



REPUBLIQUE ALGERIENNE
DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT
SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE



UNIVERSITE LARBI TEBESSI - TEBESSA
FACULTE DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES
DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE

MEMOIRE

DE FIN D'ETUDES POUR L'OBTENTION DU DIPLOME DE MASTER EN

Automatique et Systèmes

THEME

Technique d'évaluation des distances et réseau de neurones pour le diagnostic des défauts dans les roulements à billes.

Présenté par le binôme:

- Manel MIZAB
- Maroua ZERKANE

Devant le jury:

- Abdelhak LOUDJANI. MAA.....Président
- Tawfik THELAIDJIA. MCB.....Encadreur
- Laila CHERIET. MCB.....Examineur

Année Universitaire 2019 / 2020

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Remerciement

A l'issue de cette fin de travail, nous adressons nos remerciements premièrement à «ALLAH» tout puissant pour la volonté, la santé et la patience qu'il nous a donnée durant toutes ces longues années d'études.

Mon vifs remerciements, accompagnés de toute mon gratitude, vont tout d'abord à mon promoteur **Tawfik THELAIDJIA**, professeur à l'université de Tébessa pour avoir proposé ce sujet et dirigé ce travail, pour toute leur aides, et le continuel suivi tout au long de la préparation de ce mémoire. Il est présenté un excellent exemple de la compétence scientifique, discipline et générosité.

J'exprime ma reconnaissance aux membres de jury pour bien vouloir accepter de présider et examiner ce travail.

Nos remerciements s'étendent également à tous, nos enseignants durant les années des études.

Nous tenons de remercier aussi mes collègues du groupe automatique et systèmes promotion 2019/2020, sans oublier tous nos amis avec qui j'ai passé des bons et agréables moments et tous les gens qui j'ai connu à l'université pendant les cinq années.

Nous tenons à ne remercier vivement toute personne qui nous a aidés de près ou de loin à accomplir ce travail.

Manel MCZAB

Maroua ZERKANE

Merci 

Dédicace

*Merci à dieu de m' avoir donné la force, le courage, et d' avoir autour de moi
les personnes les plus chères à mon cœur.*

*Je dédie le fruit de mes 18 ans d' étude à mes très chers parents. A mon
admirable père pour ses sacrifices, son intéressement, sa compréhension et son
encouragement. A ma tendre mère pour son amour, ses sacrifices son
dévouement quotidien.*

A mes frères et mes sœurs

A tous mes enseignants du primaire jusqu' au supérieurs

A tous mes chères amis et collègues d' étude

A tous qui j' aime et tous qui m' aiment.

Manel MIZAB

Dédicaces

A mes chers parents, pour tous leurs sacrifices, leur amour, leur tendresse, leur soutien et leurs prières tout au long de mes études,

A mes chères sœurs

mounira, Khaoula, Kamilia, ikram, aya , hadjer pour leurs encouragements permanents, et leur soutien moral,

A toute ma famille pour leur soutien tout au long de mon parcours universitaire,

Et à tous mes amis et tous mes proches.

Que ce travail soit l'accomplissement de vos vœux tant allégués, et le fruit de votre soutien infailible,

Merci d'être toujours là pour moi.

Maroua zerlane

Liste des matières

Listes des Figures.....	i
Liste des Tableaux.....	iv
Introduction Générale	1
Chapitre I : Maintenance et diagnostic des machines tournante par analyse vibratoire.	
I.1 Introduction.....	3
I.2 Définition de la maintenance.....	3
I.2.1 Différents types de maintenances.....	3
I.2.1.1 La maintenance corrective.....	4
I.2.1.1.1 Avantages et inconvénients de la maintenance corrective.....	4
I.2.1.2 Maintenance préventive.....	4
I.2.1.2.1 Opportunités de la maintenance préventive.....	4
I.2.1.3 Maintenance préventive systématique.....	4
I.2.1.3.1 Avantages et inconvénients de la maintenance préventive Systématique.....	5
I.2.1.4 Maintenance préventive conditionnelle.....	5
I.2.1.4.1 Les différents types de la maintenance conditionnelle.....	6
I.2.1.4.1.1 La maintenance conditionnelle off-line.....	6
I.2.1.4.1.2 La maintenance conditionnelle on-line.....	7
I.2.1.4.2 Avantages et inconvénients de la maintenance préventive conditionnelle.....	7
I.2.2 Les niveaux de la maintenance.....	7
I.2.2.1 Maintenance du premier niveau.....	7
I.2.2.2 Maintenance de deuxième niveau.....	7
I.2.2.3 Maintenance de troisième niveau.....	7

