REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA



Faculté de **T**echnologie

Mémoire de fin d'études de Master

Filière : Electromécanique
Spécialité : Mécatronique

Suivi des défauts de roulement par des techniques de l'intelligence artificielle

---

Présenté par

Ben Kortbi Fatma Zohra

Proposé et Dirigé par

Promotrice : **Dr. Abbadi Amel**

Co-promoteur : **Dr. Boumahdi Mouloud**

Promotion juin 2019

Remerciements

Je tiens à exprimer ma sincère gratitude envers mes encadreurs : Dr. ABBADI Amel et Dr. BOUMAHDI Mouloud, pour leurs constantes disponibilités, leurs précieux conseils, et leurs patiences pendant toute la durée de ce travail.

Je tiens également à exprimer ma reconnaissance au Dr. ZIRARI Mounir, qui m'a fait honneur d'être président de jury.

Je tiens à remercier vivement l'ensemble des membres du jury pour avoir bien voulu me faire l'honneur d'évaluer mon travail.

Enfin, je tiens aussi à remercier tous ceux qui m'ont soutenu et m'ont aidé à réaliser ce travail, en particulier ma famille et mes amies.

ملخص

عادة ما يؤدي ظهور خلل في النظام الميكانيكي إلى تغيير سلوك ه الاهتزازي في النطاق الزمني والطيفي. في هذا السياق ، يعتبر نهج التحليل الاهتزازي أداة قوية تساهم بفعالية في اكتشاف وتحديد العيوب في المكونات الميكانيكية أو الكهربائية.

في هذه الدراسة ، اقترحنا نهجا يعتمد على استخدام تحليل الاهتزاز ونهج الشبكات العصبية لمراقبة تطور حالة المدحرجات.

كشفت نتائج هذه الدراسة أن نهج الشبكة العصبية هو أداة ضرورية ومكملة لنهج تحليل الاهتزاز.

الكلمات المفتاحية: المدحرجات ، الاهتزاز ، العيوب ، الشبكات العصبية ، المنطق الغامض.

RESUME

La naissance d'un défaut dans un système mécanique se traduit le plus souvent par un changement de comportement vibratoire dans les domaines temporel et spectral. Dans ce contexte, l'approche analyse vibratoire est un outil puissant qui contribue efficacement à la détection et à l'identification des défauts des composants mécaniques ou électriques.

Dans cette étude, nous avons utilisé une approche qui s'appuie sur l'utilisation de l'analyse des vibrations et l'approche des réseaux de neurones pour suivre l'évolution de l'état des roulements en fonctionnement.

Les résultats de cette étude ont révélé que l'approche des réseaux de neurones est un outil nécessaire et complémentaire à l'approche analyse des vibrations.

Mots clés : Roulement, vibration, défauts, réseaux de neurones, logique floue.

ABSTRACT

The birth of a defect in a mechanical system is most often reflected by a change in vibratory behaviour in the temporal and spectral domains. In this context, the vibratory analysis approach is a powerful tool that contributes effectively to the detection and identification of defects of mechanical or electrical components.

In this study, we proposed an approach that relies on the use of vibration analysis and the approach of neural networks to monitor the evolution of the state of rolling bearings in operation.

The results of this study revealed that the neural network approach is a necessary and a complementary tool to the vibration analysis approach.

Key words: Bearing, vibration, defects, neural networks, fuzzy logic.

Table des matières

Introduction générale.....1

Chapitre I : Etude générale sur les roulements à billes..... 2

I.1. Introduction.....2

I.2. L'architecture d'un roulement à bille.....3

I.3. Les défauts des roulements.....4

I.3.1. Les type des défauts de roulements :..... 4

I.3.2. Les causes principales de défaut des roulements..... 7

I.4. La stratégie de la maintenance.....8

I.4.1. La définition de la maintenance..... 8

I.4.2. Les type de maintenance..... 9

I.4.2.1.La maintenance corrective..... 9

I.4.2.2.La maintenance préventive 10

I.5 L'analyse vibratoire.....11

I.5.1. Définition d'une vibration..... 12

I.5.2. Comportement normale d'une machine..... 12

I.5.3 Caractéristiques des vibrations..... 13

I.5.4. Objectifs :..... 14

I.5.5. Représentation d'un signal vibratoire..... 14

I.6. Les causes d'arrêt de la machine.....16

I.6.1 Défaut..... 16

I.6.2. La panne..... 17

I.6.3. La défaillance..... 17

I.6.4. Dégradation..... 17

I.7. Les différents niveaux d'analyse : 18

I.9. Les indicateurs statistiques des défauts de roulement 20

I.10. le capteur de défaut des roulements 22

I.11. Conclusion 24

Chapitre II : Les techniques de l'intelligence artificielle 25

II.1. Introduction 25

II.2. Domaines de l'intelligence Artificielle 26

II.3. Les réseaux de neurones artificiels 27

II.3.1 Introduction 27

II.3.2. Analogie avec le cerveau humain 28

II.3.2. Historique 30

II.3.3. Architecture des réseaux de neurones 31

II.3.4. Présentation des réseaux de neurones : 32

II.3.4. La fonction d'activation 33

II.3.5. L'apprentissage des réseaux de neurones : 36

III.3.6.Différentes couches de réseaux de neurones 37

II.4. La logique floue 38

II.4.1. Introduction 38

II.4.2. Définition : 39

II.4.3. historique : 39

II.4.4. principe de fonctionnement : 39

II.4.5. Fonction d'appartenance : 40

II.4.6. blocs principaux d'un système flou : 41

II.5.conclusion :…….. ……43

Chapitre III : Suivi des défauts par les techniques de l'intelligence artificielle...44

III.1. Introduction 44

III.2. Banc d'essai de détection et d'identification des défauts de roulement 45

III.3. L'algorithme de processus de l'étude.....46

III.3.1. Les capteurs de vibration : 47

III.3.2. Acquisition des signaux vibratoires :..... 47

III.3.3. Traitement des données :..... 47

III.3.4. L'intelligence artificielle 49

III.3.5. Le pronostic : 49

III.3.6. RUL :..... 49

III.4. Comparaison entre les deux capteurs de défauts.....49

III.5. Les indicateurs statistiques de défauts de roulement.....51

III.5. Diagnostic de défaut par réseaux de neurone.....56

III.5.1. Objectif..... 56

III.6. Diagnostic de défaut par logique floue.....60

III.5.1. Objectif..... 61

III.6.1. Analyse expérimentale 61

III.6.2. Test et résultats de système d'inférence flou (fis) 62

III.7. Présentation de logiciel MATLAB 63

III.8.conclusion.....64

Conclusion générale.....65

Références bibliographique.....…...66

NOMENCLATURE

Acceff	L'accélération efficace	g
A_{eff}	L'amplitude efficace A_{eff}	g
d	Le diamètre primitif	mm
D	Le diamètre des éléments roulants	mm
f_e	Défaut d'élément roulant.	Hz
f_c	Défaut de cage.	Hz
f_r	fréquence de rotation de l'arbre	Hz
f_{rot}	la fréquence de rotation de la bague interne (la bague externe étant supposé fixe)	Hz
M	les moments statistiques	N
N	Le nombre d'échantillons prélevés dans le signal.	
N_b	Le nombre d'éléments roulants (billes, rouleaux ou aiguilles).	
T	Période	S
$\bar{x}$	La valeur moyenne des amplitudes	g
x_i	l'amplitude du signal pour l'échantillon i	g
α	L'angle de contact.	°
β	L'angle de contact.	°
$\emptyset_{bille}$	diamètre des éléments roulants	mm
$\emptyset_{moyen}$	diamètre moyen d'évolution des éléments roulants	mm
z	nombre de dents de l'engrenage	
Δt	intervalle de temps de fonctionnement	min
V_{eff}	valeur efficace de la vitesse	g

NOMENCLATURE et ABREVIATION

Abréviation

Abréviation	Signification
AC	**A**mplitude **C**rête
ACC	**A**mplitude **C**rête à **C**rête
BPFI	**D**éfaut de **B**ague **I**ntérieure
BPFO	**D**éfaut de **B**ague **E**xtérieure
FC	**F**acteur de **C**rête
IA	**I**ntelligence **A**rtificielle
LF	**L**ogique **F**loue
MSE	**M**ean **S**quared **E**rror
RMS	**R**oot **M**ean **S**quare
RNA	**R**éseau de **N**eurone **A**rtificiel
RN	**R**éseau de **N**eurone
RNSO	**R**éseau de **N**eurone **S**tatique **O**ptimal
RPM	Vitesse de rotation (révolution per minute)
ROC	**R**eceiver **O**perating **C**haracteristic
SSE	**S**um **S**quared **E**rror
TANSIG	**F**onction **T**angente **S**igmoïde
VC	**V**aleur **C**rête

LISTE DES FIGURES

Liste des figures

Figure	Titre de la figure	Page
Chapitre I :		
Figure I.1.	Les éléments de roulement à billes	03
Figure I.2.	Les pourcentages des défauts.	04
Figure I.3.	Ecaillage de fatigue de la bague interne.	05
Figure I.4.	Ecaillage superficiel de la bague extérieure	05
Figure I.5.	la cage endommagée par fusion et les billes décolorées.	06
Figure I.6.	usure de contact sur la bague intérieure.	06
Figure I.7.	endommagement de cage d'un roulement à bille	07
Figure I.8.	Les différents types de la maintenance	09
Figure I.9.	Maintenance corrective.	09
Figure I.10.	Maintenance préventive systématique.	10
Figure I.11.	Maintenance préventive conditionnelle.	11
Figure I.12.	Exemple d'un signal dans le domaine temporel.	15
Figure I.13.	Représentation spectrale des différentes composantes du signal donné	16
Figure I.14.	Les processus de dégradation d'un roulement.	18
Figure I.15.	Les caractéristiques dimensionnelles d'un roulement à billes.	20
Figure I.16.	Accéléromètre piézoélectrique	23
Figure I.17.	Choix directionnel pour la prise de mesure	24
Chapitre II :		
Figure II .1.	Schéma d'un neurone biologique	29
Figure II .2.	le modèle mathématique d'un neurone artificiel	31
Figure II.3.	Organigramme d'un réseau de neurones	33
Figure II.4.	Fonctions d'activations : (a) du neurone «seuil», (b) du neurone «linéaire», et (c)du neurone «sigmoïde».	35
Figure II.5.	Représentation graphique d'un ensemble classique et d'un ensemble flou	40
Figure II.6.	Type de représentation des sous-ensembles floue	40
Figure II.7.	Fonctions d'appartenance linéaires par morceaux	41
Figure II.8.	Système flou	42

LISTE DES FIGURES

Liste des figures

Chapitre III :		
Figure III .1.	Le banc d'essai de l'étude expérimentale (PRONOSTIA).	45
Figure III .2.	La partie étudiée sur le banc d'essai PRONOSTIA	46
Figure III.3.	Les différentes étapes de suivi des défauts	46
Figure III.4.	Capteur de vibration l'accéléromètre	47
Figure III.5.	Comparaison entre les deux capteurs de défaut	50
Figure III.6.	Courbe RMS en fonction du temps	51
Figure III.7.	Indicateur d'état en fonction du temps	52
Figure III.8.	Le point de dégradation et le point de danger dans l'indicateur RMS	53
Figure III.9.	Courbe Root amplitude en fonction du temps	53
Figure III.10.	Courbe valeur crête en fonction du temps	54
Figure III.11.	Courbe margin en fonction du temps	54
Figure III.12.	Courbe facteur K en fonction du temps	55
Figure III.13.	Courbe Range en fonction du temps	55
Figure III.14.	Les indicateurs de défaut en fonction du temps : (a) Facteur c (b) kurtosis	56
Figure III.15.	Schéma d'architecture de réseau de neurone utilisé	57
Figure III.16.	Courbe RMS générée par RN	57
Figure III.17.	Pronostic représentée par réseau de neurone	58
Figure III.18.	Les points choisis pour calculer le rul expérimentale	59
Figure III.19.	Les points choisis pour calculer le rul neuronale	59
Figure III.20.	Schéma bloc de système	62
Figure III.21.	Les règles de base	62
Figure III.22.	Etat sain du roulement	63
Figure III.23.	Début de défaut de roulement	63
Figure III.24.	Roulement après le défaut	63

Liste Des Tableaux

Tableaux	Titre de Tableaux	Page
Chapitre II :		
Tableaux II.1.	Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel	30
Tableaux II.2.	Les fonctions de transfert les plus utilisées dans les RNA.	34
Chapitre III :		
Tableaux III.1.	Des indicateurs de défauts (RMS, ROOT amplitude, Valeur crete , MARGIN, Facteur K, Range)	48
Tableaux III.2.	Des indicateurs de défauts (Mean, shape, Fc, kurtosis).	48
Tableaux III.3.	Comparaison entre deux indicateurs de deux accéléromètres différents	50
Tableaux III.4.	Tableau de comparaison entre les courbes	60
Tableaux III.5.	La durée de vie restante de roulement	60

INTRODUCTION GENERALE

L'industrie est en mouvement sans arrêt. Elle se perfectionne, se délocalise, se développe et invente dans le but de garder ou de gagner des parts de marché face à une concurrence féroce. Ce qui a poussé la maintenance à devenir une des priorités au sein de l'entreprise.

Les machines tournantes occupent actuellement une place prépondérante dans les applications faisant intervenir des systèmes de transmission de puissance. La mesure des vibrations sur ces machines revêt une importance toute particulière puisqu‘elle joue un rôle capital dans les programmes de maintenance. Lorsque ces vibrations sont trop élevées, elles causent souvent un sentiment d’inquiétude, ce qu’elles annoncent possiblement un arrêt ou un bris imprévu et par conséquent une perte non négligeable de productivité ou une atteinte à la sécurité du personnel.

La surveillance des roulements a été l’objet de recherche approfondie dans le domaine de la détection des défauts à l’aide de l’analyse vibratoire.

Il existe différentes techniques d’investigations utilisées dans le domaine du suivi vibratoire des machines tournantes. Les techniques de l’intelligence artificielle servent comme un outil de base pour détecter et identifier tout type d’anomalie qui peut survenir dans un roulement pour cela le suivi des niveaux de vibration est une source d’information le plus utilisé ;

En effet c’est notre objectif de cette étude dans le cadre de mémoire qui est organisé comme suit :

Le chapitre 1 concerne la présentation des généralités sur le roulement, la conception, les défauts des roulements, les différentes avaries des roulements, ainsi que les différentes méthodes de diagnostic du défaut au niveau du roulement. On s’intéresse plus précisément aux indicateurs statiques pour la détection des défauts de roulements.

Le chapitre 2 expose les aspects généraux sur les réseaux de neurones artificiels et la logique floue : définition, historique, l’architecture et le principe de fonctionnement pour chaque technique.

Le chapitre 3 présente les applications de l’approche proposée pour la détection et l’identification des défauts de roulement.

Enfin, ce mémoire se termine par une conclusion générale.

Chapitre I : Généralités sur les roulements à billes

I.1. Introduction

Toute machine tournante comporte un ou plusieurs paliers constituant l'interface entre la partie tournante et la partie fixe. Comme les autres composantes, ces éléments ne sont ni parfaits, ni inusables. Leur fonctionnement provoque également des vibrations. Parmi tous les organes constitutifs des machines, les roulements ont fait l'objet d'études particulières et contradictoires de la part des responsables de la surveillance. D'autre part, on leur porte beaucoup d'attention parce qu'ils constituent les éléments les plus communs et les plus nombreux dans les machines.

Le roulement est un organe mécanique de base, d'application universelle. Il est présent dans tous les mécanismes en mouvement dans lesquels il assure une liaison mobile entre deux éléments d'un mécanisme en rotation l'un par rapport à l'autre. Sa fonction est de permettre la rotation relative de ces éléments, sous charge, avec précision et avec un frottement minimal.

On appelle roulement, une pièce mécanique composé de plusieurs éléments entre deux organes, un mobile et l'autre immobile, le roulement est destiné à remplir un glissement par roulement afin de réduire le frottement, il est définis par deux critères qui sont : le type et les dimensions ,sa fonction est de permettre la transmission des charges (efforts) entre deux pièces en rotation relative l'une par rapport à l'autre avec un frottement très réduit.

Quel que soit la taille, la qualité et la matière utilisée pour la fabrication du roulement, les roulements sont classées de plusieurs manières (types) généralement ; les roulements à billes sont les plus utilisés dans les machines tournantes. Les roulements à billes sont non dissociables, présente sous la forme de deux bagues coaxiales entre lesquelles sont placées des billes, légèrement lubrifiées, et maintenues espacées par une cage. Ces produits, de conception simple, peu exigeants en fonctionnement et en entretien, existent à une et à deux rangées ainsi qu'avec et sans étanchéités.

Le contact des billes sur les pistes donne une capacité de charge axiale importante c'est à dire que le roulement peut supporter des charges axiales pures ou des charges axiales combinées. Ce type de roulement est utilisé principalement dans les moteurs électriques verticaux avec charge axiale, paliers de butée de pompes, machine outils, roues avant d'automobiles...etc.

Les roulements à éléments roulants sont parmi les composants mécaniques les plus critiques des machines tournantes et nécessitent par conséquent une surveillance attentive dans une politique de maintenance prédictive.

I.2. L'architecture d'un roulement à billes

La performance des roulements est directement liée à la qualité du matériau utilisé en particulier sa propreté (qualité). En effet les concentrations de contraintes liées à la géométrie du contact sont considérablement amplifiées par la présence de défauts

Quel que soit le type, un roulement est composé de quatre éléments fondamentaux, et qui sont les suivants :

a/ La bague extérieure : C'est l'élément qui limite les dimensions extérieures du roulement, elle sera montée dans un logement fixe (bague extérieure fixe) ou dans un moyeu tournent (bague extérieure tournante).

b/ La bague intérieure : Elle est montée sur un arbre fixe ou mobile. C'est-à-dire, elle est fixe si la bague extérieure est mobile, et le contraire.

c/ Les éléments roulants : Ils s'agit des billes, rouleaux et des aiguilles. Se sont les éléments des roulements qui assurent la transmission de la charge entre les deux bagues du roulement, ils sont responsables de la rotation relative d'une bague par rapport à l'autre.

d/ La cage : elle a pour rôle de maintenir le même écartement entre les éléments roulants, à fin de préserver la même zone de charge du roulement, elle ne supporte aucune charge.

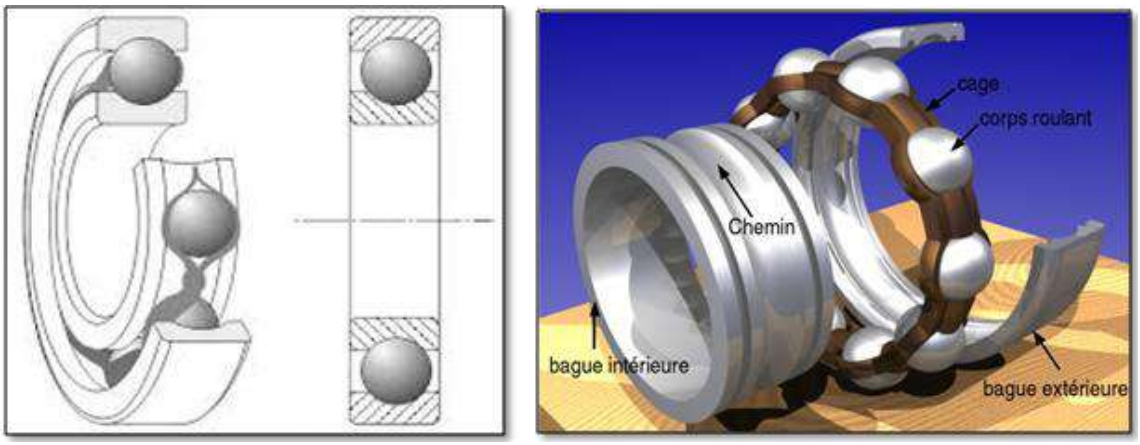


Figure I.1. Les éléments de roulement à billes.

I.3. Les défauts des roulements

La naissance d'un défaut dans un système mécanique se traduit le plus souvent par un changement de comportement vibratoire dans le domaine temporel et spectral. La détection de défaut par l'analyse vibratoire se base sur la surveillance continue du comportement d'un composant en examinant l'évolution des indicateurs de défaut.

Statistiquement, les études faites sur les machines asynchrones de grande puissance, exploitées dans les industries montrent que 69 % de pannes se situent sur les roulements, 21% au stator, 7% au rotor et 3% dans les autres régions de la machine (voir Figure I.2).

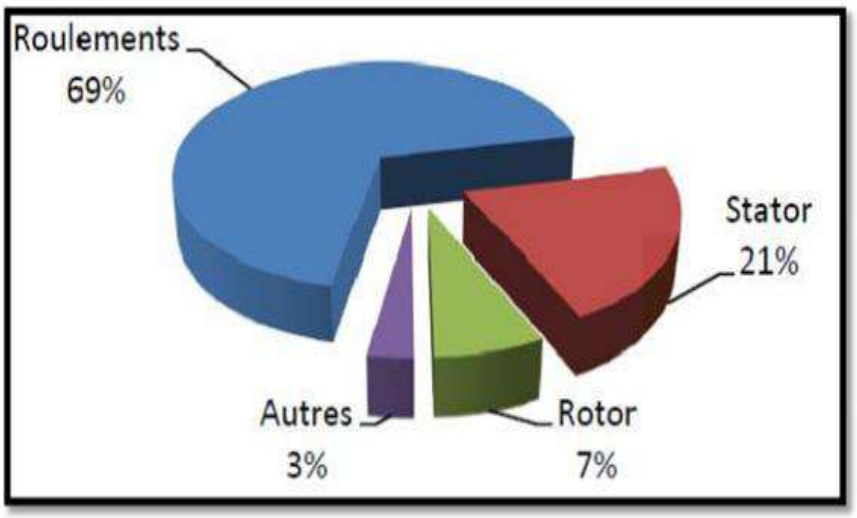


Figure I.2. Les pourcentages des défauts.

