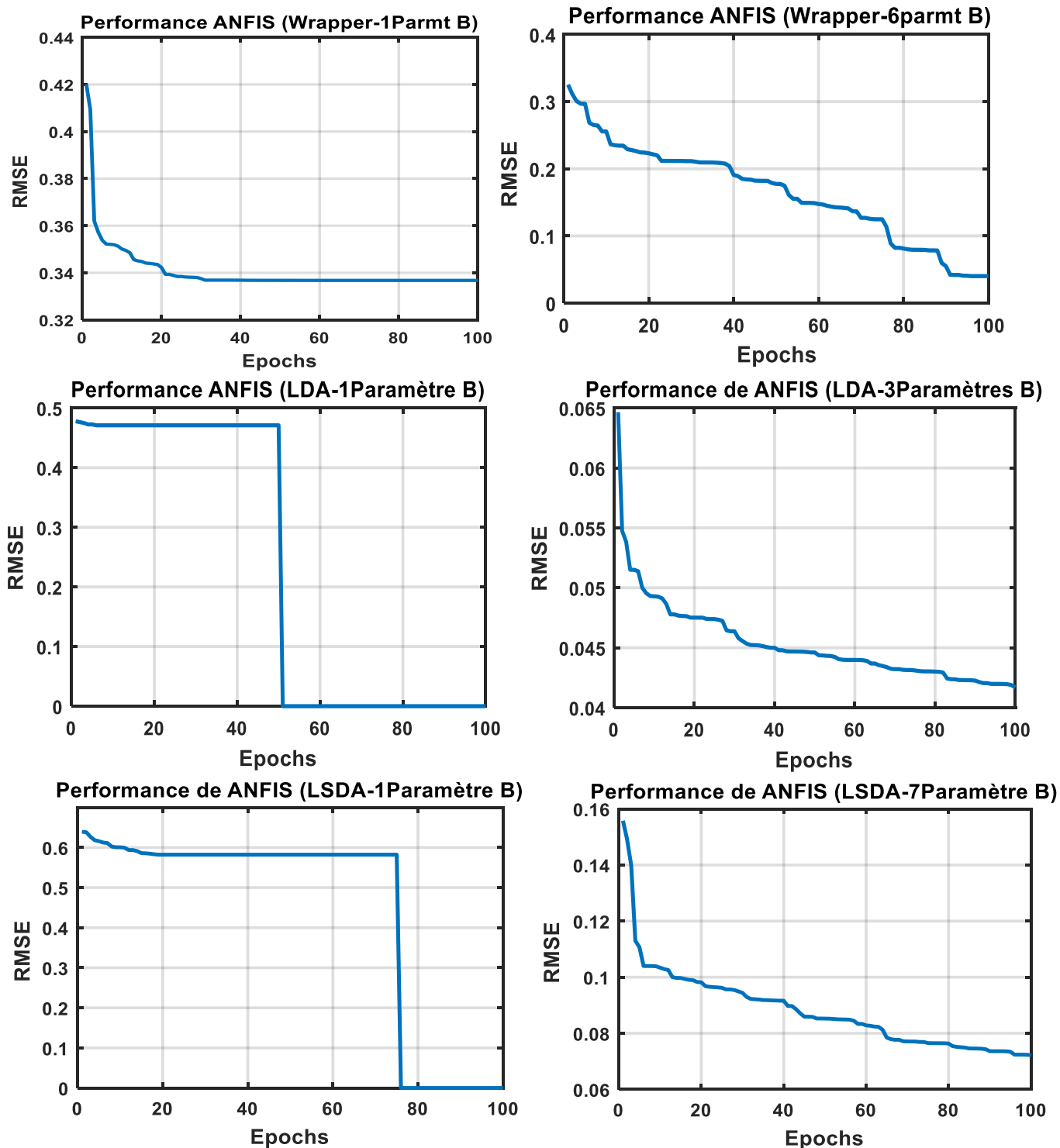


Figure 3-15 Performance d'apprentissage ANFIS de différentes méthodes de réduction pour 4 Classes Avec bruit

		4 Classes Wrapper Avec Bruit (1 Paramètres)			
		1	2	3	4
	1	160	0	0	0
	2	0	317	71	252
	3	0	363	171	106
	4	0	151	18	311
		4 Classes LDA Avec Bruit (1 Paramètres)			
		1	2	3	4
	1	160	0	0	0
	2	0	317	71	252
	3	0	363	171	106
	4	0	151	18	311
		4 Classes LSDA Avec Bruit (1 Paramètres)			
		1	2	3	4
	1	88	0	72	0
	2	0	8	583	49
	3	4	0	636	0
	4	0	248	182	50