Table des matières

I.2.2.4 Maintenance du quatrième niveau.....	8
I.2.2.5 Maintenance du cinquième niveau.....	8
I.2.3 Les objectifs de la maintenance.....	8
I.2.4 Le chemin logique de la mise en œuvre de maintenance conditionnelle.....	8
I.3 Diagnostic.....	9
I.3.1 Définition.....	9
I.3.2 Différentes notions utilisées en diagnostic.....	10
I.3.3 Procédure du diagnostic.....	11
I.3.4 Les différentes étapes du diagnostic d'un système.....	12
I.3.5 Caractéristiques d'un système de diagnostic	13
I.3.6 Classification des méthodes de diagnostic.....	14
I.3.6.1 Méthodes avec connaissance à priori.....	15
I.3.6.1.1 Méthodes mono signal.....	16
I.3.6.1.2 Méthodes multi signal.....	17
I.3.6.2 Méthodes sans connaissance à priori.....	18
I.3.6.2.1 La reconnaissance des formes (RDF).....	18
I.3.6.2.2 Les réseaux de neurones artificiels (RNA).....	19
I.3.6.2.3 Système d'inférences floues.....	19
I.3.6.2.4 Les systèmes experts.....	20
I.4 Analyse vibratoire.....	20
I.4.1 Définition d'une vibration.....	20
I.4.2 Description d'un signal vibratoire.....	20
I.4.3 Les grandeurs de mesure.....	21
I.4.3.1 Déplacement vibratoire $S(t)$	21
I.4.3.2 Vitesse vibratoire $v(t)$	21
I.4.3.3 Accélération vibratoire $A(t)$	21
I.4.4 Capteur de vibration.....	22

Table des matières

I.4.4.1	Capteur de déplacement.....	22
I.4.4.1.1	Mesure de déplacement d'après le principe des courants de Foucault.....	22
I.4.4.2	Capteur de vitesse (vélocimétrie).....	23
I.4.4.3	Capteur d'accélération (accéléromètre).....	24
I.4.4.3.1	Mesure des accélérations vibratoires d'après le principe piézoélectrique.....	24
I.4.4.3.2	Plage de fréquence.....	25
I.4.5	Techniques d'analyse vibratoire.....	25
I.4.6	Nature des vibrations.....	26
I.4.6.1	Vibration harmonique.....	26
I.4.6.2	Vibration périodique.....	27
I.4.6.3	Vibration apériodique.....	28
I.5	Conclusion.....	29
 Chapitre II : Réseau de neurone artificiel.		
II.1	Introduction.....	30
II.2	Définition.....	30
II.3	Historique.....	30
II.4	Modélisation du neurone.....	31
II.4.1	Réseaux de neurones biologiques.....	31
II.4.1.1	Structure de réseaux de neurones biologiques.....	31
II.4.2	Réseaux de neurone artificiels.....	32
II.4.2.1	Structure des réseaux de neurones artificiels.....	32
II.4.3	Architecture des réseaux de neurones.....	33
II.4.3.1	Réseaux de neurones non bouclés.....	33
II.4.3.2	Réseaux de neurones bouclés.....	34