I.3.1 Les type des défauts de roulements

La durée de vie normale d'un roulement sous une charge est déterminée par l'usage et la fatigue des surfaces des éléments du roulement ça veut dire : Si un roulement est manipulé correctement, la durée de vie avant fatigue de la matière peut être très longue. Si un problème apparaît prématurément, il peut provenir d'un mauvais choix de roulement, de manipulation ou de lubrification. Dans ce cas, il faut prendre en compte le type de machine sur laquelle est utilisé le roulement, sa position dans l'ensemble, les conditions de fonctionnement et l'environnement. Pour éviter que les problèmes se reproduisent, il faut avant tout bien déterminer les principales avaries d'un roulement :

I.3.1.1 L'écaillage

Le cas le plus rencontré est un défaut d'écaillage dû à la fatigue des roulements. L'écaillage est un processus continu qui s'accélère plus ou moins après apparition des premières fissures. On peut distinguer deux types d'écaillage :

Ecaillage de fatigue : C'est un écaillage unilatéral, il est caractérisé par des petites fissures et se produit lors de l'application d'une surcharge, ou lors d'un défaut désalignement.



Figure I.3. Ecaillage de fatigue de la bague interne.

Ecaillage superficiel : Causé par une concentration de contraintes, due à une contrainte accentuée (résultent probablement d'un défaut d'alignement). Ou bien par la modification de zone de pré charge. Aussi par la présence de particules étrangère à l'intérieur du roulement.

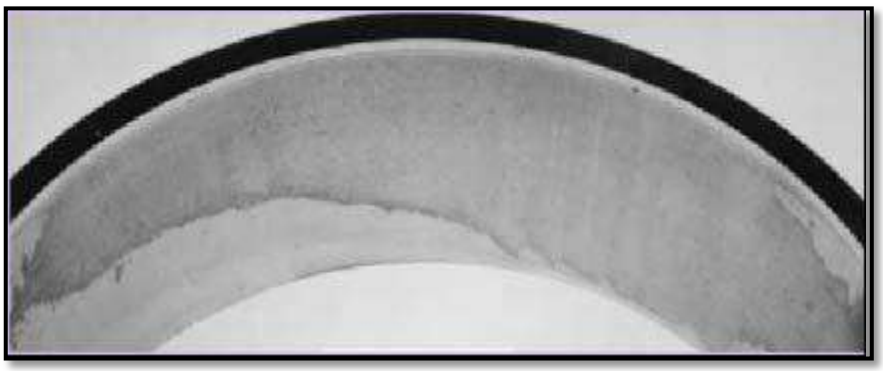


Figure I.4. Ecaillage superficiel de la bague extérieure.

I.3.1.2 Le grippage

C'est un effet d'adhérence (blocage) de deux pièces en mouvement relatif. Il est caractérisé par l'apparition des traces brunes d'échauffement, laminage du métal. Il est du à leurs dilatation (jeu résiduel nul) ou à une absence du lubrifiant.

Donc, on peut dire que le grippage est un phénomène caractérisé par des micro-arrachements des particules métalliques. (Voir **Figure I.5**)



Figure 1.5. La cage endommagée par fusion et les billes décolorées.

I.3.1.3 L'usure de contact

L'usure est due au glissement répété de deux surfaces l'une sur l'autre. L'usure de contact se produit sur la surface du montage ainsi que sur la zone de contact entre la piste et les éléments roulants. La corrosion de contact est un autre terme utilisé pour désigner les particules rouges-brunes ou noires résultant de l'usure.(voir figure 1.6)



Figure 1.6. Usure de contact sur la bague intérieure.

I.3.1.4 L'endommagement de cage

L'endommagement de la cage peut être une déformation, une fracture ou une usure de surface au niveau de la cage ; généralement due à un choc et des vibrations importantes ou à

un mauvais alignement de roulement qui va par la suite cause un échauffement et une lubrification insuffisante.



Figure 1.7. Endommagement de cage d'un roulement à bille.

I.3.2 Les causes principales de défaut des roulements

Bien que les roulements soient des éléments mécaniques robustes ayant une longue durée de vie, il est cependant judicieux de vérifier et de contrôler les causes et les problèmes qui mènent ces derniers à la défaillance et à la détérioration rapide dans leurs ensembles. Les causes de détériorations peuvent se rattacher à quatre origines principales :

- Mauvaise qualité du montage
  - Méthode et moyens insuffisants ou mal adaptés.
  - Pollution au montage.
  - Mise en place brutale.
  - Mauvaise construction des organes récepteurs : arbres et logements hors tolérance, mauvais accès du lubrifiant, défaut d'alignement.
- Conditions de fonctionnement
  - Surcharges accidentelles.
  - Vibrations en marche ou à l'arrêt.
  - Vitesses excessives.
  - Flexions d'arbres.
- Conditions d'environnement
  - Température ambiante trop basse ou trop élevée.
  - Passage de courant.
  - Pollution par l'eau, la poussière, les produits chimiques, les déchets textiles…
- Lubrification
  - Mauvais choix du lubrifiant.

- Qualité inadaptée.
- Fréquence d'entretien inadéquate.

I.4. La stratégie de la maintenance

La présence de défauts dans les roulements entraîne de fortes vibrations des machines tournantes. La détection rapide de ces défauts et l'estimation de la durée de vie résiduelle sont les sujets de préoccupation pour les chercheurs parce que les défaillances brutales des roulements peuvent causer un mauvais fonctionnement de l'ensemble du système, ou un arrêt.

Une action de maintenance consiste à remplacer les équipements du système qui sont en panne et qui ne sont plus capables d'accomplir leur fonction. La décision d'une action de maintenance est très complexe et doit reposer sur une surveillance et une analyse intelligente de l'état du système.

L'objectif est de garantir une longue durée de vie des roulements, pour cela il est nécessaire de déterminer l'état de ces pièces en particulier et les machines en général pendant leurs fonctionnements. Sachant qu'une bonne maintenance couvre les principaux paramètres et permet de mesures et contrôler l'état d'une machine (composé de deux ou plusieurs roulements) contre les différents phénomènes qui peuvent influer directement sur ces pièces tels que (Le bruit, la température, la vitesse, la vibration, l'alignement et l'état du lubrifiant), afin d'obtenir des performances optimales.

I.4.1. La définition de la maintenance

Le terme « maintenance » dans son histoire, forgé sur les racines latines *Manus* et *Tenere,* et apparu dans la langue française au XII^{e} siècle. Le terme est réapparu à l'époque moderne dans le vocabulaire des militaires « maintien dans les unités des combat de l'effectif et du matériel à un niveau constant» .Définition intéressante car l'industrie l'a reprise à son compte en adaptant aux unités de productions affectée à un combat économique.

Selon la norme NF-X60-010 *« la maintenance est définie comme étant un ensemble d'activités destinées à maintenir ou rétablir un bien dans un état ou dans des conditions données de sûreté de fonctionnement pour accomplir une fonction requise »*. Les activités de maintenance permettent une diminution des coûts de production et l'amélioration de la qualité des produits.

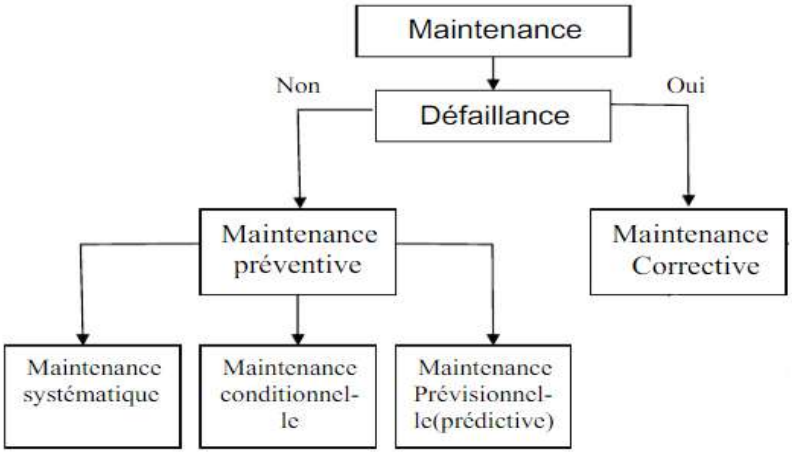


Figure 1.8. Les différents types de la maintenance.

I.4.2. Les type de maintenance

Dans la définition de la maintenance, nous retrouvons 2 mots-clés : maintenir et rétablir. Le premier fait référence à une action préventive et le deuxième fait référence à l'aspect correctif. Il existe trois grands types de maintenance : la maintenance corrective, la maintenance préventive systématique et la maintenance préventive conditionnelle suivi éventuellement de la maintenance prévisionnelle appelée souvent aussi maintenance prédictive. Ces trois types de maintenance sont schématisés par la figure (I.8).

I.4.2.1. La maintenance corrective

Maintenance exécutée après détection d'une panne comme par exemple la rupture d'une pièce mécanique et destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise.

Ce concept couvre simplement les actions à engager après une défaillance. Elle correspond à une attitude défensive. Ce type de maintenance est réservé au matériel peu coûteux, dont la panne aurait peu d'influence sur la production, la qualité du produit fini ou la sécurité.

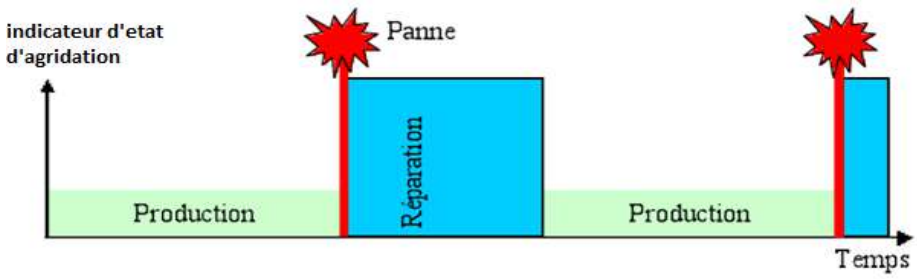


Figure I.9. Maintenance corrective.

I.4.2.2. La maintenance préventive

«Maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinés à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien» (Extrait de la norme NF EN 13306 X 60-319). On distingue deux formes particulières de la maintenance préventive :

La maintenance systématique : c'est une maintenance préventive effectuée avant la panne par des interventions régulières exécutée à des intervalles de temps préétablis ou selon un nombre défini d'unités d'usage en fonction de la nature du matériel et des impératifs de production, mais sans contrôle préalable de l'état du bien.

Ce type de maintenance coûte cher, en particulier le remplacement périodique des pièces.

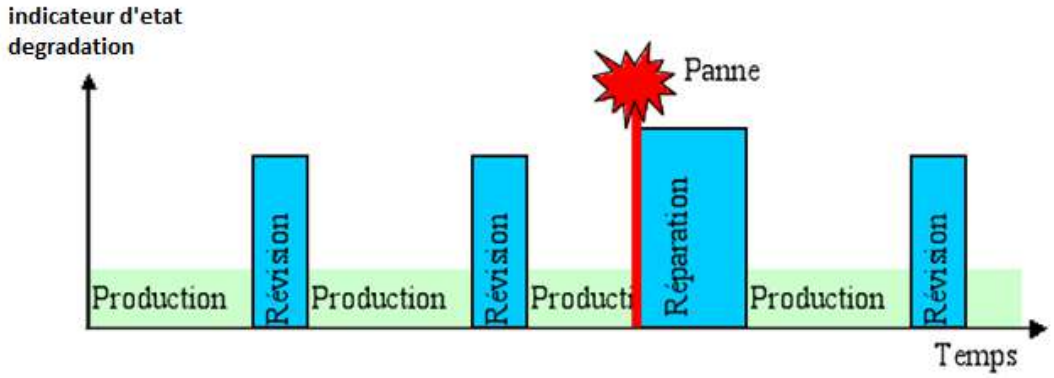


Figure I.10. Maintenance préventive systématique.

La maintenance conditionnelle : est une maintenance préventive effectuée avant la panne par des interventions de façon conditionnelle, c'est-à-dire uniquement si certains paramètres (vibration, bruit, température.) évoluent de façon significative.

Pour les équipements importants, on remplace de plus en plus la maintenance préventive systématique par la maintenance préventive conditionnelle : on ne déclenche les opérations que lorsque certains paramètres mesurables arrivent à un seuil limite.

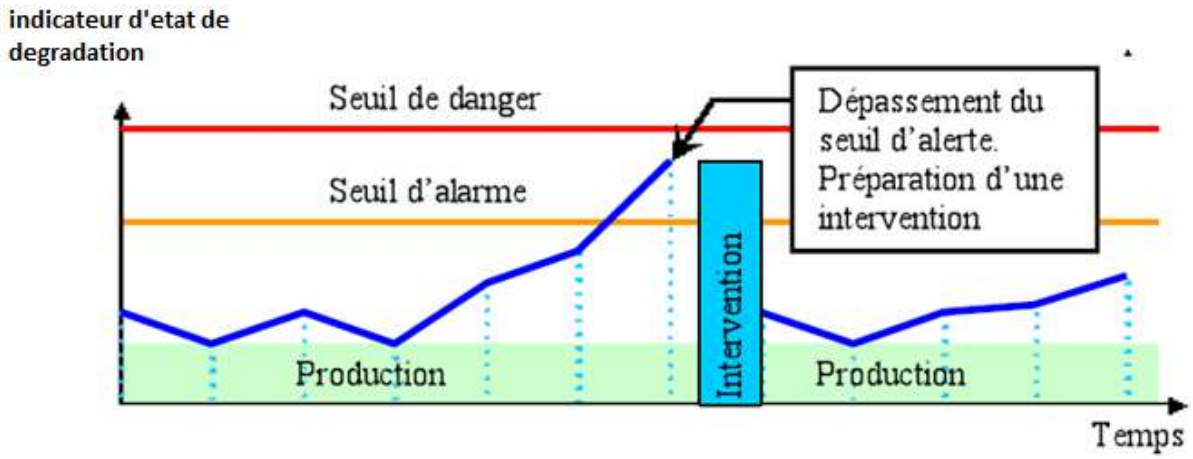


Figure I.11. Maintenance préventive conditionnelle.

La maintenance prédictive : (ou prévisionnelle) c'est donc une maintenance préventive subordonnée à l'analyse de l'évolution ; destiné à repousser au maximum les opérations de maintenance à effectuer.

Elle a pour rôle d'analyser la tendance évolutive du dysfonctionnement après que celui-ci est détecté sur un appareil de mesure et d'estimer le temps pendant lequel il est possible de continuer à l'utiliser avant la panne.

I.5 L'analyse vibratoire

Toutes les machines possédant des composants en mouvement génèrent un certain niveau de vibration. Ainsi, une machine neuve en excellant état de fonctionnement produit très peu de vibrations et leur dysfonctionnement se traduit souvent par une modification de répartition de l'énergie vibratoire. En observant l'évolution du niveau de vibrations, il est possible d'obtenir des informations très utiles sur l'état de la machine.

La surveillance de l'état d'une machine tournante se fait par l'analyse des vibrations. Cette analyse est l'outil le plus utilisé à causes de la capacité des données vibratoires à donner la mesure la plus pertinente de l'état d'une machine en fonctionnement et à prédire de façon précoce le développement des défauts.

En pratique, l'analyse des vibrations se décompose en quatre phases distinctes :

- La détection du défaut qui se développe.
- Le diagnostic dès qu'une anomalie est détectée.
- Le pronostic qui vise à suivre l'état d'endommagement de chacun des éléments défectueux et prédire sa durée de vie résiduelle.

- L'expertise des pièces mécaniques après démontage.

L'analyse vibratoire est un des moyens utilisés pour suivre la santé des machines tournantes en fonctionnement. Cela s'inscrit dans le cadre d'une politique de maintenance prévisionnelle de l'outil de production industrielle.

Les objectifs d'une telle démarche sont de :

- Réduire le nombre d'arrêts sur casse.
- Fiabiliser l'outil de production.
- Augmenter son taux de disponibilité.
- Mieux gérer le stock de pièces détachées, etc.

À partir des vibrations régulièrement recueillies sur une machine tournante, l'analyse vibratoire consiste à détecter d'éventuels dysfonctionnements et à suivre leur évolution dans le but de planifier ou reporter une intervention mécanique.

I.5.1. Définition d'une vibration

Un corps est dit en vibration lorsqu'il est animé d'un mouvement oscillatoire autour d'une position d'équilibre ou de référence.

Variation avec le temps de l'intensité d'une grandeur caractéristique du mouvement ou de la position d'un système mécanique, lorsque l'intensité est alternativement plus grande et plus petite qu'une certaine valeur moyenne ou de référence.

Une vibration est caractérisée principalement par sa fréquence, son amplitude et sa nature.

I.5.2. Comportement normale d'une machine

Les vibrations sont une image des efforts des machines. Les risques de dégradation sont directement liés aux niveaux observés. Il est donc utile de savoir apprécier à partir de quel moment les risques sont trop élevés pour que la machine puisse être exploitée normalement. Or il n'est pas envisageable pour chaque matériel, de caractériser par des essais ou des calculs, les risques de dommages liés aux vibrations observées. C'est pourquoi en pratique, on se réfère à des normes.

Afin de ne pas surveiller inutilement des machines qui n'ont pas une importance capitale, les industriels établissent souvent le classement suivant :

- Machines **v**itales : machines non doublées dont la panne entraîne l'arrêt de la production. Les frais et les délais de remise en état sont importants. Les pertes de production sont inacceptables.
- Machines **i**mportantes : machines doublées ou non dont la panne entraîne une baisse sensible de la production. Les frais et délais de remise en état sont importants, les pertes de production aussi.

Machines **s**econdaires : machines doublées ou dont une panne ne remet pas en cause les capacités de production.

En fonction de ce classement, d'un indice de vétusté, d'un indice de complexité des machines, on détermine les outils de surveillance à employer, leur paramétrage et la fréquence des campagnes de relevés.

L'observation des vibrations d'une machine ou d'une installation en fonctionnement est une source d'information d'une richesse considérable sur son état mécanique et fonctionnel.

La vibration n'est plus alors considérée uniquement comme un risque mais plutôt comme un symptôme. Un traitement élaboré des signaux permet en temps réel (ou peu diffère) :

- De définir un comportement anormal (au sens des normes) ou inhabituel (évolutions, tendances, corrélations…)
- De disposer d'une archive permettant l'interprétation ou le diagnostic de l'état mécanique de la machine.

Les vibrations sont une image des efforts des machines. Les risques de dégradation sont directement liés aux niveaux observés. Il est donc utile de savoir apprécier à partir de quel moment les risques sont trop élèves pour que la machine puisse être exploitée normalement.

I.5.3 Caractéristiques des vibrations

1. La fréquence est le nombre de fois qu'un phénomène se répète en un temps donné. Lorsque l'unité de temps choisie est la seconde, la fréquence s'exprime en hertz [Hz].
2. L'amplitude d'une onde vibratoire est la valeur de ses écarts par rapport au point d'équilibre.
3. La nature : on classe généralement les vibrations d'après l'évolution de la variable considérée dans le temps (périodicité), comme suite :

- Une vibration harmonique : est une vibration dont le diagramme amplitude-temps est représenté par une sinusoïde. Le meilleur exemple d'une vibration harmonique celui généré par le balourd d'un rotor en mouvement.
- Une vibration périodique : est telle qu'elle se reproduit exactement après un certain temps appelé période. Selon Fourier, ce signal peut être représenté par une somme de signaux harmoniques.
- Une vibration apériodique : leurs caractéristiques d'amplitude et de fréquence changent continuellement en fonction du temps, ils sont le plus délicat à analyser et leur étude nécessite généralement un enregistrement sur bonde magnétique ou mémoire numérique qui permettra par une répétition périodique, de les assimiler à un signal stationnaire.

En industrie, Les états vibratoires sont rarement repérés par les mesures des forces, mais plus classiquement par des descripteurs associés aux **déplacements**, aux **vitesses** (variation du déplacement par unité de temps) ou aux **accélérations** (variation de la vitesse par unité de temps).

I.5.4. Objectifs

L'analyse vibratoire poursuit deux objectifs :

- La détection des défauts.
- L'analyse détaillée des défauts.

On utilise à cet effet des paramètres calculés soit dans :

- Le domaine temporel.
- Le domaine fréquentiel.
- Les deux à la fois.

I.5.5. Représentation d'un signal vibratoire

Le signal vibratoire délivré par un capteur peut être représenté de différentes façons. Il peut être représenté dans deux domaines : domaine temporel et domaine fréquentiel.

I.5.5.1. Représentation temporelle

La première qui vient à l'esprit est la représentation de chaque évènement en fonction de sa progression dans le temps (représentation temporelle). Cette représentation est d'ailleurs utilisée pour suivre le comportement vibratoire d'une machine en fonction de ses paramètres de fonctionnement pour l'étude.

Ce type de représentation temporelle est aisé à exploiter lorsque le signal délivré par le capteur est simple. Mais il devient hélas vite inextricable lorsque le signal a pour origine des sollicitations multiples. La simplification apportée par ce type de représentation et la décomposition du signal en composantes sinusoïdales élémentaires.

L'analyse dans le domaine temporel est basée directement sur le signal temporel lui-même. Le signal temporel ne fournit des informations que dans des cas simples. Dès lors on utilise plutôt des valeurs globales, qui rendent compte du signal par un indicateur statistique.

Ces valeurs peuvent être déterminées de manière analogique ou digitale et elles forment un ensemble de premier niveau de détection des défauts dans le cadre de la maintenance prédictive objet de la présente étude.

Les méthodes temporelles s'appliquent à des machines simples et consistent à effectuer des mesures de vitesse dans des gammes de fréquences faibles (de 10Hz à 1000 Hz) et des mesures d'accélérations dans des gammes de fréquences élevées (de 1000 Hz à 10000 Hz) dans le but de minimiser l'influence des vibrations induites par la rotation des arbres [2].