		4 Classes Wrapper Avec Bruit (3 Paramètres)			
		1	2	3	4
	1	160	0	0	0
	2	0	317	71	252
	3	0	363	171	106
	4	0	151	18	311
		4 Classes LDA Avec Bruit (3 Paramètres)			
		1	2	3	4
	1	160	0	0	0
	2	0	317	71	252
	3	0	363	171	106
	4	0	151	18	311
		4 Classes LSDA Avec Bruit (7 Paramètres)			
		1	2	3	4
	1	88	0	72	0
	2	0	8	583	49
	3	4	0	636	0
	4	0	248	182	50

Tableau 14 Matrices de confusion de la méthode proposée pour 4 Classes Avec bruit

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté la procédure utilisée dans cette étude basée sur la technique d'extraction de paramètres utilisant la sélection des bandes de fréquences les plus impulsives, et décomposés les signaux de vibration des machines mesurés en différentes sous-bandes de fréquences en utilisant la technique WPD de décomposition en paquets d'ondelettes discrètes intégrant l'approche FFT, et d'évaluer les performances de la méthode proposée par le classifieur ANFIS utilisant différent méthode de réduction Wrapper, LDA et LSDA et avec divers conditions de roulements sains et défectueux sous différents niveaux de charge, de gravité des défauts et de vitesse de rotation.

Dans la deuxième partie de ce chapitre, à partir de la base de données de vibration des roulements de CWRU et par l'application de l'approche proposée dans plusieurs conditions de fonctionnement (4/12 classes et avec/sans présence de bruit).

Les résultats obtenus ont démontré l'efficacité de cette approche en termes performance de classification par un meilleur taux de 98.9% fournit par la méthode Wrapper qui intègre l'Algorithme ANFIS dans le processus de sélection, LDA avec 98.59% et LSDA 96.97%.

Selon les résultats obtenus, la méthode Wrapper est moins sensible au bruit (donne des bons résultats en présence de bruit) que la méthode LDA et LSDA.

La méthode de wrapper de rétroaction qui intègre l'algorithme ANFIS dans le processus de sélection des fonctionnalités est très coûteuse en temps de calcul, contrairement à la méthode LDA et LSDA.

Bibliographie

- Abderrazek, D. (2008). *Article de doctorat APPLICATION DE LA TRANSFORMEE PAR ONDELETTES A L'ETUDE ET L'ANALYSE VIBRATOIRE DES SYSTEMES MECANIQUES*. Annaba: Université Badji Mokhtar.
- AbdulkadirSengur. (2008). *An expert system based on linear discriminant analysis and adaptive neuro-fuzzy inference system to diagnosis heart valve diseases*. Expert Systems with Applications.
- AFNOR, Association Française de Normalisation ((NF EN 13306 Maintenance conditionnelle 2001/).
- AFNOR, Association Française de Normalisation ((NF EN 13306 X 60-319) 2011).
- Anupam Das, J. (2010). *Process control strategies for a steel making furnace using ANN with bayesian regularization and ANFIS*. Expert Systems with Applications.
- asbl, I. w. (s.d.). *La thermographie infrarouge en maintenance prédictive*. Ministère de la Région wallonne.
- Badaoui, M. E. (1999). *Article de Doctorat Contribution au Diagnostic Vibratoire des Réducteurs Complexes à Engrenages par l'Analyse Cepstrale*. Université Jean Monnet.
- Bearings, N. B.-M. (s.d.). *Analyse des Défaillances, Dommages par Type* . Récupéré sur NSK EUROPE: <http://www.nsk-literature.com/en/new-bearing-doctor-maintenance/>
- Breneur, C. (2002). *Éléments de maintenance préventive de machines tournantes dans le cas de défauts combinés d'engrenages et de roulements*. Thèse de Doctorat, INSA-Lyon.
- C. Deng, H. X. (2007). *Locality sensitive discriminant analysis, International Joint Conference on Artificial* .
- Chao Yao, Z. L. (2014). *Article A subset method for improving Linear Discriminant Analysis* . University Xian, China.
- Chimentin, X. (2007). *Localisation et quantification des sources vibratoires dans le cadre d'une maintenance préventive conditionnelle en vue de habiliser le diagnostic et le suivi de l'endommagement des composants mécaniques tournants : application aux*