Table des matières

II.4.4 La fonction d'activation.....	34
II.4.4.1 Types de fonction d'activation.....	35
II.5 Apprentissage et perceptron.....	35
II.5.1 Apprentissage.....	35
II.5.1.1 Définition.....	35
II.5.1.2 Les types d'apprentissage des réseaux de neurones.....	36
II.5.1.3 Types de règle d'apprentissage.....	36
II.5.1.3 Apprentissage des réseaux multicouches.....	37
II.5.1.4 Principe de descente de gradient (propagation de gradient).....	37
II.5.2 Le perceptron.....	38
II.5.2.1 Définition.....	38
II.5.2.2 Les types de perceptron des réseaux de neurones.....	38
II.5.2.2.1 Le perceptron monocouche (Perceptron simple).....	38
II.5.2.2.2 Le perceptron multicouche (EN Multi Layer Perceptron).....	39
II.6 Les réseaux de neurones multicouches (RMC).....	40
II.6.1 L'algorithme de rétro-propagation.....	41
II.6.2 Caractéristiques et paramètres de l'algorithme.....	44
II.6.2.1 Caractéristiques.....	44
II.6.2.2 Paramètres.....	44
II.7 Domaine d'application.....	45
II.8 Avantages du réseau de neurone.....	46
II.9 Conclusion.....	46

Chapitre III : Généralités sur l'ondelette.

III.1 Introduction.....	47
III.2 Historique de traitement de signal.....	47
III.3 Analyse de Fourier.....	48

Table des matières

III.3.1 Séries de Fourier.....	48
III.3.2 Transformée de Fourier.....	48
III.4 Transformée de Fourier à Fenêtre Glissante (STFT).....	50
III.5 Passage de la STFT vers la TO.....	52
III.6 La transformée en ondelette.....	52
III.6.1 Historique des ondelettes.....	52
III.6.2 Définition d'une ondelette.....	53
III.6.3 Ondelette Mère.....	53
III.6.4 Famille d'ondelettes.....	55
III.6.4.1 Ondelettes de Daubechies.....	55
III.6.4.2 Ondelettes de Symlets.....	56
III.6.4.3 Ondelettes de Coiflet.....	56
III.6.4.4 Ondelette de Haar.....	57
III.6.4.5 Ondelette de Morlet.....	57
III.6.4.6 Ondelette de Mexican Hat.....	58
III.6.4.7 Ondelette de Shannon.....	59
III.7 Transformée en ondelettes.....	60
III.7.1 Définition de la transformée en ondelette.....	60
III.7.2 Conditions d'existence des ondelettes.....	60
III.7.3 Types de la transformée en ondelette.....	61
III.7.3.1 Transformée en ondelettes continue (TOC).....	61
III.7.3.2 La transformation en ondelettes discrète (TOD).....	63
III.8 Exemple	64
III.9 Analyse multi résolution.....	65
III.10 Avantages et inconvénients de la transformée en ondelettes.....	66
III.11 Technique d'évaluation de distance	66
III.12 Conclusion.....	68

Chapitre IV : Diagnostic des défauts par analyse vibratoire.

IV.1 Introduction.....	69
IV.2 Géométrie et constitution d'un roulement.....	69
IV.3 Caractéristiques des roulements.....	70
IV.4 Différents types des roulements à billes.....	71
IV.5 Origines des défaillances des roulements à billes.....	72
IV.5.1 Avaries de roulement et remèdes.....	72
IV.5.1.1 Ecaillage.....	72
IV.5.1.2 Blocage.....	73
IV.5.1.3 Fissures et cassures.....	74
IV.5.1.4 Détérioration de cage.....	75
IV.5.1.5 Déformation du chemin de roulement.....	75
IV.5.1.6 Usure et grippage.....	76
IV.5.1.7 Corrosion.....	77
IV.5.1.8 Corrosion de contact.....	77
IV.5.1.9 Usure.....	78
IV.5.1.10 Passage de courants électriques à travers le roulement.....	79
IV.5.1.11 Rayures et empreintes.....	79
IV.5.1.12 Contamination du roulement.....	80
IV.6 Méthode appliquée pour diagnostic.....	80
IV.6.1 Configuration expérimentale et acquisition de données.....	80
IV.6.2 Analyse dans le domaine temporel.....	81

Table des matières

IV.6.2.1 Extraction des paramètres.....	82
IV.7 Classification par réseaux de neurones de type MLP.....	83
IV.7.1 Configuration du MLP.....	83
IV.8 Méthodologie proposée pour le diagnostic des défauts dans les roulements à bille.....	84
IV.8.1 Organigramme de la méthode proposé.....	84
IV.8.2 Représentation des facteurs de DET en fonction des paramètres.....	87
IV.8.3 Représentation de la variation de taux de test et d'apprentissage en fonction de nombre des paramètres d'entrée.....	87
IV.9 Conclusion.....	89
Conclusion générale.....	90
Bibliographie.....	I
Résumé	