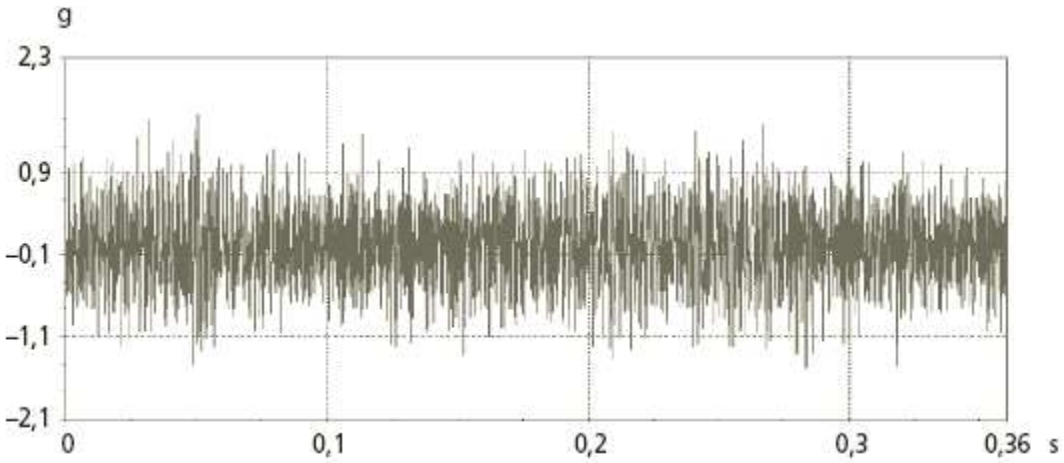


Figure I.12. Exemple d'un signal dans le domaine temporel.

I.5.5.2 Représentation fréquentielle

Faute de pouvoir représenter le signal vibratoire en fonction du temps sous une forme facilement exploitable, on a recherché à le représenter dans un diagramme amplitudes/fréquences appelé **spectre** (Figure I.13). Avec ce type de représentation, chacune des composantes sinusoïdales élémentaires constituant le signal est parfaitement défini par son amplitude et sa fréquence. La représentation spectrale du signal devient ainsi plus claire et facilement exploitable.

La plus part des fréquences caractéristiques sont proportionnelles à la fréquence de rotation des arbres.

Les méthodes fréquentielles permettent une localisation des défauts issus des roulements, à partir de la connaissance des fréquences caractéristiques, elles sont très bien adaptées aux systèmes complexes [2].

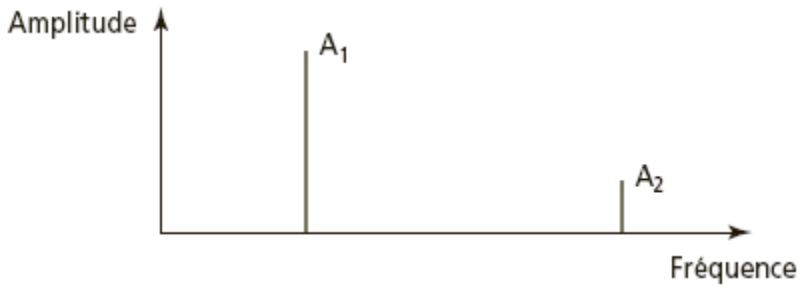


Figure I.13. Représentation spectrale des différentes composantes du signal donné.

La transformée de Fourier

L'analyse « en fréquence » est devenue l'outil fondamental pour le traitement des signaux vibratoires. Elle s'appuie sur la transformée de Fourier (équation I.1) qui permet le passage du domaine temporel au domaine fréquentiel. Cette représentation permet de connaître le contenu spectral d'énergie ou de puissance, présent dans le signal à la fréquence f, et donc de détecter la présence d'un défaut générant un choc périodique à une fréquence de défaut. La comparaison de cette fréquence avec celle des défauts théoriques potentiels (fréquences caractéristiques) sur le roulement permet sa localisation

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-2\pi f t} dt \qquad (I.1)$$

Est la transformée de Fourier, t est le variable temps et f est la variable fréquence. Cette représentation permet de connaître le contenu fréquentiel d'un signal temporel.

I.6. Les causes d'arrêt de la machine

I.6.1 Défaut

La diversité des activités des diagnostics industrielles conduit très souvent à utiliser, sans trop les préciser, les termes des pannes et de défaut. Bien que les différences entre les concepts de défaillances, pannes et défauts soient souvent très subtiles et quelquefois subjectives.

Un défaut est une anomalie de fonctionnement d'un système physique. On appelle défaut tout écart entre la caractéristique observée sur le dispositif et la caractéristique théorique. Cet écart est idéalement nul en absence de défauts. Les défauts peuvent apparaître au niveau des capteurs, des actionneurs ou au niveau du système lui-même.

I.6.2. La panne

La panne est l'inaptitude d'un dispositif à accomplir une fonction requise. Il est clair que dès l'apparition d'une défaillance, caractérisée par la cessation du dispositif à accomplir sa fonction, on déclarera le dispositif en panne. Par conséquent, une panne résulte toujours d'une défaillance.

Deux types de pannes peuvent être distingués :

- **Les pannes permanentes :** une fois la panne est produite, elle nécessite une action de réparation.
- **Les pannes intermittentes :** est généralement le résultat d'une dégradation partielle et progressive d'un composant du système, pouvant aboutir à une panne permanente.

I.6.3. La défaillance

Evénement engendrant une modification du fonctionnement du procédé. L'état du système ne correspond plus à un fonctionnement normal. Le système n'est plus apte à assurer totalement ses fonctions. Il est clair qu'une défaillance implique l'apparition d'un défaut puisqu'il existe un écart entre la caractéristique mesurée et la caractéristique théorique.

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

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

- **Défaillance absorbable :** pouvant être ignorée dans un premier temps.
- **Défaillance significative :** nécessite un processus de traitement.
- **Défaillance critique :** nécessite une intervention d'urgence [1].

I.6.4. Dégradation

Une dégradation représente une perte de performance d'une des fonctions assurées par un équipement, Si les performances sont au-dessous du seuil défini dans les spécifications fonctionnelles de cet équipement, Il n'y a plus dégradation mais défaillance [3].

- **Processus de dégradation d'un roulement :**

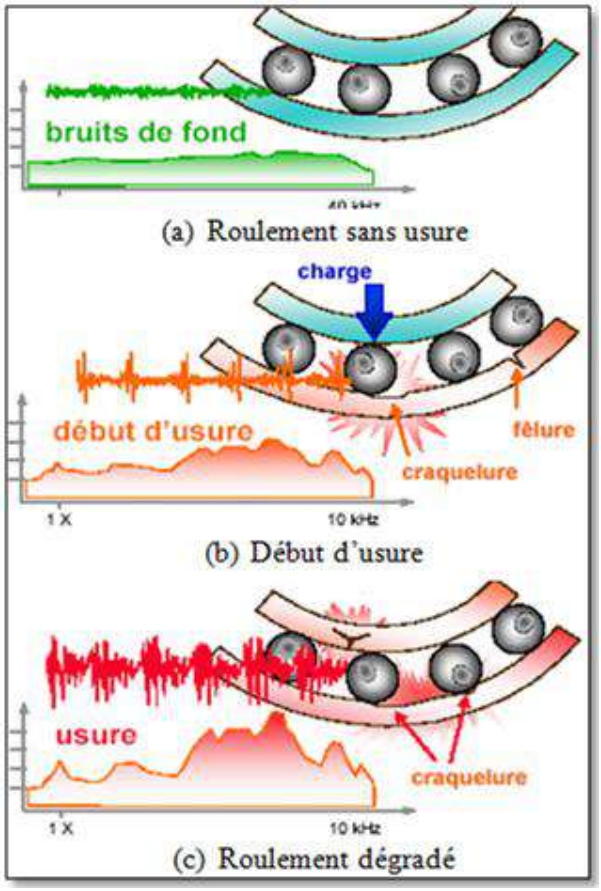


Figure I.14. Les processus de dégradation d'un roulement.

Lorsqu'un roulement tourne, les contacts métalliques entre les éléments roulants et les cages émettent des bruits de fond aléatoires. Ce bruit de fond créé un spectre plat.

La plupart des usures de roulements débutent par une fêlure qui se transforme en craquelure. La craquelure va produire des impacts énergétiques en haute fréquence.

Au fur et à mesure que l'usure progresse :

- Les défauts tendent à se lisser.
- Il y a moins d'impacts.
- Le bruit de fond de la bonne piste devient modulé

Dès que le défaut est significatif, les billes vont éroder la cage interne en sautant.

I.7. Les différents niveaux d'analyse

On distingue trois niveaux d'analyse : la surveillance, le diagnostic et le suivi :

La surveillance : consiste à surveiller l'état de fonctionnement général des équipements à travers des indicateurs le plus souvent globaux qui sont comparés à intervalles de temps réguliers. Si un indicateur dépasse un seuil admissible donné par l'historique de la machine, il est nécessaire soit de prendre des mesures correctives si la machine est bien connue soit d'employer le deuxième niveau d'analyse de diagnostic.

Le diagnostic : ce dernier nécessite des techniques de traitement du signal permettant d'extraire les informations concernant l'état de fonctionnement. De nombreuses études s'intéressent à ce niveau d'analyse et les techniques de diagnostic sont de plus en plus nombreuses et de plus en plus pointues. Il est à noter que ce niveau est parfois confondu avec le premier niveau, notamment à travers les réseaux de neurones. Le diagnostic permet donc d'isoler le défaut, de le localiser et de le caractériser. Le diagnostic n'est réalisé que lorsque la surveillance a permis de détecter une anomalie ou une évolution dangereuse du signal vibratoire. [1] Il permet de désigner l'élément de la machine défectueux suite à une évolution anormale des vibrations constatée lors de la surveillance. Il demande de bonne connaissances mécaniques et une formation plus pointue en analyse du signal.

Cette détection et cette localisation vont permettre le suivi dans le temps de l'évolution de la sévérité de la défaillance. Cet état de suivi constitue le niveau le plus élevé dans l'analyse vibratoire et son objectif est la qualification, la quantification et la prédiction en termes de fiabilité [1].

I.8 Les fréquences caractéristiques des défauts de roulement :

Les défauts qui apparaissent sur les roulements se manifestent par l'apparition de chocs périodiques à des fréquences particulières. Comme nous l'avons évoqué dans une section précédente, les avaries les plus fréquentes sur les roulements sont les défauts d'écaillage. Lors de la mise en rotation, un train d'impulsion est généré par ces défauts, à une fréquence bien définie que l'on appelle "fréquences caractéristiques" de défaut du roulement.

Elles sont déterminées à partir de la géométrie du roulement et de la cinématique de la machine étudiée. Pour réaliser un diagnostic fiable à partir d'un spectre, on peut donc utiliser un certain nombre de fréquences caractéristiques.

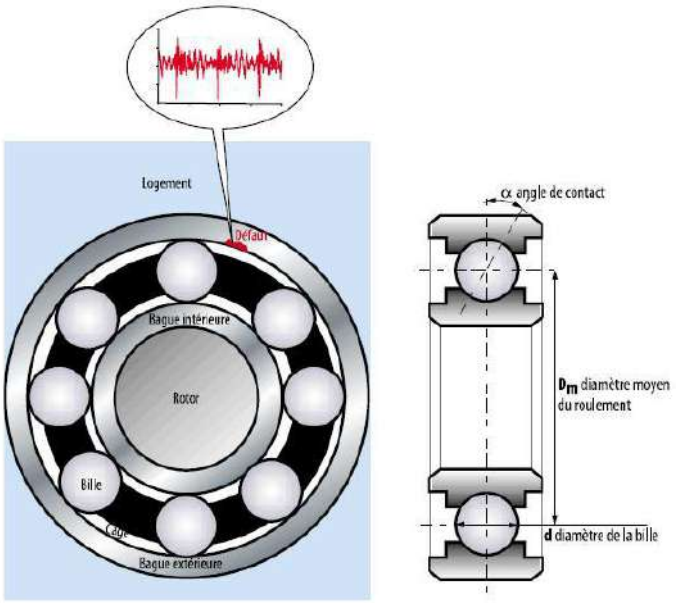


Figure I.15. Les caractéristiques dimensionnelles d'un roulement à billes.

Elles dépendent du diamètre des éléments roulants (d), du diamètre moyen du roulement (D), du nombre d'éléments roulants (N), de l'angle de contact (α) et de la fréquence de rotation relative entre les bagues intérieure et extérieure (f_r). Elles sont données par les formules suivantes :

- Fréquence d'un défaut localisé sur la bague externe du roulement (Ball Pass Frequency Outer Race BPFO) :

$$f_{be}=\left(\frac{N}{2}\right) f_r \left[1-\left(\frac{d}{D}\right)\cos(\alpha)\right] \quad (I.2)$$

- Fréquence d'un défaut localisé sur la bague intérieure du roulement (Ball Pass Frequency Inner Race BPFI) :

$$f_{bi}=\left(\frac{N}{2}\right) f_r \left[1+\left(\frac{d}{D}\right)\cos(\alpha)\right] \quad (I.3)$$

- Fréquence d'un défaut localisé sur un élément roulant (Ball Spin Frequency BSF) :

$$f_b=\left(\frac{D}{d}\right) f_r \left[1-\left(\left(\frac{d}{D}\right)\cos(\alpha)\right)^2\right] \quad (I.4)$$

- Fréquence d'un défaut de cage (Fundamental Train Frequency FTF)

$$f_c=\left(\frac{1}{2}\right) f_r \left[1-\left(\frac{d}{D}\right)\cos(\alpha)\right] \quad (I.5)$$

I.9. Les indicateurs statistiques des défauts de roulement

Divers indicateurs sont utilisés dans le suivi vibratoire des roulements, on peut citer à cet effet, la valeur efficace (ou RMS), le Kurtosis, le Facteur de crête...etc. La présence d'une

anomalie peut être détectée, si un indicateur dépasse un seuil prédéterminé (ou une plage). Les seuils, sont définis, soit par une norme soit par expérience. La meilleure méthode consiste à fixer deux seuils d'alarme. Un seuil de dégradation et un seuil d'intervention obligatoire, toutefois un ou deux seuils intermédiaires peuvent être très utiles pour instaurer une classification de défauts efficace.

D'une manière générale, il n'existe guère un indicateur universel capable de détecter tous les types de défauts dans les machines tournantes, néanmoins, pour un type précis de défauts, on peut choisir ou adapter un ou des indicateurs selon le cas qui se présente [6].

- **RMS (Root Mean Square)**

Le RMS, nommée aussi valeur efficace ou moyenne quadratique d'un signal, correspond à la racine carrée du moment d'ordre deux.

$$\text{RMS}=\sqrt{\frac{\sum_{n=1}^{N} x(n)^2}{N}} \tag{I.6}$$

$x(n)$ L'amplitude du signal pour l'échantillon *n*, [m/s²].

N le nombre d'échantillons prélevés dans le signal.

Le RMS est un des premiers indicateurs utilisés en industrie. Une variation excessive du niveau RMS signifie un changement de l'état de fonctionnement et donc une défaillance.

- **Valeur maximale**

La valeur maximale (peak) d'un signal est la grande valeur prise dans l'un des deux sens positif ou négatif, cette valeur augmente au fur et à mesure que le défaut se développe, en fin de vie du roulement la valeur crête se stabilise.

$$\text{Peak}=\max\left|x(n)\right| \tag{I.7}$$

- **Valeur crête à crête**

Nommée aussi "peak to peak", il s'agit de la différence entre l'amplitude maximale et l'amplitude minimale d'un signal.

$$\text{Vcc}=\max\left(x(n)\right)-\min(x(n)) \tag{I.8}$$

- **Kurtosis**

Le Kurtosis est une grandeur statistique définie comme le rapport de la valeur moyenne du signal élevé à la puissance quatre sur le carré de son énergie.

$$\text{Kurtosis}=\frac{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(x_i-\bar{x}\right)^4}{\left[\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(x_i-\bar{x}\right)^2\right]^2} \quad \text{(I.9)}$$

x_i : est le signal temporel.

$\bar{x}$: est la valeur moyenne des amplitudes où :

$$\bar{x}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}x_i \quad \text{(I.10)}$$

N : est le nombre d'échantillons prélevés dans le signal.

- **Facteur crête**

Le FC est défini comme étant le rapport entre la valeur maximale du moule du signal (valeur crête) sur la valeur efficace (RMS)

$$\text{Fc}=\frac{\text{Vcc}}{\text{RMS}} \quad \text{(I.11)}$$

I.10. Le capteur de défaut des roulements

Un capteur est un dispositif chargé de transformer une grandeur physique d'entrée en une grandeur exploitable par un système de traitement de données. Le capteur est un élément essentiel de la chaîne de mesure, il permet de transformer des grandeurs telles que le déplacement, la vitesse, ou l'accélération des vibrations en signal électrique exploitable.

Le capteur de vibrations est le premier maillon de la chaîne de mesure. Le plus largement utilisé est l'accéléromètre ou capteur piézoélectrique. Le principe de tous ces accéléromètres est de générer un signal électrique proportionnel au niveau de vibration. Ces accéléromètres sont très appréciés car ils possèdent une large bande de fréquence présentant une excellente linéarité, permettent l'intégration du signal pour obtenir la réponse en vitesse ou en déplacement et sont d'une excellente précision et fiabilité.

La façon d'utiliser l'accéléromètre joue un rôle primordial dans la prise de mesure. En effet, le mode de fixation et l'emplacement du capteur influent sur les résultats. La fixation sur la structure doit être réalisée à partir d'une liaison parfaite. Il existe plusieurs modes de fixation tels que le goujon vissé, l'embase collée, l'embase magnétique, la pointe touche. Ces différents modes jouent un rôle considérable sur la bande de fréquence et surtout sur la répétitivité des mesures. Le choix de l'emplacement du capteur se veut important étant donné la conception de celui-ci. En effet, la prise de mesure est fournie pour une direction donnée ; c'est pourquoi l'accéléromètre doit être placé à un endroit où la mobilité est maximale.

Actuellement, le capteur est placé au plus près du défaut potentiel pour éviter les contributions extérieures [5]. Si le capteur n'est pas placé au plus près du défaut potentiel dû à un manque d'accessibilité, la surveillance d'un composant particulier peut être perturbée par la présence d'autres sources vibratoires. De même, le diagnostic peut s'avérer difficile si des composants identiques sont intégrés à l'équipement étudié.

Un accéléromètre piézoélectrique (Figure I.16), est composé d'un disque en matériau piézoélectrique (quartz), qui joue le rôle d'un ressort sur lequel repose une masse sismique précontrainte. Quand la masse se déplace sous l'effet d'une accélération, elle exerce sur le disque des contraintes, induisant à la surface de ce dernier une charge électrique proportionnelle à cette accélération. Les accéléromètres piézoélectriques tendent à devenir les capteurs de vibration absolue les plus utilisés pour la surveillance de l'état des roulements.

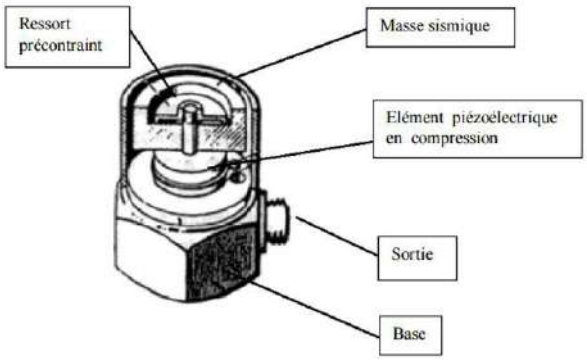


Figure I.16. Accéléromètre piézoélectrique

Dans le cas des roulements les principales mesures seront effectuées le plus souvent au droit des paliers qui sont les parties fixes les plus directement en relation avec les efforts sont des efforts directionnels liés à une contrainte de l'arbre, générés par exemple par le contact d'un roulement (effort directionnel radial horizontale et verticale (Figure I.17) appliqués à la partie mobile.

Ils possèdent les propriétés suivantes :

- Utilisables sur de très grandes gammes fréquentielles.
- Excellente linéarité sur une très grande gamme dynamique.
- Le signal d'accélération peut être intégré électroniquement pour donner le déplacement et la vitesse.
- Aucun élément mobile, donc extrêmement durable.

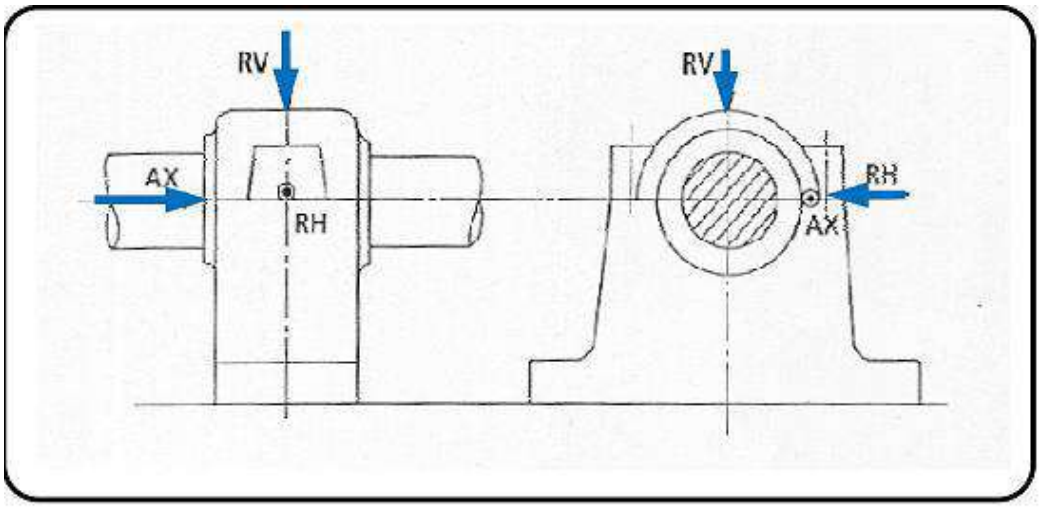


Figure I.17. Choix directionnel pour la prise de mesure**.**

I.11. Conclusion

L'étude théorique des organes mécaniques des machines tournantes et leurs défauts permettent de donner une idée sur les impacts des défauts présentés par les signaux à analyser.