- rouleroulements à billes*. Thèse de Doctorat, L'Université de Reims Champagne Ardenne.
- DEBIOLLES, A. (2007). *Thèse de doctorat Diagnostic de systèmes complexes à base de modèle interne, reconnaissance des formes et fusion d'informations. Application au diagnostic des Circuits de Voie ferroviaires*.
- Enzo C. C. Lau and H. W. Ngan, S. M. (2010). *Article Detection of Motor Bearing Outer Raceway Defect by Wavelet Packet Transformed Motor Current Signature Analysis*. IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT.
- Esposito, A. M. (2000). *Approximation of continuous and discontinuous mappings by a growing neural RBF-based algorithm*. Neural Networks.
- Feki, N. (2012). *Thèse doctorat Modélisation électro-mécanique de transmissions par engrenages : Applications à la détection et au suivi des avaries*. Lyon: L'institut national des sciences appliquées.
- G.H. John, R. K. (1994). *Irrelevant features and the subset selection problem*. Dans *MACHINE LEARNING : PROCEEDINGS OF THE ELEVENTH INTERNATIONAL*. Morgan Kaufmann.
- Guay, M. M. (2013). *Roulements - les différents types et montages*. Techniques de l'ingénieur.
- He, X., Cai, D., & Han, J. (2007). *Learning a Maximum Margin Subspace for Image Retrieval*. IEEE.
- Héng, J. (2002). *Pratique de la Maintenance Préventive*. Dunod, Paris,.
- Héng, J. (2017). *PRATIQUE DE LA MAINTENANCE PRÉVENTIVE*. Malakoff : Dunod 4^{édition} .
- Issam Attoui, N. N. (2017). *Article A new time–frequency method for identification and classification of ball bearing faults*. Cheraga, Algeria: Research Center in Industrial Technologies CRTI.
- J. RHAZI, S. N. (s.d.). *APTITUDE DE LA THERMOGRAPHIE INFRAROUGE À DÉTECTER LES FISSURES ET NIDS D'ABIELLE DANS LE BÉTON* . Québec: Université de Sherbrooke .

- Jalil, M., Butt, F. A., & Malik, A. (2013). *Short-time energy, magnitude, zero crossing rate and autocorrelation measurement for discriminating voiced and unvoiced segments of speech signals*. IEEE.
- James Cooley, J. T. (s.d.). *algorithme permettant une transformée de Fourier rapide, fréquemment nommée FFT (Fast Fourier Transform)*.
- Jang, J.-S. R. (1993). *Article ANFIS: adaptive network based fuzzy inference system*. IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS.
- John, R. K. (Décembre 1997). *Wrappers for feature subset selection*. Artif. Intell.
- KERROUMI, S. (2016). *Thèse de doctorat Extraction des paramètres et classification dynamique dans le cadre de la détection et du*. UNIVERSITÉ DE REIMS CHAMPAGNE-ARDENNE.
- KHELF, I. (2014). *Thèse de doctorat DIAGNOSTIC DES MACHINES TOURNANTES PAR LES TECHNIQUES DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE*. ANNABA: UNIVERSITE BADJ MOKHTAR .
- Leo H. Chiang, E. L. (2001). *Fault detection and diagnosis in industrial systems*. New York : Springer-Verlag.
- Migeon, C. (2011). *Thèse Émission acoustique et analyse vibratoire pour l'étude des défauts de roulements pour différents régimes moteurs*.
- Morel, J. (1992). *Vibrations des machines et diagnostic de leur état mécanique*. Paris: Eyrolles.
- MOREL, J. (s.d.). *Surveillance vibratoire et maintenance prédictive*. Récupéré sur Techniques de l'Ingénieur.
- R. A. FISHER, S. F. (1936). *Article THE USE OF MULTIPLE MEASUREMENTS IN TAXONOMIC PROBLEMS* .
- R. CHAIB, S. M. (2004). *Article Surveillance des roulements par analyse vibratoire*. Algérie.
- R.B.RANDALL, J. S. (2001). *Article The relationship between spectral correlation and envelope analysis in the diagnostics of bearing faults and other cyclostationary machine signals*. Mechanical Systems and Signal Processing.
- Randall, R. B. (2011). *Vibration-based Condition Monitoring*. United Kingdom: John Wiley & Sons, Ltd.

- RAO, C. R. (1948). *Article The Utilization of Multiple Measurements in Problems of Biological Classification*. University Museum of Archaeology and Ethnology, Cambridge.
- Rivest, A. B. (1992). *Training a 3-node neural network is np-complete*. Neural Networks.
- S.Abbasion, A. A. (2007). *Article Rolling element bearings multi-fault classification based on the wavelet denoising and support vector machine*. Iran: Mechanical Systems and Signal Processing.
- Scheffer, P. G. (2004). *Practical Machinery Vibration Analysis and Predictive Maintenance*. Steve Mackay.
- VERRON, S. (2007). *Thèse de doctorat Diagnostic et surveillance des processus complexes par réseaux bayésiens*. UNIVERSITIE D'ANGERS.
- Zhixiong Li, X. Y. (2011). *Article Virtual prototype and experimental research on gear multi-fault diagnosis using wavelet-autoregressive model and principal component analysis method*. ScienceDirect.
- Zwingelstein, G. (2002). *Diagnostic des d'effaillances*. Hermès Science Publications.