Liste des figures

Figure N°	Titre	Page
Figure (I.1)	Les différents types de maintenance.	3
Figure (I.2)	Remplacement des roulements.	5
Figure (I.3)	L'évolution dans le temps de la maintenance préventive conditionnelle.	6
Figure (I.4)	L'impact des arrêts de production.	6
Figure (I.5)	Schémas de diagnostic.	10
Figure (I.6)	Les différentes étapes de processus de diagnostic.	12
Figure (I.7)	Classification des méthodes du diagnostic.	15
Figure (I.8)	Détection et localisation des défauts.	16
Figure (I.9)	Principe de la génération de résidus par estimation paramétrique.	18
Figure (I.10)	Description du signal vibratoire.	21
Figure (I.11)	Grandeurs associées à l'amplitude d'une vibration.	22
Figure (I.12)	Schéma d'une chaîne de mesure à courants de Foucault.	23
Figure (I.13)	Schéma de vélocimétrie.	24
Figure (I.14)	Schéma d'un capteur Piézoélectrique.	24
Figure (I.15)	Techniques d'analyse vibratoire.	26
Figure (I.16)	Vibration harmonique.	27
Figure (I.17)	Vibration périodique.	28
Figure (I.18)	Vibration apériodique.	28
Figure (II.1)	Neurone biologique.	32
Figure (II.2)	Structure d'un neurone artificiel.	32
Figure (II.3)	Réseau de neurone non bouclé.	34
Figure (II.4)	Réseau de neurone bouclé.	34
Figure (II.5)	Exemple d'apprentissage.	36
Figure (II.6)	La séparation non linéaire (rétro propagation).	37
Figure (II.7)	La descente de gradient.	38
Figure (II.8)	Architecture d'un perceptron monocouche.	39
Figure (II.9)	Architecture d'un perceptron multi –couche.	39
Figure (II.10)	Perceptron Multi Couche PMC.	40
Figure (III.1)	La transformée de Fourier.	49
Figure (III.2)	Les représentations, temporelle et fréquentielle.	50
Figure (III.3)	La Transformée de Fourier à fenêtre glissante.	51
Figure (III.4)	Cas de signaux basses et haute fréquences avec la même fenêtre.	52

Liste des figures

Figure (III.5)	Transformer en ondelette.	53
Figure (III.6)	Propriétés de translation d'une ondelette (a est constante).	54
Figure (III.7)	Propriétés de l'ondelette mère ; contractée et dilatée.	54
Figure (III.8)	Plans Temps-Fréquence de la transformée en ondelettes.	55
Figure (III.9)	Les ondelettes de Daubechies.	56
Figure (III.10)	Les ondelettes de symlet.	56
Figure (III.11)	Les ondelettes de coiflet.	57
Figure (III.12)	Représentation de l'ondelette de Haar dans le domaine fréquentiel.	57
Figure (III.13)	Représentation de l'ondelette de Morlet.	58
Figure (III.14)	Représentation d'ondelette de chapeau mexicaine.	59
Figure (III.15)	Représentation d'ondelette de chapeau mexicaine.	59
Figure (III.16)	Quelques formes des ondelettes usuelles.	62
Figure (III.17)	Les approximations et les détails.	63
Figure (III.18)	Représentation du signal sinusoïdale.	67
Figure (III.19)	Représentation du signal par la transformé en ondelette.	68
Figure (III.20)	Décomposition du signal en approximations et détails.	64
Figure (IV.1)	Vue éclatée des éléments constitutifs d'un roulement à une rangée de billes.	69
Figure (IV.2)	Différentes composantes d'un roulement.	70
Figure (IV.3)	Une variété des roulements.	72
Figure (IV.4)	L'écaillage des pistes.	72
Figure (IV.5)	Blocage.	73
Figure (IV.6)	Fissure et cassure des bagues.	74
Figure (IV.7)	Détérioration de cage.	75
Figure (IV.8)	Déformation du chemin de roulement.	75
Figure (IV.9)	Usure et grippage.	76
Figure (IV.10)	Corrosion des pistes.	77
Figure (IV.11)	Corrosion de contact.	77
Figure (IV.12)	Usure (modification de la précision géométrique).	78
Figure (IV.13)	Effet de passage du courant sur les roulements.	79
Figure (IV.14)	Rayures et empreintes.	79
Figure (IV.15)	Mécanismes généraux d'usure en présence de contaminant.	80
Figure (IV.16)	a) Banc d'essais et b) son schéma synoptique.	81
Figure (IV.17)	Représentation temporelle des signaux vibratoire (a) et (b) un roulement avec défaut de bille {BF1, BF2}, (c) et (d) un roulement	82