Les roulements sont des éléments très répandus et très sollicités dans les machines tournantes mécaniques et sont la cause principale de leurs défaillances. Les défauts peuvent être provoqués par un grand nombre de facteurs. Parmi eux, l'emportent que la fatigue, l'usure, l'écaillage, la corrosion, le grippage…etc.

De nombreux travaux de recherches se développent encore aujourd'hui autour de nouvelles techniques que l'analyse vibratoire. Elles reposent souvent sur des méthodes de traitement avancées du signal. Ces techniques se sont également améliorées grâce à la connaissance du système mécanique en termes de vibration.

Cette remarque nous amène au chapitre suivant qui proposent sur l'intervention de l'intelligence artificielle sur l'un des composants les plus importants des machines tournantes, les roulements.

Chapitre II : Les techniques de l'intelligence artificielle

II.1. Introduction

L'intelligence humaine est une faculté remarquable qui nous permet d'exercer de multiples activités dites cognitives, Comme apprendre, comprendre, évaluer, critiquer, juger, connaître, planifier, analyser, choisir, mémoriser et communiquer. Il est passionnant d'essayer de décrire ces mécanismes, de les comprendre et éventuellement de les simuler.

L'intelligence artificielle (IA) s'intéresse à la fois aux descriptions abstraites de 1'intelligence humaine et à la possibilité de réaliser des systèmes artificiels dont le comportement correspondent à ces descriptions.

Un système d'intelligence artificielle a pour but la modélisation du comportement d'un expert humain, accomplissant une tâche de résolution des problèmes pour laquelle on ne dispose d'aucun algorithme et ce dans un domaine bien précis.

Les techniques de l'intelligence artificielle sont connues actuellement pour leur grande potentialité de pouvoir résoudre les problèmes liés aux processus industriels, notamment le contrôle, l'estimation et l'identification des paramètres des systèmes variant. Parmi ces techniques, on trouve la logique floue , les réseaux de neurones, algorithmes génétiques, les algorithmes évolutionnaires…etc qui s'appliquent de plus en plus dans le contrôle de la machine à induction et l'adaptation des systèmes capables de reproduire le comportement de l'humain dans ses activités de raisonnement.

L'intelligence artificielle (IA, ou AI en anglais pour *Artificial Intelligence*) consiste à mettre en œuvre un certain nombre de techniques visant à permettre aux machines d'imiter une forme d'intelligence réelle. L'IA se retrouve implémentée dans un nombre grandissant de domaines d'application [8]. Il existe un certain nombre de définitions différentes de l'IA.

On cite entre autres :

Système qui pense comme les hommes.

Système qui agit comme les hommes.

Système qui pense rationnellement.

Système qui agit rationnellement**.**

Les méthodes de surveillance sans modèle sont divisées en deux parties. La première partie correspond aux outils statiques et de traitement de signal qui sont généralement qualifiés d'outils de traitement de bas niveau, parce qu'ils sont en contact direct avec le signal capteur, et ne servent généralement que pour la génération d'alarmes brutes, sans

aucune information concernant leurs signification. La deuxième partie est celles des techniques dites de haut niveau et qui sont plutôt orientées vers la communication avec l'expert. Celles-ci représentent les techniques de l'intelligence artificielle (IA).

L'intelligence artificielle sera néanmoins particulièrement utile lorsqu'on aura besoin de doter une machine d'un des cinq sens : voir (par exemple, des branches sur des voies ferrées), sentir (les vibrations anormales signalant un problème de roulement à bille dans une machine tournante) ou lire (des comptes rendus) [7].

II.2. Domaines de l'intelligence Artificielle

- ✓ **Tâches routinières**
  - Perception : – Vision
    – Parole
- ✓ **Langage naturel :**
  - Sens commun : – Compréhension
    – Traduction
  - Robotique
- ✓ **Tâches formelles :**
  - Jeux : – Échecs
    – Backgammon
    – Dames
  - Mathématiques : – Géométrie
    – Logique
    – Calcul intégral
    – Preuves de théorèmes
- ✓ **Systèmes experts**
  - Ingénierie : – Conception
    – Réparation, déverminage
    – Planification industrielle
  - Analyse scientifique
  - Diagnostic médical
  - Analyse financière
- ✓ **Réseaux de neurones artificiels**
  - Classification

- Apprentissage supervisé et non-supervisé : – Perceptron multicouche
  – Réseaux auto-organisés
  – Simulations biologiques
- Imagerie et reconnaissance de formes [2].

Le modèle le plus utilisé dans les années précédentes est le réseau de neurone et la logique floue

Les techniques de l'intelligence artificielle servent comme outil de base pour l'aide à la décision .Leur réponse est donc plus élaborée que celle des techniques de bas niveau. Cette réponse peut être obtenue soit à partir des données brutes venant directement des variables de surveillance, soit à partir des données traitées venant des sorties des traitements de bas niveau.

Aujourd'hui, l'emploi des technologies intégrant les méthodes avancées du signal occupe une place privilégiée pour faire un diagnostic d'un équipement mécanique. Pour notre étude on utilise les deux méthodes : les réseaux de neurones et la logique floue.

II.3. Les réseaux de neurones artificiels

II.3.1 Introduction

Les réseaux de neurones ont d'abord été développés pour résoudre des problèmes de contrôle, de reconnaissance de formes ou de mots, de décision, de mémorisation comme une alternative à l'intelligence artificielle, et en relation plus ou moins étroite avec la modélisation de processus cognitifs (capable de connaître ou faire connaître) réels et des réseaux de neurones biologiques

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) constituent une technique non-linéaire complexe basée sur le modèle d'un neurone humain. Il s'agit d'un ensemble d'entités simples, appelées « neurones », fortement interconnectées entre elles. En fait, les RNA visent à modéliser les capacités d'apprentissage du cerveau humain.

Bien que les réseaux de neurones tirent leur origine de la neurobiologie, ils doivent être considérés comme des outils mathématiques et statistiques, dont l'intérêt industriel ne doit rien à la biologie.

Les recherches actuelles faites sur les réseaux de neurones artificiels n'ont pas permis de donner une définition exacte ou universelle à ce concept. En effet, la définition admise, utilise la notion de réseaux d'automates ou de système connexionniste .Un réseau

de neurones artificiels est composé d'automates connectés en réseau et fonctionnant en parallèle et dans lequel les connexions contiennent la connaissance d'un domaine particulier.

Par ailleurs, il existe une grande variété des réseaux de neurones artificiels, ceux-ci pouvant être définis selon plusieurs critères, parmi lesquels, on peut citer :

- différentes architectures de réseaux de neurones.
- mécanisme d'apprentissage.
- apprentissage des réseaux multicouches.
- principe de descente de gradient.

Les réseaux de neurones artificiels réalisés à partir du modèle biologique ne sont rien qu'une tentative de modélisation mathématique du cerveau humain. Ils sont donc conçus pour reproduire certaines de leurs caractéristiques comme :

- la capacité d'apprentissage.
- la capacité de mémoriser l'information.
- la capacité de traiter des informations incomplètes.

II.3.2. Analogie avec le cerveau humain

Le fonctionnement exact du cerveau humain est encore un mystère. Pourtant, certains aspects de cet étonnant processeur sont connus. En particulier, l'élément le plus fondamental du cerveau humain est un type spécifique de cellule qui, contrairement au reste du corps, ne semble pas se régénérer. Parce que ce type de cellule est la seule partie du corps qui n'est pas lentement remplacée, il est supposé que ces cellules sont ce qui nous fournit nos capacités de se souvenir, penser, et appliquer les expériences précédentes à nos actions. Ces 100 milliards de cellules sont appelées neurones. Chacun de ces neurones peut se connecter avec jusqu'à 200 000 autres neurones, bien que 1 000 à 10 000 soit typique [12].

La puissance de l'esprit humain vient du simple nombre de ces composants de base et des multiples connexions entre eux. Il provient également de la programmation génétique et de l'apprentissage.

Ces réseaux de neurones artificiels tentent de reproduire uniquement les éléments les plus fondamentaux de cet organisme complexe, polyvalent et puissant. Ils le font dans un moyen primitif. Mais pour l'ingénieur logiciel qui essaie de résoudre des problèmes, l'informatique neurale n'a jamais été à propos de répliquer des cerveaux humains.

Il s'agit de machines et d'une nouvelle façon de résoudre les problèmes.

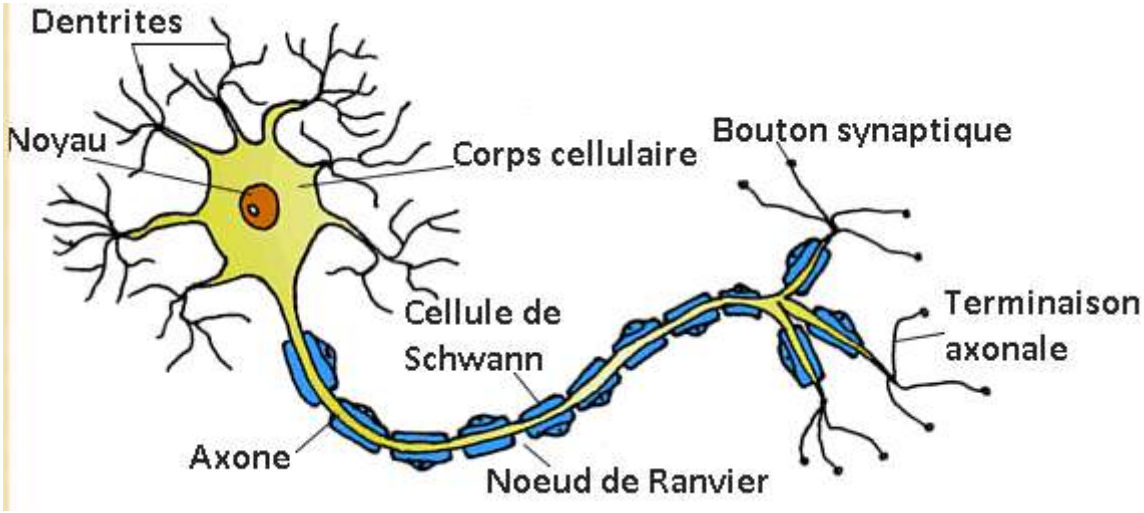


Figure II.1. Schéma d'un neurone biologique [11]

La structure d'un neurone se compose de trois parties essentielles :

- **La somma** : ou cellule d'activité nerveuse, au centre du neurone.
- **L'axone** : attaché au somma qui est électriquement actif, ce dernier conduit l'impulsion conduite par le neurone.
- **Dendrites** : électriquement passives, elles reçoivent les impulsions d'autres neurones [2]
- **Synapse :** ou bouton synaptique est une jonction entre deux neurones

II.3.2.1.Comparaison entre le neurone biologique et le neurone artificiel (formel)

Le neurone artificiel est une modélisation simplifiée du neurone biologique. Son premier modèle date des années quarante et il a été présenté par Mc Culloch et Pitts.

On peut dire que le neurone formel est une modélisation mathématique qui reprend les principes du fonctionnement du neurone biologique, en particulier la sommation des entrées [14].

La modélisation consiste à mettre en œuvre un système de réseaux neuronaux sous un aspect non pas biologique mais artificiel, cela suppose que d'après le principe biologique, on aura une correspondance pour chaque élément composant le neurone biologique, donc une modélisation pour chacun d'entre eux.

On pourra résumer cette modélisation sur le tableau II.1, qui nous permettra de voir clairement la transition entre le neurone biologique et le neurone formel.

Neurone Biologique	*Neurone Artificiel*
Synapses	Poids de connections
Axones	Signal de sortie
Dendrites	Signal d'entrée
Somma	Fonction d'activation

Tableau II.1 Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel [14].

Les neurones sont des cellules organisées en « couche » : c'est-à-dire que lorsque un neurone reçoit un signal électrique par ses synapses, cela déclenche ou non, un autre signal sur la couche suivante, etc. Ce fonctionnement est reproduit dans les réseaux de neurones artificiels [12].

II.3.2. Historique

L'origine de l'inspiration des réseaux de neurones artificiels remonte à 1890 où W. James, célèbre psychologue américain, introduit le concept de mémoire associative.

Il propose ce qui deviendra une loi de fonctionnement pour l'apprentissage des réseaux de neurones, connue plus tard sous le nom de loi de Hebb.

Quelques années plus tard en 1943 avec les travaux de Mc Culloch et Pitts qui montrent qu'un réseau de neurones discret, sans contrainte de topologie, peut représenter n'importe quelle fonction booléenne et donc émuler un ordinateur.

En 1949, Hebb propose une formulation du mécanisme d'apprentissage, sous la forme d'une règle de modifications des connexions synaptiques. Ce mécanisme est devenu la base des algorithmes courants.

La première architecture neuronale, le perceptron, apparaît en 1958, grâce aux travaux de Rosenblatt.

En 1969 ce dernier propose le premier algorithme d'apprentissage, qui permet d'ajuster les paramètres d'un neurone.

En 1982, Hopfield propose des réseaux de neurones associatifs et l'intérêt pour les réseaux de neurones renaît chez les scientifiques [9].

En 1986, Rumelhart, Hinton et Williams publient, l'algorithme de la rétro propagation de l'erreur qui permet d'optimiser les paramètres d'un réseau de neurones à plusieurs couches [1].

A partir de ce moment, la recherche sur les réseaux de neurones connaît un essor fulgurant et les applications commerciales de ce succès académique suivent au cours des années 90.

L'avantage fondamental des réseaux de neurones par rapport aux modèles statistiques traditionnels réside dans le fait qu'ils permettent d'automatiser la découverte des dépendances les plus importantes du point de vue de la prédiction du processus.

II.3.3. Architecture des réseaux de neurones

Un réseau de neurones est généralement formé d'une couche d'entrée représentant les neurones d'entrées (variables d'input), d'une couche de sortie représentent le vecteur de sortie (variables d'outputs), permettant de transférer les informations en dehors du réseau, et d'une ou de plusieurs couches cachées présentant l'ensemble des nœuds caches ayant des connexions entrantes qui proviennent des neurones d'entrée.

Ces unités n'ont pas d'interaction directe avec l'environnement. Elles permettent au réseau d'apprendre des taches complexes en exploitant, progressivement, les caractéristiques les plus significatives des neurones d'entrées. Un poids est attribué à chaque connexion du réseau.

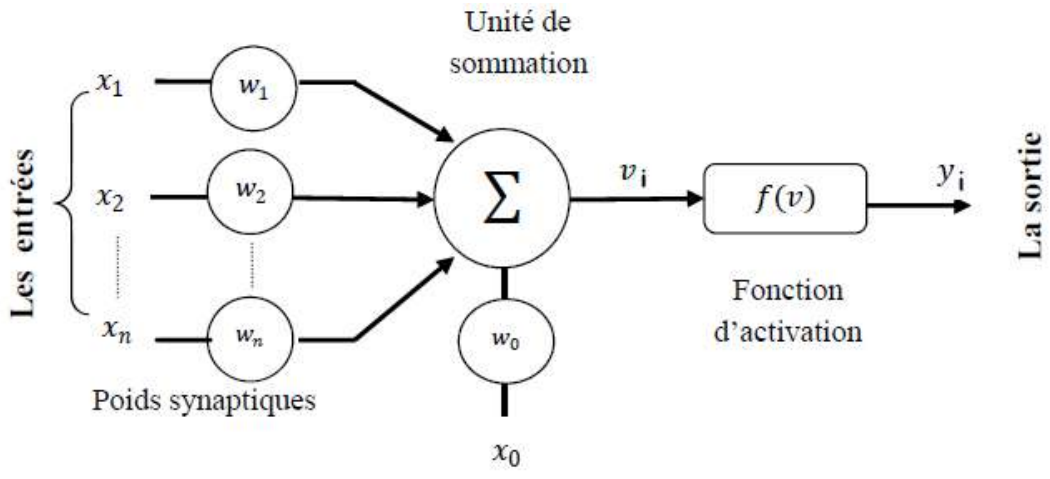


Figure II.2 le modèle mathématique d'un neurone artificiel [14].

La figure II.2 montre le schéma général d'un neurone formel. Chaque nœud i calcule la somme de ses entrées ($x_1,\ldots,x_n$), pondérées par les poids ($w_1,\ldots,w_n$) correspondants; cette valeur représente l'état interne du neurone (ν_i). Ce résultat est alors transmis à une fonction d'activation *f*. La sortie y_i est l'activation du neurone. Le neurone formel est un opérateur de sommation, le calcul de sa sortie se fait en deux étapes :

Etape 1 : une combinaison linéaire des entrées :

$$v_i = x_0 w_0 + \sum_{n=1}^{N} w_n x_n \qquad \text{(II.1)}$$

Les w_n sont appelés poids synaptiques ou simplement poids, w_0 est appelé biais

v_i est appelé potentiel du neurone.

Etape 2 : application d'une fonction d'activation à la somme pondérée des entrées

$$y_i = f(v_i) \qquad \text{(II.2)}$$

II.3.4. Présentation des réseaux de neurones :

Le principe des réseaux de neurones s'inspire des neurones biologiques. Le modèle du neurone formel se comporte comme un opérateur effectuant une somme pondérée de ses entrées, suivie d'une non-linéarité, appelée fonction d'activation, responsable du comportement du neurone**.**

Un réseau de neurones comprend un certain nombre de couches de neurones interconnectés : Couches d'entrées, couches cachées et couches de sortie.

La couche d'entrée représentée par les nœuds des sources fournit des poids d'accès physiques pour l'application des signaux d'entrée.

Les neurones dans la couche cachée se comportent comme des détecteurs de caractéristique.

Tandis que, les neurones dans la couche de sortie présentent à l'utilisateur les conclusions obtenues par le réseau, ou la réponse aux signaux d'entrée

Une loi d'apprentissage permet d'ajuster les poids des connexions afin d'avoir les performances désirées.

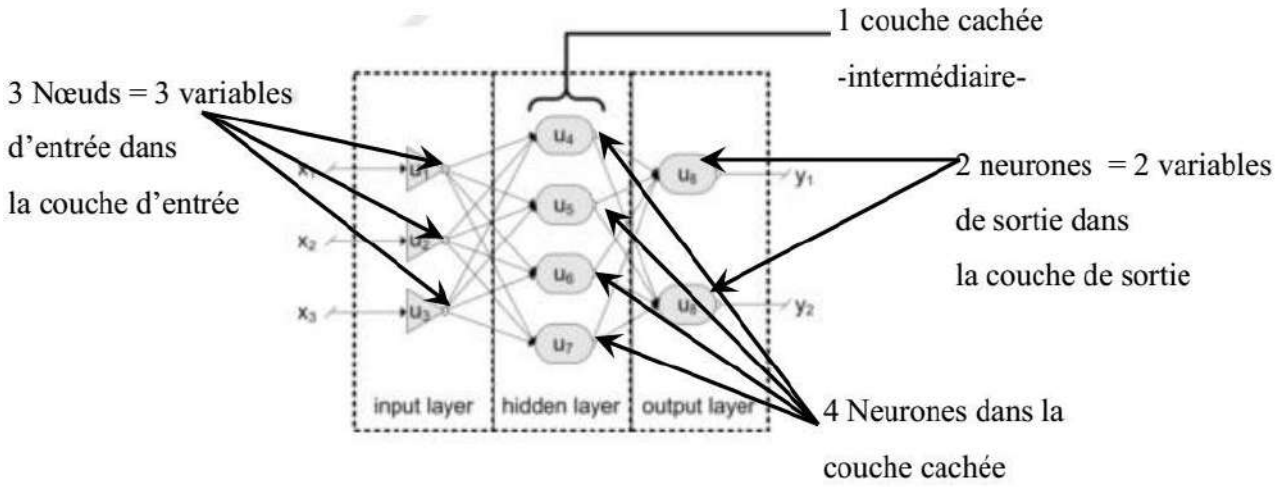


Figure II.3. Organigramme d'un réseau de neurones.

Un réseau de neurones est constitué de cellules (ou neurones), connecté entre elles par des liaisons affectées de poids. Ces liaisons permettent à chaque cellule de disposer d'un canal pour envoyer et recevoir des signaux en provenance d'autres cellules du réseau. Chacune de ces connexions reçoit un poids (une pondération), qui détermine son impact sur les cellules qu'elle connecte. Chaque cellule dispose ainsi d'une entrée, qui lui permet de recevoir de l'information d'autres cellules, mais aussi de ce que l'on appelle une fonction d'activation [10].

II.3.4. La fonction d'activation

Certaines fonctions de sommation ont un processus supplémentaire appliqué au résultat avant de passer à la fonction de transfert. Ce processus est parfois appelé la fonction d'activation. Le but de l'utilisation d'une fonction d'activation est de permettre à la sommation de sortie de varier au cours du temps. Les fonctions d'Activation sont actuellement assez confinées à la recherche.

Il s'agit d'une fonction qui permet de transformer le signal entrant dans une unité (neurone) en signal de sortie (réponse). Généralement, les fonctions d'activation ont un effet "d'aplatissement".

La fonction d'activation (fonction de transfert) d'un neurone artificiel, définit le rendement de ce neurone donné à partir d'une entrée ou un ensemble d'entrées

La fonction d'activation de chaque neurone est modifiée de façon à prendre en compte la présence de la boucle de rétroaction.

Différentes fonctions de transfert pouvant être utilisées comme fonction d'activation du neurone sont énumérées au tableau II.2.

Nom de la fonction	Relation entrée/sortie	Icône	Nom MATALB
Seuil	$y=0 \quad si \quad s<0$ $y=1 \quad si \quad s\geq 0$		hardlim
Seuil symétrique	$y=-1 \quad si \quad s<0$ $y=1 \quad si \quad s\geq 0$		hardlims
Linéaire	$y=s$		purelin
Linéaire saturée	$y=0 \quad si \quad s\leq 0$ $y=s \quad si \quad 0\leq s\leq 1$ $y=1 \quad si \quad s\geq 1$		satlin
Linéaire saturée symétrique	$y=-1 \quad si \quad s<-1$ $y=s \quad si \quad -1\leq s\leq 1$ $y=1 \quad si \quad s>1$		satlins
Linéaire positive	$y=0 \quad si \quad s\leq 0$ $y=s \quad si \quad s\geq 0$		poslin
Sigmoïde	$y=\frac{1}{1+exp^{-s}}$		logsig
Tangente hyperbolique	$y=\frac{e^{s}-e^{-s}}{e^{s}+e^{-s}}$		tansig
Compétitive	$y=1 \quad si \quad s \quad maximum$ $y=0 \quad autrement$	C	compet

Tableau II.2 Les fonction de transfert les plus utilisées dans les RNA [15].

Les fonctions d'activation les plus courantes dans l'ingénierie sont les fonctions seuil, linéaire et logistique sigmoïde (la sigmoïde).Dans cette mémoire on utilise deux fonctions d'activation pour la détection de défauts des roulements dans la machine tournante : la fonction sigmoïde et la fonction linéaire

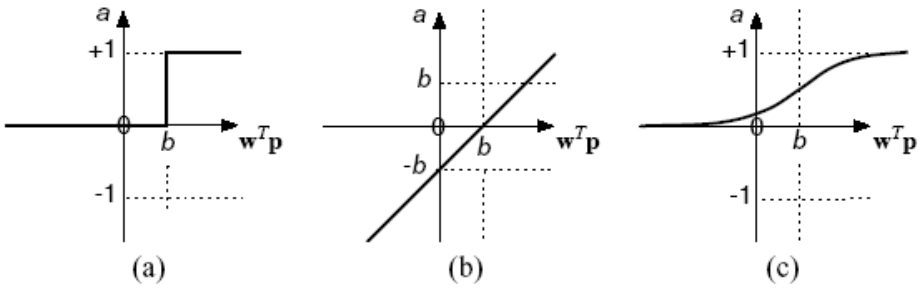


Figure II.4. Fonctions d'activations : (a) du neurone «seuil», (b) du neurone «linéaire», et (c)du neurone «sigmoïde».

Comme son nom l'indique, la fonction seuil applique un seuil sur son entrée. Plus précisément, une entrée négative ne passe pas le seuil, la fonction retourne alors la valeur 0 (on peut interpréter ce 0 comme signifiant *faux*), alors qu'une entrée positive ou nulle dépasse le seuil, et la fonction retourne à 1 (*vrai*).On remarque alors que le biais *b* dans l'expression $y=hard\ lim(w^T x-b)$ détermine l'emplacement du seuil sur l'axe $w^T x$, où la fonction passe de 0 à 1 Nous verrons plus loin que cette fonction permet de prendre des décisions binaires.

La fonction linéaire est très simple, elle affecte directement son entrée à sa sortie.

Dans ce cas, la sortie du neurone correspond à son niveau d'activation dont le passage à zéro se produit lorsque $y=w^T x-b$.

La fonction de transfert sigmoïde est donnée par :

$$y = \frac{1}{1+\exp^{s}} \tag{II.3}$$

La fonction d'activation est une fonction qui doit renvoyer un réel proche de 1 quand les "bonnes" informations d'entrée sont données et un réel proche de 0 quand elles sont "mauvaises". On utilise généralement des fonctions à valeurs dans l'intervalle réel [0,1]. Quand le réel est proche de 1, on dit que l'unité (le neurone) est **active** alors que quand le réel est proche de 0, on dit que l'unité est **inactive**. Le réel en question est appelé la **sortie** du neurone et sera noter par *a*. Si la fonction d'activation est linéaire, le réseau de neurones se réduirait à une simple fonction linéaire.

En effet, si les fonctions d'activations sont linéaires, alors le réseau est l'équivalent d'une régression multilinéaire (méthode utilisée en statistiques). L'utilisation du réseau de neurone est toutefois bien plus intéressante lorsque l'on utilise des fonctions d'activations non linéaires

En notant *g* la fonction d'activation, on obtient donc la formule donnant la sortie d'un neurone :

$$a = g\left(in\right) = g\sum_{i=0}^{k} w_i x_i \tag{II.4}$$

Remarquez que le coefficient de biais est inclus dans la somme, d'où la formule plus explicite :

$$a = g(in) = g((\sum_{i=1}^{k} w_i x_i) - w_0) \tag{II.5}$$

La fonction sigmoïde présente l'avantage d'être dérivable (ce qui va être utile par la suite) ainsi que de donner des valeurs intermédiaires (des réels compris entre 0 et 1) Toutefois, la fonction possèdent un seuil est en 0 également mais vaut 1/2.

Revenons à notre neurone et demandons-nous quand est-ce que le seuil est atteint, ou dépassé dans le cas de la fonction sigmoïde. Il est dans tous les cas atteint quand *in* vaut 0.

II.3.5. L'apprentissage des réseaux de neurones

On appelle apprentissage des réseaux de neurones la procédure qui consiste à estimer les paramètres de neurones du réseau, afin que celui-ci remplisse au mieux la tâche qui lui est affectée [10].

Comme le cerveau humain, les réseaux de neurones artificiels (RNA) peuvent apprendre par expérience .Ainsi, suite à l'application séquentielle de plusieurs entrées à apprendre, les algorithmes d'apprentissage modifient la valeur de poids entre les neurones ainsi que la valeur des biais de façon à améliorer la performance du RNA.

En fait, l'ajustement des poids est plus ou moins efficace tout dépendamment de la connaissance que nous avons du système à modéliser ou du problème à résoudre. Dans le cadre de cette définition, on peut distinguer trois grandes classes d'apprentissage.

II.3.5.1. Apprentissage non supervisé :

Ce type d'apprentissage est choisis lorsqu'il n'y a pas de connaissance à priori des sorties désirés pour des entrées données. En fait, c'est de l'apprentissage par exploration ou l'algorithme d'apprentissage ajuste les poids des liens entre neurones de façon à maximiser la qualité de classification des entrées.

II.3.5.2.Apprentissage par renforcement :

Dans ce cas, bien que les sorties idéales ne soient pas connues directement, il y a un moyen quelconque de connaître si les sorties du RNA s'approchent ou s'éloignent du but visé. Ainsi, les poids sont ajustés de façons plus ou moins aléatoires et la modification est conservée si l'impact est positif ou rejeté sinon**.**

III.3.5.3. L'apprentissage supervisé (back propagation)

Cet algorithme d'apprentissage ne peut être utilisé que lorsque les combinaisons d'entrées sorties désirées sont connues. L'apprentissage est alors facilité et par là, beaucoup plus rapide que pour les deux autres algorithmes puisque l'ajustement des poids

est fait directement à partir de l'erreur, soit la différence entre la sortie obtenue par le RNA et la sortie désirée. Une fois le type d'apprentissage choisit selon les connaissances à priori du problème à résoudre, un autre aspect important consiste à déterminer si le réseau de neurones, dans sa phase d'exploitation, sera statique ou dynamique. Dans le premier cas, un pré- apprentissage sera effectué alors que dans le second, un apprentissage continu sera requis pour permettre au RNA de réagir aux changements de son environnement.

Dans notre mémoire nous allons utiliser l'apprentissage supervisé.

Dans un apprentissage supervisé, on présente au réseau de neurones les entrées et les sorties désirées correspondantes. Ici le réseau s'adapte par une comparaison entre le résultat qu'il a calculé, en fonction des entrées fournies et la réponse attendue en sortie. De cette façon, le réseau va modifier ses poids jusqu'à ce que le résultat soit le plus proche possible de la sortie désirée, correspondant à une entrée donnée.

III.3.6.Différentes modèles de réseaux de neurones

Selon la topologie de connexion des neurones, on peut classifier plusieurs modèles de réseaux de neurones.

a. Réseau multicouche (*feed-forward*)

Dans les réseaux multicouche (*feed-forward*) les neurones sont arrangés par couche, il n'y a pas de connexion entre neurone d'une même couche et la connexion ne se fait qu'avec les neurones des couches en avales. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement, nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (de l'activation) au sein d'un réseau et de définir les concepts de neurone d'entrée et de neurone de sortie. Par extension on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrées et la couche de sortie l'ensemble des neurones de sorties. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées.

b.Réseau à connexion locale

Il s'agit d'une structure multicouche, mais qui a l'image de la rétine, conserve une certaine topologie. Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurone de couche avale. Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique.

c.Réseau à connexion récurrente

Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche. Ces connexions sont le plus souvent locales.

d.Réseau à connexion complete

C'est la structure d'interconnexion la plus générale. Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau et à lui-même.

II.4. La logique floue

II.4.1. Introduction

La logique floue est une extension de la logique booléenne créée par Lotfi_ Zadeh en 1965 se basant sur sa théorie mathématique des ensembles flous, qui est une généralisation de la théorie des ensembles classiques. En introduisant la notion de degré dans la vérification d'une condition, permettant ainsi à une condition d'être dans un autre état que vrai ou faux, la logique floue confère une flexibilité très appréciable aux raisonnements qui l'utilisent, ce qui rend possible la prise en compte des imprécisions et des incertitudes.

La logique floue par sa caractéristique principale pour formaliser le raisonnement humain et que les règle sont énoncées en langage naturel, elle est classée parmi les technique de l'intelligence artificielle. Cette technique permet de traiter les problèmes tels qu'ils se présentent dans la nature, et elle a fait ses preuves dans les systèmes experts, dans le contrôle de processus et dans les programmes d'aide à la décision.

L'objectif de ce travail est l'application de cette dernière pour l'automatisation du diagnostic de défaut des roulements à base d'indicateurs des signaux vibratoire.

II.4.2. Définition :

La logique floue est une sorte de logique dans laquelle les variables ont des degrés de vérité compris entre 0(faux) et 1(vrai). Cela permet entre autres d'exprimer les résultats comme des probabilités plutôt que des certitudes.

Le terme de ''logique floue'' a deux acceptions :

- La première, que nous avons adoptée correspond à tous les développements concernant la théorie de sous-ensembles flous.

- La seconde représente une extension de la logique classique, dans le but de raisonner sur des connaissances imparfaites [17].

II.4.3. historique :

Le terme d'ensemble flou apparaît pour la première fois en 1965 lorsque le professeur Lotfi -Zadeh, de l'université de Berkeley aux USA, publie un article intitulé « Ensembles flous » (Fuzzy Sets). Il a réalisé depuis de nombreuses avancées théoriques majeures dans le domaine et a été rapidement accompagné par de nombreux chercheurs développant des travaux théoriques.

Ainsi en 1975, le professeur Mamdani à Londres développe une stratégie pour le contrôle des procédés et présente les résultats très encourageants qu'il a obtenus sur la conduite d'un moteur à vapeur.

En 1978, la société danoise F.L.Smidth réalise le contrôle d'un four à ciment. C'est là la première véritable application industrielle de la logique floue.

Enfin, des applications existent dans des domaines très différents.

II.4.4. principe de fonctionnement :

Un sous-ensemble classique A de X est défini par une fonction caractéristique **F(x)** qui prend la valeur 0 pour les éléments de X n'appartenant pas à A et la valeur 1 pour ceux qui appartiennent à A :

$$\mathbf{F : X \rightarrow \{0,1\}}$$

Par contre un sous-ensemble flou A de X est défini par une fonction d'appartenance qui associe à chaque élément x de X, le degré ***f*(x),** compris entre 0 et 1, avec lequel x appartient à

A : $\boldsymbol{f : X \rightarrow [0, 1].}$

Le cas particulier où ***f*(x)** ne prend que des valeurs égales à 0 ou 1, le sous ensemble flou A est un sous-ensemble classique de X. Un sous-ensemble classique est donc un cas particulier de sous-ensemble flou [18].

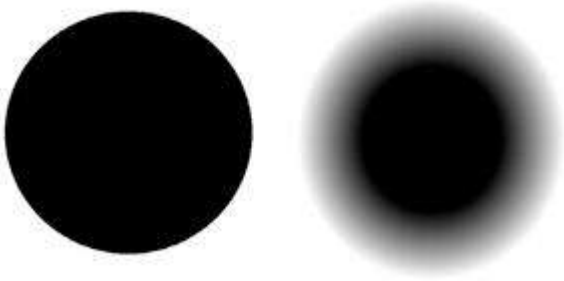


Figure II.5 : Représentation graphique d'un ensemble classique et d'un ensemble flou [19].

II.4.5. Fonction d'appartenance :

La fonction d'appartenance est l'équivalent de la fonction caractéristique d'un ensemble classique. La forme de la fonction d'appartenance est choisie arbitrairement en suivant les conseils de l'expert ou en faisant des études statistiques : formes sigmoïde, tangente hyperbolique, exponentielle, gaussienne ...

Les fonctions d'appartenance peuvent théoriquement prendre n'importe quelle forme.

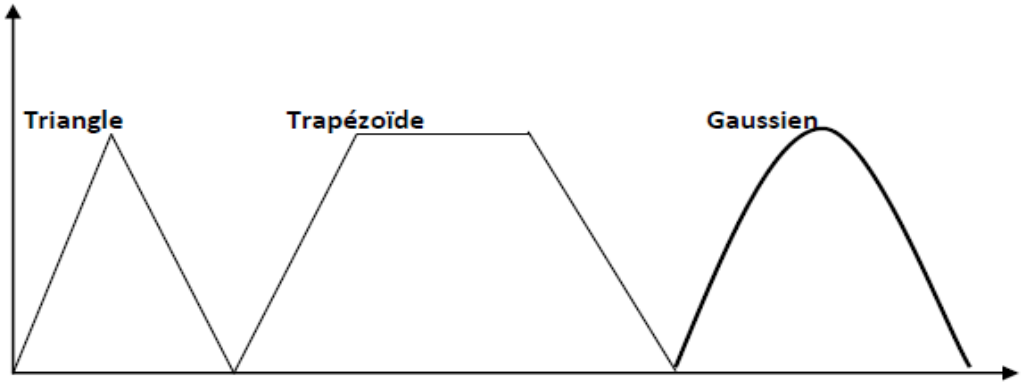


Figure II.6 . Type de représentation des sous-ensembles floue.

Toutefois, elles sont souvent définies par des segments de droites, et dites « linéaires par morceaux ».

La (**Figure II.7**) montre un exemple d'une fonction d'appartenance appliquée sur la taille des êtres humains.

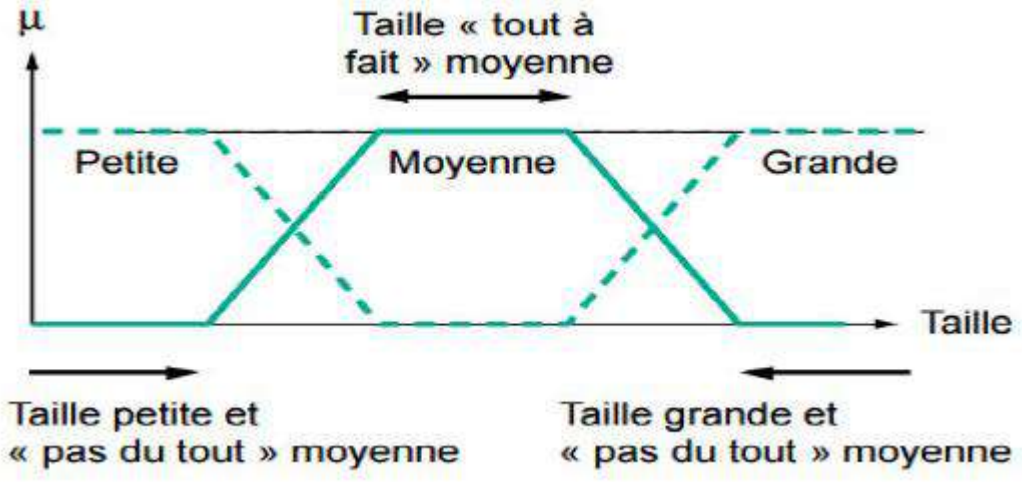


Figure II.7. Fonctions d'appartenance linéaires par morceaux.

Les fonctions d'appartenance « linéaires par morceaux » sont très utilisés car :

• Elles sont simples,

• Elles comportent des points permettant de définir les zones ou la notion est vraie, les zones où elle est fausse, ce qui simplifie le recueil d'expertise.

Dans cette étude on a utilisé la forme trapézoïde comme une fonction d'apparence pour savoir l'état de roulement sur la machine tournante.

II.4.6. blocs principaux d'un système flou :

Un système flou peut être regardé comme un système expert particulièrement simple, fonctionnant à partir d'une représentation des connaissances basée sur ses ensembles flous. Un système flou est composé de 3 blocs principaux :

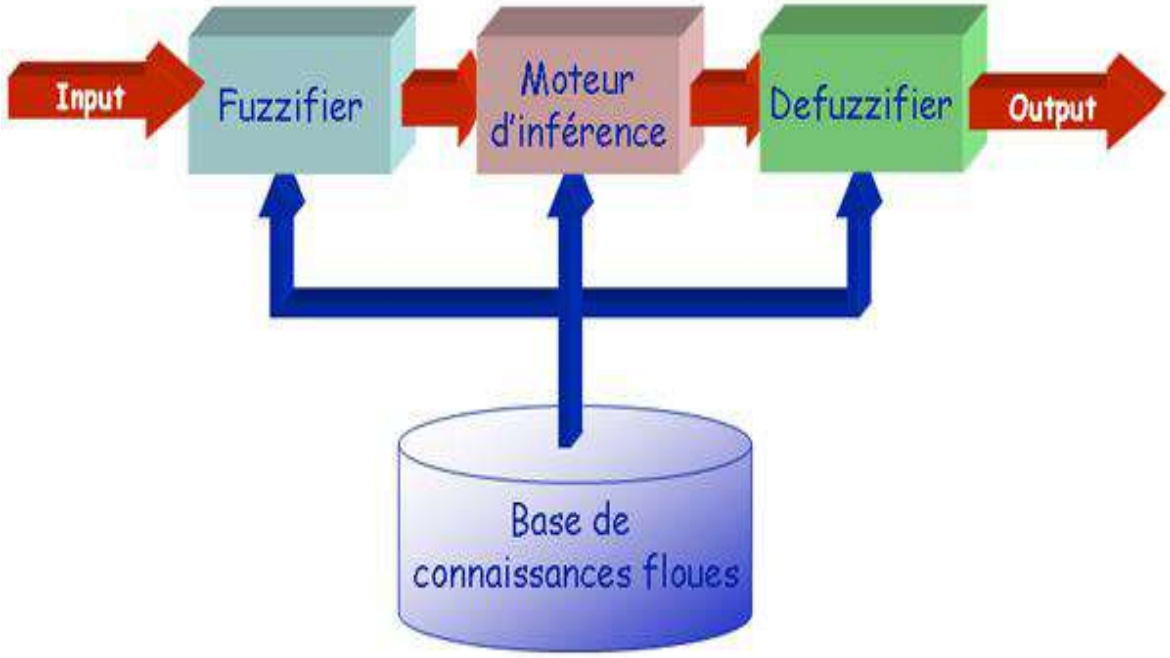


Figure II.8 : Système flou

a. **Fuzzification :**

La fuzzification est la première étape dans la réalisation d'un système flou. Elle transforme chaque valeur réelle d'entée en un ensemble flou, en lui attribuant sa fonction d'appartenance à chacune des classes préalablement définie.

b.* Mécanisme d'inférence floue *:

A partir de la base des règles (fournie par l'expert) et du sous ensemble correspond à la fuzzification**.** Le mécanisme d'inférence calcule le sous ensemble flou qui est la sortie floue du système.

c. Défuzzification :

L'interface de défuzzification pour objectif de transformer Le sous ensemble flou de l'univers de discours ayant été calculé par le mécanisme d'inférence, en une valeur non floue permettant ainsi, d'obtenir une valeur d'aide au diagnostic.

II.5. conclusion :

Les techniques de l'intelligence artificielle sont considérées comme une solution très intéressante pour l'automatisation de surveillance des roulements en temps réel.

Cette méthode a donné des résultats très satisfaisants, car non seulement elle assure la détection précoce d'un défaut, mais elle permet aussi de savoir l'état du roulement.

Chapitre III : Suivi des défauts par les techniques de l'intelligence artificielle

III.1. Introduction

Il existe plusieurs méthodes pour la surveillance des machines tournantes qui occupe une place prépondérante dans le diagnostic et le pronostic de défauts des machines tournantes. La maintenance prédictive est devenue synonyme de surveillance des caractéristiques vibratoires des machines tournantes pour détecter les problèmes de bourgeonnement et prévenir les pannes catastrophiques. C'est pour cette raison que nous avons développé notre modèle de pronostic autour des indicateurs vibratoires pertinents.

L'activité de pronostic de défaillances est aujourd'hui considérée comme un processus clef dans les stratégies de maintenance industrielle. Cependant, dans la pratique, les outils de pronostic sont encore rares. Les approches aujourd'hui stabilisées reposent sur un historique des incidents assez conséquents pour être représentatifs des événements potentiellement prévisibles.

Les approches de l'intelligence artificielle populaires pour le diagnostic des machines tournantes sont les réseaux de neurones artificiels (RNA), la logique floue, des systèmes experts et de datamining. Pour former un modèle de diagnostic, les RNA et la logique floue sont basés sur des exemples(ou objets) de cas résolus et des entrées et des sorties connues.