avec défaut de bague intérieure {IF1, IF2}, (e) et (f) un roulement avec défaut bague extérieure {OF1, OF2}, (g) un roulement normal {N}.

Figure (IV.18)	Classificateur basé sur réseaux de neurones.	83
Figure (IV.19)	Structure d'un réseau des neurones de trois couches cachées.	84
Figure (IV.20)	Procédure de la méthode proposée pour le diagnostic des défauts dans les roulements à billes.	86
Figure (IV.21)	Variation des Facteurs DET en fonction des paramètres.	87
Figure (IV.22)	Variation du taux d'apprentissage en fonction du nombre d'attributs.	88
Figure (IV.23)	Variation du taux de test en fonction du nombre d'attributs.	89

Liste des tableaux

Tab N°	Titre	Page
Tableau (II.1)	Analogie entre le neurone biologique et le neurone artificiel.	33
Tableau (II.2)	Fonction d'activation.	35
Tableau (III.1)	Les propriétés principales des ondelettes.	60
Tableau (IV.1)	Taux d'apprentissage et de test en fonction des paramètres.	87

Introduction

Générale

Introduction générale

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.

Le roulement est un organe mécanique, 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. Il supporte et assure le guidage d'une charge tournante.

Les roulements sont les composants les plus importants des machines tournantes, ils permettent la rotation et le guidage des pièces en rotation pour un faible coût énergétique et dans une plage de vitesse et de charge étendue. Malheureusement ils présentent l'inconvénient d'une durée de vie assez courte due à la présence de défauts importants liée à leur faible résistance aux chocs. En effet une grande partie des défaillances des machines sont liées aux systèmes de transmission mécaniques tels que les roulements. Les défauts de roulement se traduisent dans leur stade final par la formation d'écaillage ou de micro - écaillage.

Parmi les nombreuses techniques employées pour détecter et diagnostiquer les défauts, on peut citer l'analyse vibratoire, la surveillance de la température, l'analyse des lubrifiants, l'analyse des signaux acoustiques. Grâce à de telles techniques les réparations coûteuses peuvent être évitées en identifiant à temps les composants défectueux sans avoir à examiner l'ensemble des composants.

Les travaux de ce mémoire sont focalisés, sur le diagnostic des défauts dans les roulements en se basant sur l'analyse des signaux vibratoires. Sans connaissance a priori sur le système étudié.

Dans ce travail, nous allons appliquer l'analyse multi résolution d'ondelette (AMRO) pour le filtrage des signaux vibratoire. Ensuite les paramètres statistiques sont calculés à partir des différent approximations et détails obtenus. L'algorithme d'évaluation des distances (DET) est appliqué par la suite pour la sélection des paramètres pertinents. La phase de classification intelligente sera assurée par les réseaux de neurones artificiels (RNA).

Ce mémoire est reparti sur quatre chapitres :

Introduction générale

Dans le premier chapitre, Le travail effectué tourne autour les différentes approches de la maintenance industrielle. Nous expliquerons, le diagnostic, les différentes étapes et la Classification des méthodes de diagnostic, ainsi que la théorie de l'analyse vibratoire.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons les notions de base de la théorie des réseaux de neurones artificiels.

Le Troisième chapitre est consacré à la présentation de la transformée de Fourier, la transformée en ondelettes et l'analyse multi résolution.

Dans le dernier chapitre, nous donnons une étude bibliographique sur le roulement à bille et leurs différentes causes des défaillances. Nous présentons par la suite, la technique proposée pour le diagnostic des défauts dans les roulements à billes. Nous discutons, par la suite, les résultats obtenus.