La combinaison des techniques de traitement des signaux vibratoires et de l'intelligence artificielle par réseaux de neurones et logique floue, a permis, de fournir un outil de pronostic efficace et de quantifier la pertinence des sources d'information exploitées et proposées dans les machines tournantes (les arbres, les engrenages, les roulements …etc).

Dans ce chapitre on va passer en revue les méthodes de l'intelligence artificielle qui sont actuellement utilisées dans le diagnostic et le pronostic des défauts dans les systèmes industriels. Le diagnostic implique la détection et l'analyse de la cause ou la nature du défaut, alors que le pronostic calcule ou prédit l'état futur à la suite d'une analyse sur des données pertinentes et disponibles. Une méthode de diagnostic et de pronostic efficace peut conduire à la réduction des arrêts imprévus et à l'augmentation de la fiabilité et la sûreté de fonctionnement des systèmes et par conséquent réduit les coûts de la maintenance.

III.2. Banc d'essai de détection et d'identification des défauts de roulement

PRONOSTIA est une plateforme d'expérimentation (Figure III.1) dédié à tester et valider les approches de détection de défauts, de diagnostic et de pronostic des roulements. La plateforme a été conçue et réalisée au département AS2M de L'institut FEMTO-ST [16].

L'objectif principal de PRONOSTIA est de fournir des données expérimentales réelles qui caractérisent la dégradation des roulements à billes tout au long de leur vie opérationnelle (jusqu'à leur défaillance totale du roulement).

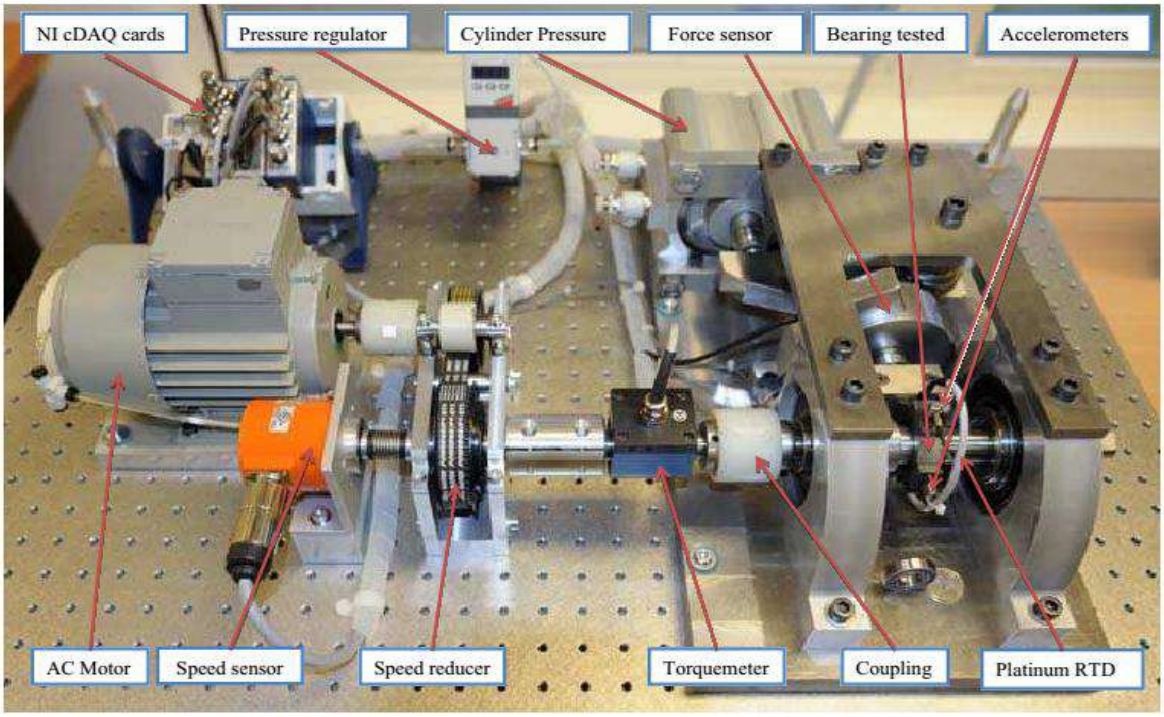


Figure III.1. Le banc d'essai de l'étude expérimentale (PRONOSTIA) [16].

La plate-forme expérimentale permet de conduire les dégradations des roulements en quelques heures seulement. Les données fournies par la plateforme PRONOSTIA sont différentes en ce sens qu'elles correspondent à des roulements (normalement) dégradés. Cela signifie que les défauts ne sont pas initialement déclenchés sur les roulements et que chaque roulement dégradé contient presque tous les types de défauts (bille, les bagues et la cage). PRONOSTIA est composé de trois parties principales : une partie rotative, une partie de génération de dégradation (avec une force radiale appliquée sur le roulement essayé) et une partie de mesure.

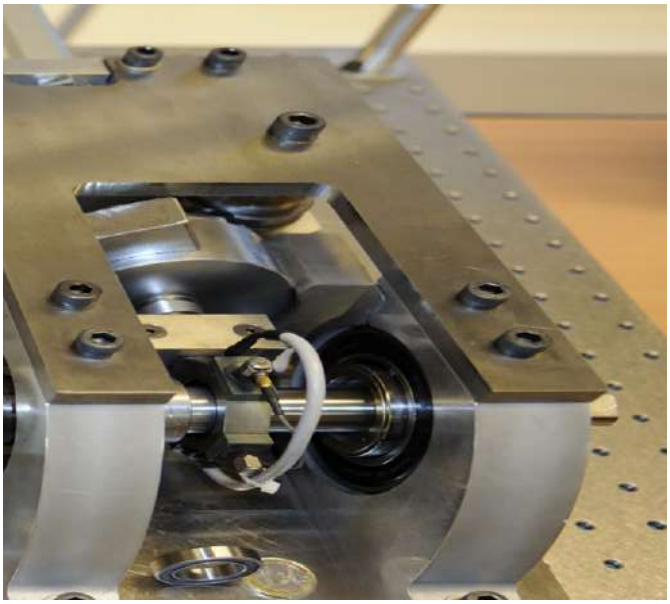


Figure III.2. Palier du roulement à tester et capteurs, banc d'essai PRONOSTIA.

III.3. L'algorithme de processus de l'étude

Effectuer un diagnostic nécessite un certain nombre d'étapes qui s'enchaînent :

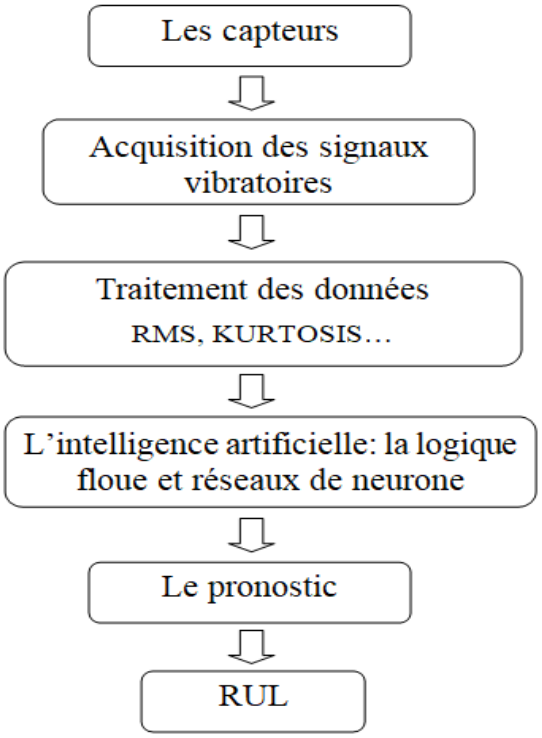


Figure III.3. Les différentes étapes de suivi des défauts.

III.3.1. Les capteurs de vibration

Le capteur est l'élément essentiel de la chaine de mesures. Dans cette étude, deux accéléromètres ont été placés dans des directions radiales sur le palier du roulement testé ; le premier capteur est placé dans l'axe vertical (capteur 1) et le deuxième capteur est placé dans l'axe horizontal (capteur 2) l'ongle entre eux est 90°.



Figure III.4. Capteur de vibration, accéléromètre.

III.3.2. Acquisition des signaux vibratoires

Lors de la phase d'acquisition des données, des signaux sont recueillies. Cette étape implique l'utilisation de capteurs appropriés qui permettent de mesurer les différentes variables du processus.

Les données qu'on a utilisées dans ce mémoire sont issues de la plateforme PRONOSTIA. Elles ont été choisies d'une manière aléatoire, environ 20 signaux choisis comme des échantillons (voir le **Tableau III.1**).

III.3.3. Traitement des données

Les signaux vibratoires ont été traités par l'utilisation du logiciel Mathlab. Ces signaux contiennent des informations utiles relatives à l'état mécanique de la machine.

Le traitement des signaux permet d'extraire des informations utiles le plus précocement possible. Il s'agit donc d'extraire des indicateurs permettant de mettre en évidence les éventuels défauts pouvant apparaître au sein du système. Dans le domaine du diagnostic, les indicateurs de défauts (exemples RMS, KURTOSIS, Facteur k, Valeur crête …) sont couramment dénommés des indicateurs prédictifs.

Fichiers	Temps (min)	RMS1	RMS2	ROOT AMP	VC1	MARGIN	FK1	RANGE
Acc-00001	513.016667	0.3286	0.2389	0.1101	1.4780	13.4241	0.4856	2.8390
Acc-00200	546.183333	0.2792	0.2941	0.0930	0.3674	3.9505	1.3160	2.3900
Acc-00400	579.516667	0.2796	0.2966	0.0916	0.4610	5.0327	1.6490	2.7980
Acc-00600	612.85	0.2952	0.2962	0.0971	0.4549	4.6848	1.5410	2.9740
Acc-00800	646.183333	0.2701	0.2631	0.0889	0.3852	4.3329	1.4260	2.7530
Acc-01002	679.85	0.2912	0.2690	0.0935	0.6991	7.4770	2.4010	4.0210
Acc-01211	714.683333	0.3302	0.2384	0.1120	0.5448	4.8642	1.6500	3.2780
Acc-01385	743.683333	0.3307	0.2393	0.1061	0.5695	5.3675	1.7220	3.1730
Acc-01509	764.35	0.4713	0.2568	0.1573	0.9586	6.0940	2.0340	3.9660
Acc-01604	780.183333	0.4895	0.2385	0.1606	1.0641	6.6257	2.1740	4.1810
Acc-01756	805.516667	0.6694	0.3106	0.2014	2.8990	14.3942	4.3310	7.7690
Acc-01812	814.85	0.6557	1.9178	0.1970	2.7039	13.7253	4.1240	8.2430
Acc-01995	845.35	0.7538	1.1941	0.2381	2.9751	12.4951	3.9470	7.7850
Acc-02108	864.183333	0.7855	0.2527	0.2550	3.3723	13.2247	4.2930	7.9840
Acc-02197	879.016667	1.1689	0.3788	0.3109	12.2525	39.4097	10.4820	19.5270
Acc-02220	882.85	1.0895	1.4411	0.2985	11.0770	37.1088	10.1670	15.7850
Acc-02291	894.683333	1.7545	0.6508	0.4783	31.5561	65.9755	17.9860	28.9310
Acc-02305	897.016667	1.8714	2.0469	0.5034	23.5438	46.7695	12.5810	24.1000
Acc-02323	900.016667	2.1166	1.3471	0.5977	36.0690	60.3463	17.0410	31.9070
Acc-02340	902.85	3.3216	3.8586	0.9317	69.9753	75.1049	21.0670	40.5800
Acc-02352	904.85	4.1847	4.1282	1.0762	163.6632	152.075	39.1100	69.8900
Acc-02370	907.8	7.5456	7.8519	2.2631	333.4723	147.3519	44.1940	85.7240
Acc-002375	908.683333	7.3096	5.3396	2.4007	247.8160	103.2265	33.9030	65.2580

Tableau III.1 Indicateurs des défauts (RMS, ROOT amplitude, Valeur crete , MARGIN, Facteur K, Range)

Fichiers	Temps(min)	MEAN	SHAPE	FC1	kurtosis
Acc-00001	513.016667	0.0035	448.9117	4.4982	4.6697
Acc-00200	546.183333	0.0022	124.1586	4.7139	5.4387
Acc-00400	579.516667	0.0050	55.8792	5.8980	5.1129
Acc-00600	612.85	0.0029	103.1440	5.2201	5.2629
Acc-00800	646.183333	-0.0064	-42.5062	5.2796	7.0269
Acc-01002	679.85	0.0114	25.5727	8.2455	4.9010
Acc-01211	714.683333	0.0310	10.6501	4.9973	0.7460
Acc-01385	743.683333	0.0057	58.4993	5.2069	4.6596
Acc-01509	764.35	0.0130	36.1692	4.3157	4.9054
Acc-01604	780.183333	-0.0169	-28.9924	4.4414	7.8876
Acc-01756	805.516667	0.0098	68.0431	6.4703	8.5929
Acc-01812	814.85	0.0123	53.2385	6.2899	6.4098
Acc-01995	845.35	0.0131	57.3812	5.2363	5.8823
Acc-02108	864.183333	0.0242	32.4186	5.4650	14.0404
Acc-02197	879.016667	-0.0037	-314.3898	8.9674	17.4544
Acc-02220	882.85	0.0083	131.6478	9.3318	16.0014
Acc-02291	894.683333	0.0316	55.5146	10.2514	10.6873
Acc-02305	897.016667	0.0063	298.2319	6.7229	12.9714
Acc-02323	900.016667	-0.0192	-110.1923	8.0511	9.3140
Acc-02340	902.85	-0.0080	-415.5881	6.3425	15.9019
Acc-02352	904.85	0.1597	26.1973	9.3460	7.3559
Acc-02370	907.8	-0.1037	-72.7951	5.8569	5.1773
Acc-002375	908.683333	0.1344	54.3903	4.6382	4.9097

Tableau III.2 Indicateurs de défauts (Mean, shape, Fc, kurtosis).

III.3.4. Réseaux de neurones et logique floue

Dans notre étude, l'utilisation de l'approche réseaux de neurones et logique floue est une étape très importante dans le processus de suivi de l'évolution et savoir l'état du roulement.

III.3.5. Le pronostic

Dans un contexte de surveillance de l'état d'un composant, l'objectif principal du pronostic est d'estimer le temps résiduel avant la défaillance ce composant. Le rôle du pronostic consiste à prédire quel pourrait être l'état d'une installation industrielle dans le futur, au vu de son état actuel et passé.

III.3.6. RUL "Remaining Useful Time"

Remaining Useful Time c'est la durée de vie restante du roulement.

III.4. Comparaison entre les deux capteurs d'accélérations

D'après le chapitre précédant, on a vu que le RMS est un bon indicateur de défaut qui donne plus d'information sur l'état de roulement. On a organisé les valeurs calculées de l'indicateur RMS pour chaque capteur dans le tableau (**Tableau III.3**) où le RMS1 est issu du capteur 1 (placé radialement dans l'axe vertical) et le RMS2 issu du capteur2 (placé radialement dans l'axe horizontal).

Fichiers	Temps (min)	RMS1	RMS2
Acc-00001	513.016667	0.3286	0.2389
Acc-00200	546.183333	0.2792	0.2941
Acc-00400	579.516667	0.2796	0.2966
Acc-00600	612.85	0.2952	0.2962
Acc-00800	646.183333	0.2701	0.2631
Acc-01002	679.85	0.2912	0.2690
Acc-01211	714.683333	0.3302	0.2384
Acc-01385	743.683333	0.3307	0.2393
Acc-01509	764.35	0.4713	0.2568
Acc-01604	780.183333	0.4895	0.2385
Acc-01756	805.516667	0.6694	0.3106
Acc-01812	814.85	0.6557	1.9178
Acc-01995	845.35	0.7538	1.1941
Acc-02108	864.183333	0.7855	0.2527
Acc-02197	879.016667	1.1689	0.3788
Acc-02220	882.85	1.0895	1.4411
Acc-02291	894.683333	1.7545	0.6508
Acc-02305	897.016667	1.8714	2.0469
Acc-02323	900.016667	2.1166	1.3471
Acc-02340	902.85	3.3216	3.8586
Acc-02352	904.85	4.1847	4.1282
Acc-02370	907.8	7.5456	7.8519
Acc-002375	908.683333	7.3096	5.3396

Tableau III.3. Comparaison entre RMS1 et RMS2

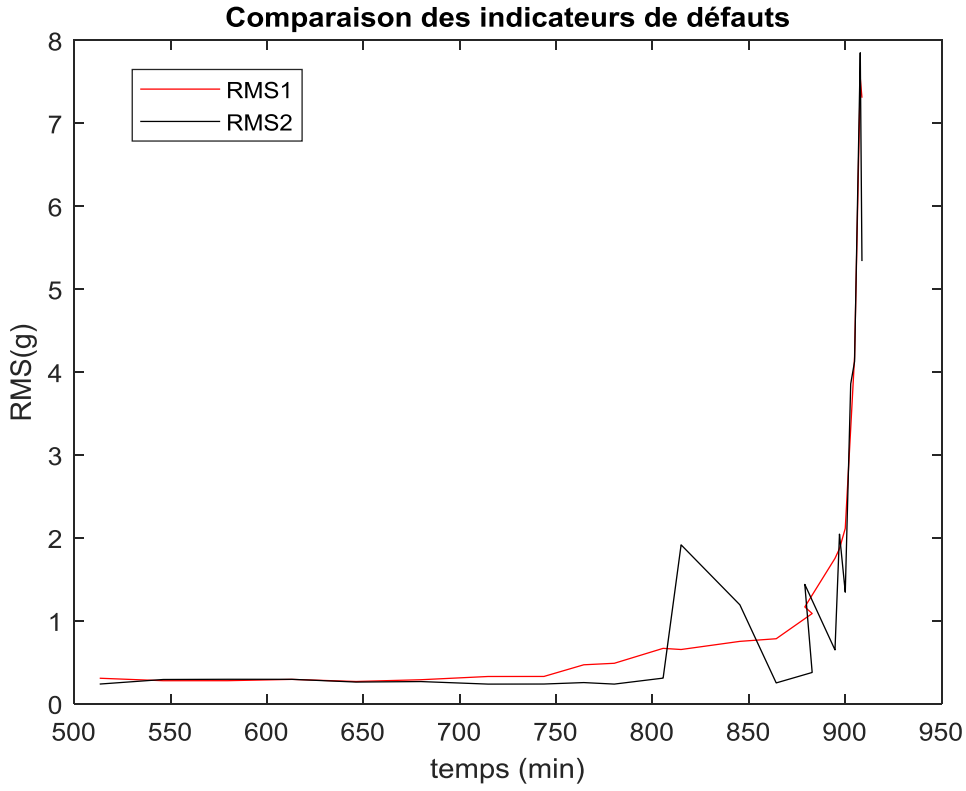


Figure III.5. Comparaison entre RMS1 et RMS2

La figure (Figure III.3) montre une comparaison entre deux courbes de RMS en fonction du temps. On constate clairement que la courbe qui représente l'indicateurs RMS1 donne une représentation significative de la dégradation du roulement en fonction du temps par rapport à la deuxième courbe de RMS2. Donc, le capteur 1 semble plus propice à utiliser pour le suivi de l'état des roulements.

III.5. Les indicateurs statistiques de défauts de roulement

Plusieurs indicateurs permettent de connaître l'état vibratoire de la machine et d'en surveiller l'évolution, sans pouvoir toutefois déterminer la cause des vibrations.

Dans ce mémoire, on a considéré les valeurs de premier accéléromètre puisqu'il donne les meilleurs résultats par rapport au deuxième accéléromètre.

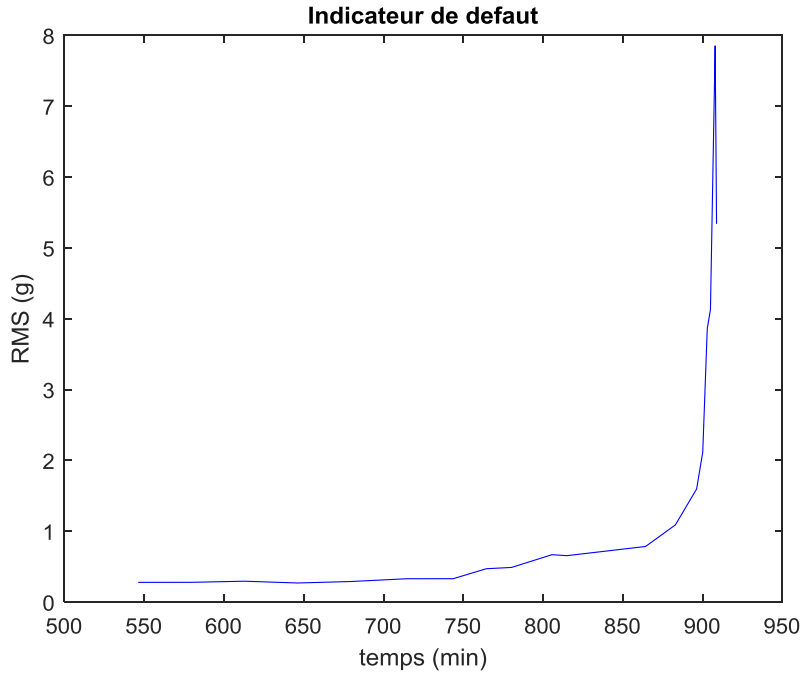


Figure III.6. RMS en fonction du temps.

Le choix de l'indicateur le plus pertinent pour le suivi de l'état de dégradation du roulement est nécessaire. Pour cela, des essais de détection de défauts de roulement ont été réalisés sur un banc d'essais. Différents indicateurs statistiques, tels que peak, la valeur RMS ou le facteur crête…etc. ont été étudiés dans le cadre du suivi de l'évolution de roulement. Le meilleur indicateur est celui qui contribue à donner une courbe de tendance la plus représentative de l'évolution de la dégradation du roulement.

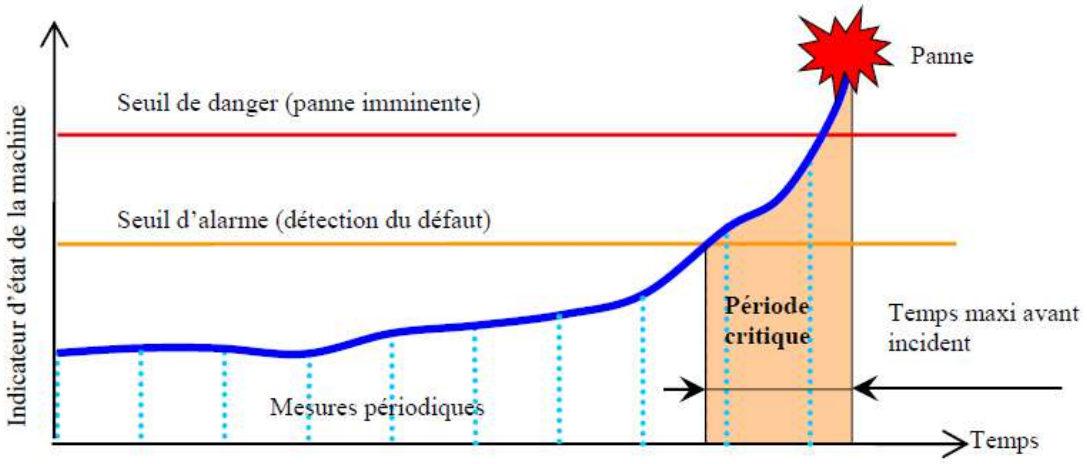


Figure III.7. Indicateur d'état en fonction du temps.

L'indicateur d'état évolue dans le temps. On définit alors au moins 2 seuils :

Un seuil d'alarme (SA) : il nous prévient que l'état de la machine se dégrade et qu'il va falloir prévoir une intervention de maintenance. On a le temps de programmer l'arrêt de la machine afin de pénaliser le moins possible la production.

Par expérience SA= 2R0 où R0 est le seuil normal qui représente la moyenne des amplitudes avant la détection de défaut

Un seuil de danger (SD) : il nous prévient d'arrêter la machine. Il faut intervenir rapidement pour éviter une catastrophe. On peut également définir des seuils intermédiaires afin d'être plus précis dans notre analyse.

Par expérience aussi SD=10R0.

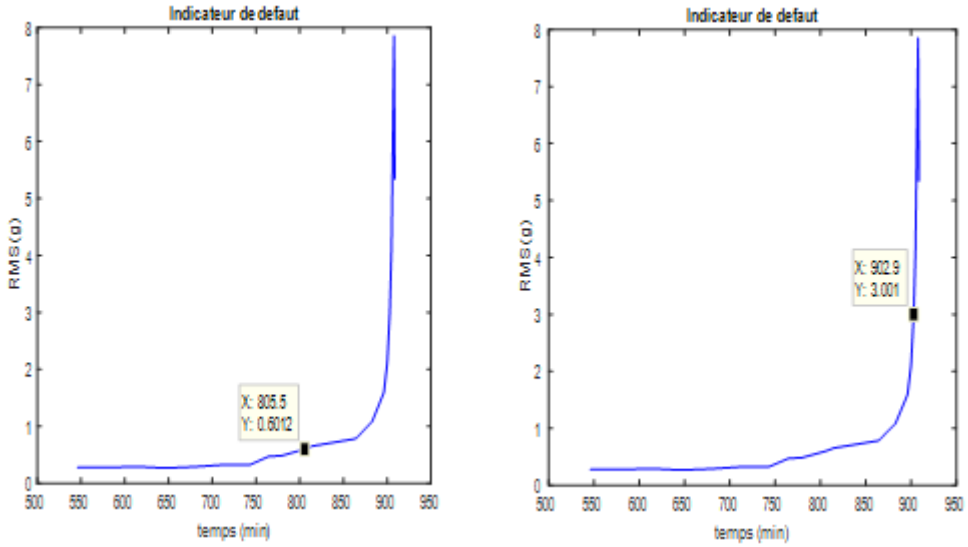


Figure III.8. Le point de dégradation et le point de danger dans l'indicateur RMS

L'amplitude de seuil normale R0=0.3006g

L'amplitude de seuil d'alerte SA=0.6012 g (c'est le point de dégradation P4).

L'amplitude de seuil de danger SD= 3.006 g

On a fait une étude sur plusieurs indicateurs à l'aide de logiciel MATHLAB.

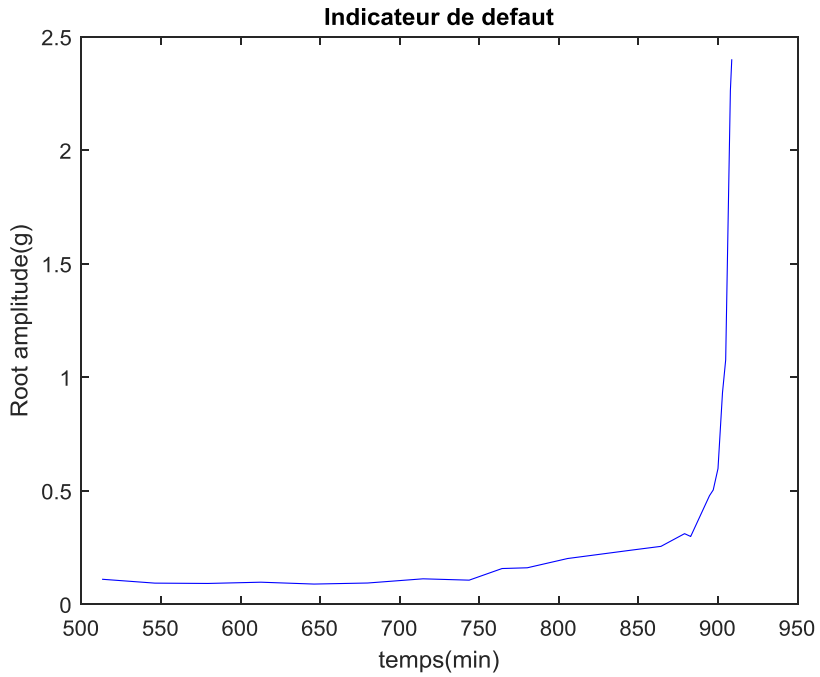


Figure III.9. Courbe Root amplitude en fonction du temps.

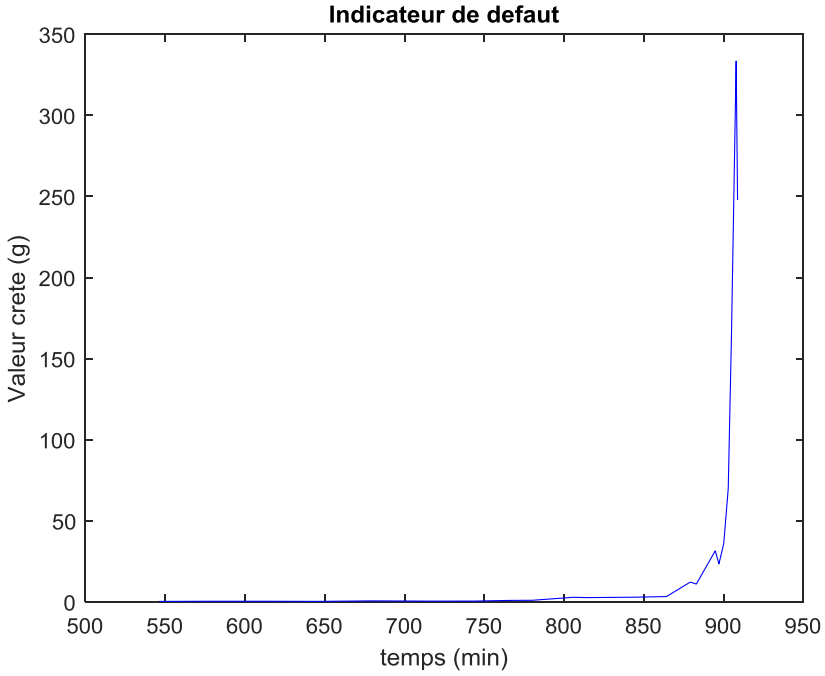


Figure III.10. Courbe valeur crête en fonction du temps.

Le Peak augmente au fur et à mesure que le défaut se développe, jusqu'à la fin de vie du roulement

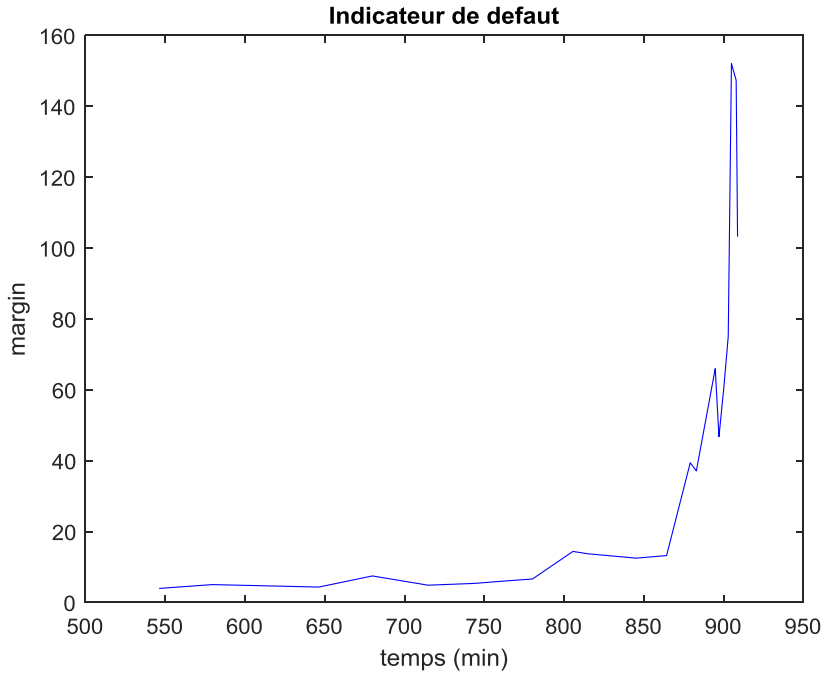


Figure III.11. Courbe margin en fonction du temps.

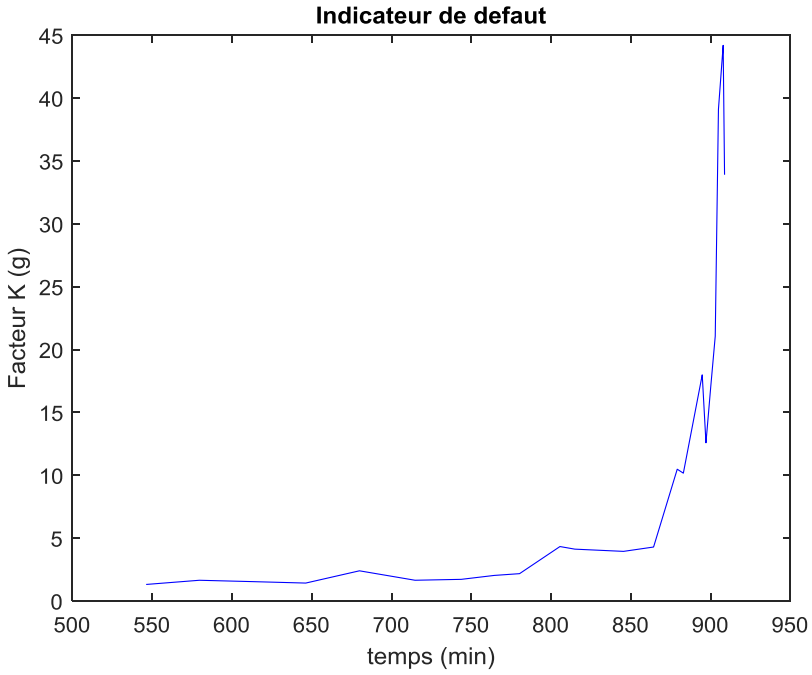


Figure III.12. Courbe facteur K en fonction du temps.

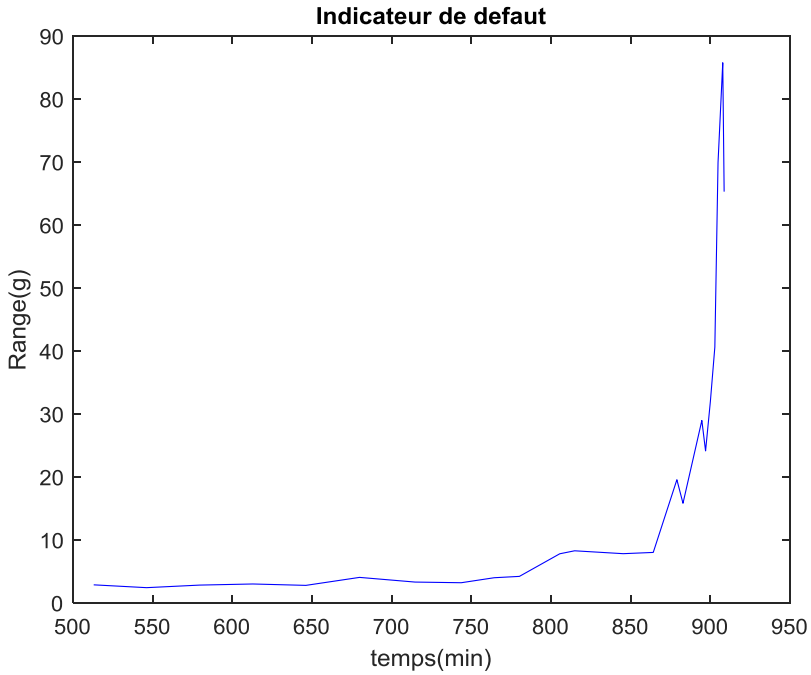


Figure III.13. Courbe Range en fonction du temps.

D'après les figures précédentes (**Figure III.9, Figure III.10, Figure III.11, Figure III.12, Figure III.13),** On peut constater qu'il existe plusieurs indicateurs comme Root amplitude, margin, Range, Valeur crête et Facteur k qui peuvent donner les mêmes informations que l'indicateur RMS.

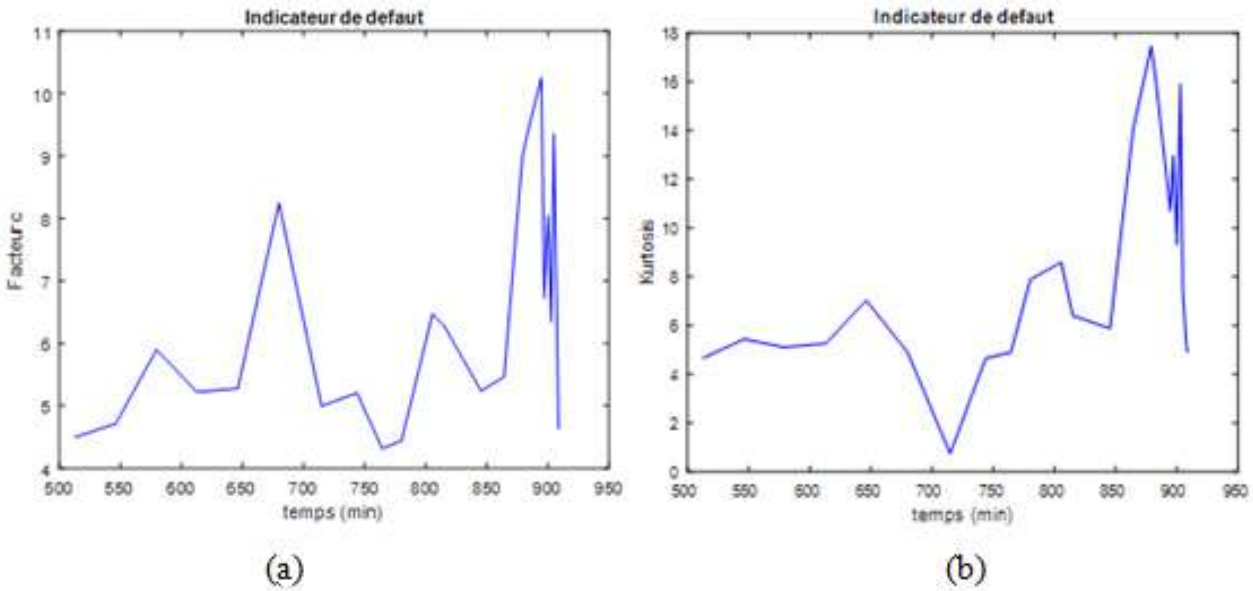


Figure III.14. Les indicateurs de défaut en fonction du temps : (a) Facteur c (b) kurtosis

Dans cette étude, on a constaté aussi que les indicateurs kurtosis et le facteur crête ne sont pas des bons indicateurs pour suivre l'état de défauts des roulements, car il est difficile d'extraire des informations utiles qui donnent une image sur l'état de roulement (voir **Figure III.14).**

III.5. Diagnostic de défaut par les réseaux de neurone

La détection et le diagnostic automatique des défauts sont devenus des techniques cruciales dans l'industrie en raison de l'intégration des procédures intelligentes dans les systèmes de surveillance des machines.

Le diagnostic des défauts nécessite la connaissance des symptômes caractéristiques du fonctionnement du système à surveiller et de les analyser pour en déduire l'état de dégradation dudit système. L'établissement des symptômes se fait, souvent, en référence à la connaissance du comportement normal.

III.5.1. Objectif des réseaux de neurone

L'approche réseaux de neurone, est l'une des techniques les plus utilisées pour le diagnostic de défauts des roulements, vise à suivre l'évolution de défauts de roulement en fonctionnement.

Dans cette étude, nous avons appliqué cette approche sur l'ensemble de données relatives à l'indicateur statistique RMS.

III.5.2. Application de l'approche réseaux de neurone

Le réseau de neurone utilisé dans ce travail est composé de trois couches : 1 entrée, 2 cachées et 1 sortie, comme il est représenté sur la (**Figure III.15**). La couche d'entrée a des neurones représentants les observations extraites à partir des signaux mesurés de vibration par l'analyse temporelle et fréquentielle c'est l'indicateur RMS. Ces observations ont été utilisées à l'entrée de réseau. Pour obtenir ce modèle de réseau de neurone on a utilisé deux couches cachées la première contiens quatre neurones dont la fonction d'activation est sigmoïde, la deuxième couche cachée contiens cinq neurones dont la fonction d'activation est sigmoïde. La couche de sortie représente l'indicateur RMS. L'algorithme d'apprentissage utilisé dans ce programme est de Levenberg-Marquardt(trainlm). Les résultats de cette approche sont illustrés par la figure (**FigureIII.16**) avec une erreur de 0.000739 et 2000 itérations.

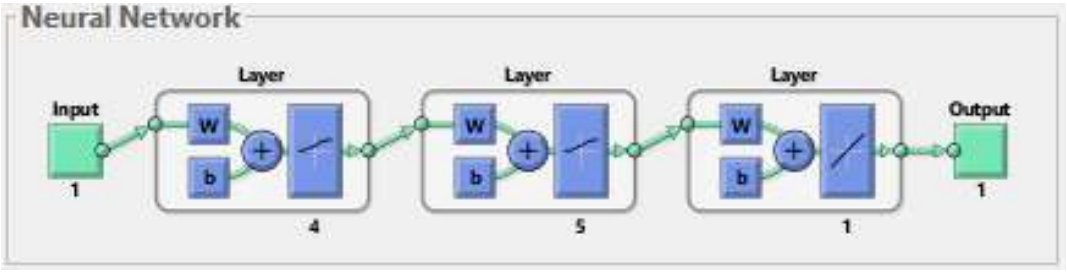


Figure III.15. Schéma d'architecture de réseau de neurone utilisé.

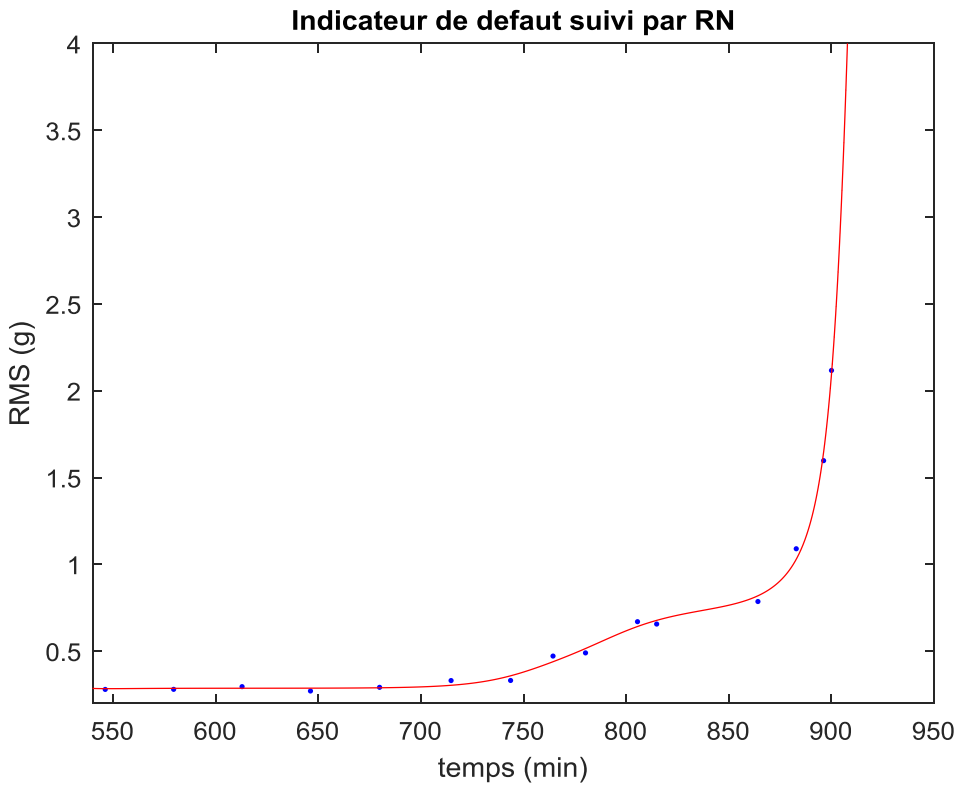


Figure III.16. Courbe RMS générée par RN

D'après la figure ci-dessus (**Figure III.16**), on constate que la courbe de l'indicateur RMS issue de l'approche réseaux de neurone est très proche à celle issue des données expérimentales. Donc, cette courbe permet de suivre et de prédire l'évolution de défaut de roulement.

III.5.2.1. La pronostic

D'après la (**Figure III.17**), on constate que le réseau de neurone peut atteindre le seuil de danger de roulement au point où l'amplitude est égale à 3.075 g qui correspond au temps 904.7min.

Donc, on peut calculer le rul du roulement et savoir le temps restant avant l'enlèvement de roulement de la machine. Le RUL est le temps au seuil de danger estimé moins le temps actuel mesuré après le seuil d'alarme. Alors, on peut dire que la durée de vie restante de roulement est 4.4min.

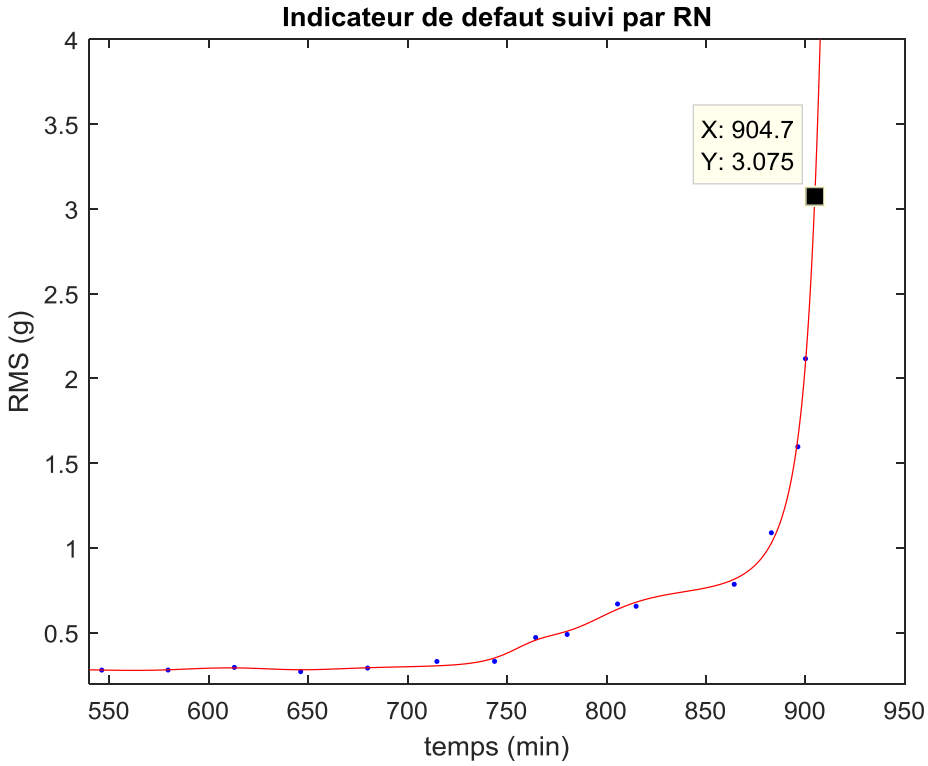


Figure III.17 Pronostic représentée par réseau de neurone.

III.5.2.1. Comparaison entre les résultats

Apres avoir faire le pronostic de défaut de roulement, dans l'étape suivante, on fait une comparaison entre les résultats expérimentaux et les résultats neuronales et on vérifie si le réseau de neurone choisi pour le suivi de l'évolution de roulement est un bon modèle proposé.

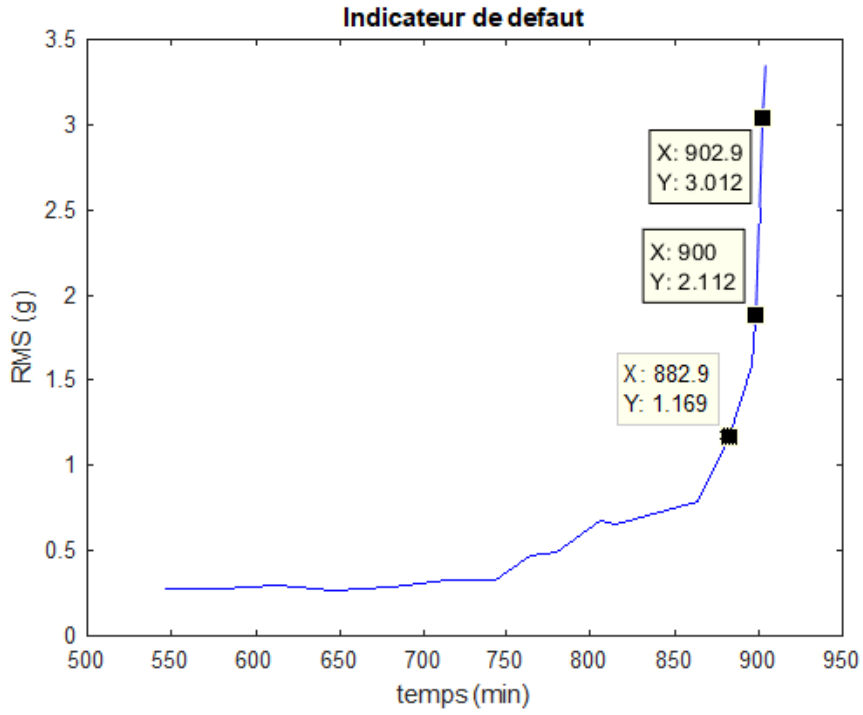


Figure III.18. Les points choisis pour calculer le rul expérimentale.

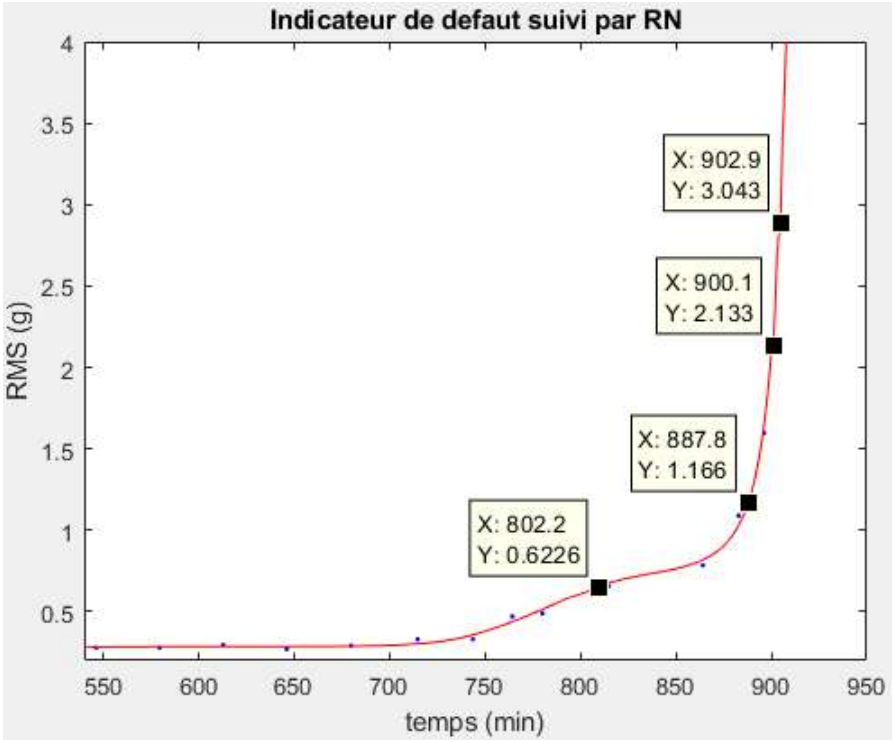


Figure III.19. Les points choisis pour calculer le rul neuronale

Une comparaison entre la courbe RMS (**Figure III.18**) qui correspond aux données expérimentales et la courbe issue de l'approche neuronale (**Figure III.19**) a été faite. Cette comparaison est illustrée dans le **Tableau III.4.** Les points étudiés ont été choisi aléatoirement.

On constate que les courbes sont très proches.

Les points expérimentaux de RMS	Les points de réseau de neurone
P1=902.9	P1=902.9
P2=900	P2=900.1
P3=882.9	P3=887.8

Tableau III.4. Tableau de comparaison entre les courbes.

III.5.2.2. Calcul de RUL de roulement

Le tableau ci-dessous (**Tableau III.5**) exprime le RUL calculé pour chaque courbe. On constate que les valeurs de la durée de vie issues des deux approches, à savoir, expérimentales et réseaux de neurone, sont presque identiques

.

Le Rul expérimentale	Le Rul de réseau de neurone
P1-P2=2.9	P1-P2=2.8
P1-P3=20	P1-P3=15.1
P1-P4=100.7	P1-P4=100.7

Tableau III.5. La durée de vie restante de roulement

Par conséquence on peut dire que le réseau de neurone est un modèle prédictif qui permet d'estimer le temps restant avant la détérioration complète du roulement.

III.6. Diagnostic de défaut par logique floue

La méthode logique floue LF utilise des outils mathématiques pour un raisonnement approximatif lorsque la donnée est imprécise, incertaine, vague et incomplète. Les systèmes flous sont capables de traiter des variables naturelles via des conditions floues « si- alors ». Les systèmes flous adaptatifs exploitent les facultés d'apprentissage des réseaux de neurones. Plusieurs articles exploitent cette technique dans domaine du diagnostic et de la surveillance des roulements dans les machines tournantes.

III.5.1. Objectif

Le diagnostic de défaut par la technique de la logique floue qu'on a fait dans ce mémoire a plusieurs objectifs variés :

-savoir l'état de roulement sur la machine.

-Détection d'un fonctionnement anormal et localisation de la défaillance

-Evaluation des indices de performance

-construction de bases des données issues de l'expertise humaine, et formulation sous forme de règle conditionnelle « si- alors ».

-conception du système adaptatif pour le diagnostic

Pour des raisons de simplicité, l'approche basée sur la reconnaissance des formes est très utilisée actuellement en surveillance. On détaillera donc un peu plus la partie surveillance par logique floue.

III.6.1. Analyse expérimentale

Nous avons choisi un système d'inférence floue avec une seule variable à l'entrée et une variable à la sortie.

La figure suivante montre le schéma bloc de notre système (**Figure III.19**).

L'entrée du système d'inférence floue choisi pour la détection et l'identification des défauts de roulements est constituée d'un indicateur le plus pertinent calculé précédemment : RMS . La sortie du système est le message d'erreur qui représente l'état de roulement

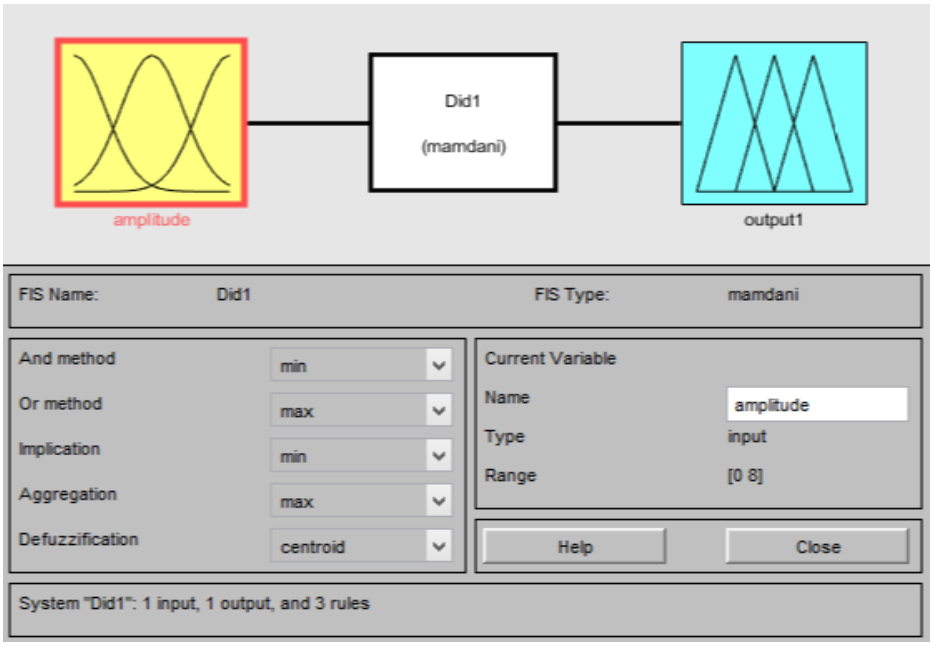


Figure III.20 Schéma bloc de système

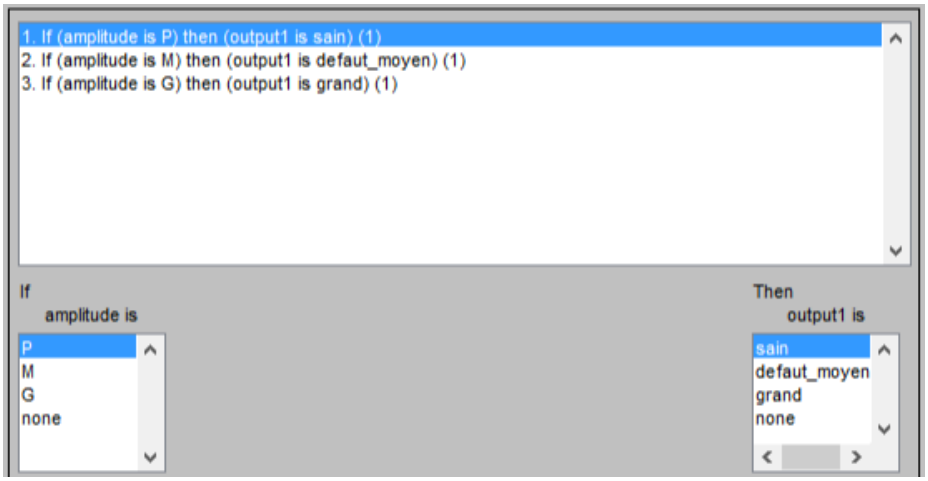


Figure III.21 Les règles de base

III.6.2. Test et résultats de système d'inférence flou (fis)

Pour valider les résultats de notre système destiné à la détection et identification des défauts de roulements, il est nécessaire de faire des tests pour vérifier l'efficacité de cette approche. Un programme MATLAB appelé ˝programme test˝est conçu pour les données de test. Les figures suivantes (**Figure III.22, Figure III.23, Figure III.24**) représentent les résultats de la logique floue.

```
MESSAGE.m
y=evalfis(0.1,Did1);
if (y>0 && y<0.3)
    disp('la marche normale de roulement')
elseif (y>=0.3 && y<0.7)
    disp('etat alerte de roulement')
else
    ('etat de danger')
end
```

```
>> MESSAGE
la marche normale de roulement
```

Figure III.22. Etat sain du roulement.

```
MESSAGE.m
y=evalfis(0.5,Did1);
if (y>0 && y<0.3)
    disp('la marche normale de roulement')
elseif (y>=0.3 && y<0.7)
    disp('etat alerte de roulement')
else
    ('etat de danger')
end
```

```
>> MESSAGE
etat alerte de roulement
```

Figure III.23. Début de défaut de roulement.

```
MESSAGE.m
y=evalfis(0.9,Did1);
if (y>0 && y<0.3)
    disp('la marche normale de roulement')
elseif (y>=0.3 && y<0.7)
    disp('etat alerte de roulement')
else
    ('etat de danger')
end
```

```
>> MESSAGE

ans =

    'etat de danger'
```

Figure III.24. Roulement après le défaut.

III.7. Présentation de logiciel MATLAB

Le logiciel MATLAB est un logiciel de manipulation de données numériques et de programmation dont le champ d'application est essentiellement dans les sciences appliquées. Son objectif, par rapport aux autres langages, est de simplifier au maximum la transcription en langage informatique d'un problème mathématique, en utilisant une écriture la plus proche possible du langage naturel scientifique.

MATLAB est un langage de développement informatique particulièrement dédié aux applications scientifiques. il utilisé pour développer des solutions nécessitant une très grande puissance de calcul. Il est un environnement puissant, complet et facile à utiliser destiné au calcul scientifique. Il apporte aux ingénieurs, chercheurs et à tout scientifique un système interactif intégrant calcul numérique et visualisation. Tous les programmes dans notre étude sont réalisés par le logiciel.

III.8.conclusion

Les résultats obtenus des données expérimentales confirment que la méthode de proposée est capable de détecter et de diagnostiquer les défauts avec précision, indépendamment, du niveau de la charge et du type de défauts.

Cette méthode a donné des résultats très satisfaisants, car elle assure non seulement la détection précoce d'un défaut, mais elle permet aussi de localisé chaque zone de défaut.

Conclusion générale

Le travail effectué dans le cadre de ce mémoire s'inscrit dans le domaine de la surveillance et le diagnostic automatisés des systèmes mécaniques par analyse vibratoire.

Deux approches existent dans le cadre des méthodes d'analyse vibratoire : l'approche classique basée sur le jugement (décision) de l'homme sur l'état de santé des machines par l'analyse des signaux vibratoires, en utilisant les différentes méthodes du traitement du signal.

La deuxième approche dite intelligente est basée sur l'automatisation de la décision en utilisant les différents algorithmes et règles de décision et surtout les réseaux de neurones et la logique floue pour la surveillance des états de fonctionnement des machines tournantes.

Le présent projet a permis de montrer que les outils classiques de supervision doivent être complétés par des outils de surveillance, de diagnostic, de pronostic qui s'intègrent à la supervision. En effet, la supervision consiste à gérer et à surveiller l'exécution d'un travail, puis à proposer des actions correctives si nécessaire. En fait, le processus de collecte de données à partir des signaux et les analyses doivent être complètement automatisés afin de réduire l'intervention humaine et par conséquent réduire les coûts de maintenance et de production.

Les résultats obtenus lors de cette contribution montrent que les réseaux de neurones et la logique floue sont des outils parfaitement fiables et performants pour la prédiction et la prévision les défauts et l'état des roulements

Les travaux réalisés dans le cadre de ce mémoire pourraient donner lieu à des études supplémentaires sur plusieurs points :

-Faire une identification et vérification du modèle neuronale utilisé sur des autres roulements dans la machine tournante.

-Déterminer l'état de roulement par la logique floue avec plusieurs indicateurs de défauts.

-Adaptation (ajustage) des paramètres du système de type (ANFIS : An adaptive neural-fuzzy inférence system).

Références bibliographiques

[1] Djaballah Saïd, étude et optimisation de la transformée en ondelettes pour la détection des défauts dans les roulements, mémoire de magister, université Mohamed Cherif Messaâdia de souk-ahras.

[2]Thameri Hadda, diagnostic des défauts de roulement par les réseaux de neurones, mémoire de master, Université Yahia Fares De Medea, 2014.

[3] Chaib Sid Ali et Boussaidi Azeddine, détection et caracterisation des défauts des roulements par l'analyse spectrale, mémoire de master, Université M'hamed BOUGARA Boumerdes, 2016.

[4] Redjil Khaoula, Etude des défauts du roulement par analyse spectrale et cepstrale, mémoire de master, Universite Badji Mokhtar Annaba, 2017.

[5] Miloud Sedira et Ahmed Felkaoui, application des modèles de markov cachésdans la classification des défauts de machines tournantes, laboratoire lmpa, université Ferhat Abbas, 19000 Sétif, Algérie, 2011.

[6] http// :www.Latribune.Fr.

[7] http// :www.futura-science.com.

[8] C. Touzet « Les réseaux de neurones artificiels introduction au connexionnisme ». Préface de Jeanny Hérault, EC2 éd. France. 1992.

[9] WG.Dreyfus.J.M.Martinez.M.Samuelides/M.B.Gordon.F.Badran.S.Thira.L.Hérault réseaux De Neurones/Eyrolles.

[10] http// : Ineteligence-Artificielle-Robotique.Weebly.Com.

[11] Dave Anderson And George Mcneill, Artificial Neural Networks Technology, Kaman Sciences Corporation_258 Genesse Street_Utica, New York 13502-4627,1992.

[12] http// :Neurones_Artificielles/A_Leurs_Principes_Et_Leurs_Fonctionnement.

[13] Nedjaoume Sabah, entraînement d'un réseau de neurones MLPPAR la méthode BFGS, mémoire de master, Université Larbi Ben M'hidioum El Bouaghi, 2016.

[14] Y. Djeriri, Les réseaux neurones artificiels, UDL-SBA-2017.

[15] Patrick Nectoux, Rafael Gouriveau, Kamal Medjaher, Emmanuel Ramasso, Brigitte Morello, Noureddine Zerhouni, Christophe Varnier. PRONOSTIA: An Experimental Platform for Bearings Accelerated Life Test. IEEE International Conference on Prognostics and Health Management, Denver, CO, USA, 2012.

[16] IEEPHM2012_challenge_Detailsx.

[18] Mahami Amine et Berkane Med El Mehdi, Contribution à la détection et l'identification des défauts de roulement par la logique floue, mémoire de master, Universite M'hamed Bougara – Boumerdes, 2017.

[19] BERNADETTE B. M., la logique floue et ses applications, Edition Addison Wesley,France, 1995.