La mémoire s'achève par une conclusion générale.

Chapitre I

**Maintenance et diagnostic
des machines tournante par
analyse vibratoire**

I.1 Introduction

Maintenir un équipement, c'est gérer au coût optimal sa disponibilité dans le processus de production. Dans de nombreux cas, elle est un enjeu clé de la productivité et de la compétitivité des entreprises. Elle est devenue une discipline à part entière, avec un langage, des règles, des outils, des méthodes,....etc.

I.2 Définition de la maintenance

D'après la norme française NF EN 13306 X 60-319, la maintenance peut-être définie par: "l'ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise [1].

I.2.1 Différents types de maintenances

L'organigramme illustré dans la figure (I.1) montre les deux principales familles de maintenance (préventive et Corrective) et résume leur fonction. La maintenance préventive est celle qui permet d'anticiper et de prévenir les défaillances, La maintenance corrective est celle que le système subit lorsque la panne est déjà présente et qu'il faut réparer [2], [3].

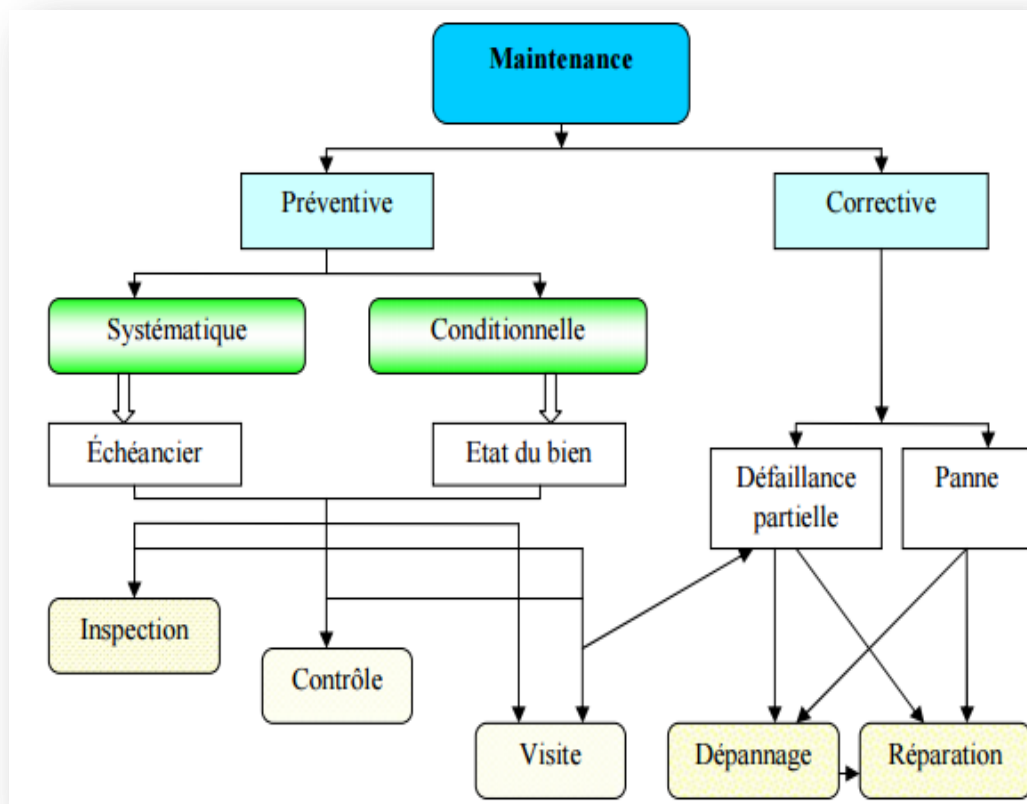


Figure I.1 : Les différents types de maintenance [4].

I.2.1.1 La maintenance corrective

Elle est appelée aussi maintenance fortuite, accidentelle ou curative. L'opération de maintenance intervient après défaillance. C'est l'attitude qui consiste à attendre la panne pour procéder à une intervention. Elle peut se décomposer en deux branches : la maintenance palliative et la maintenance curative.

- **Maintenance palliative** : l'action de dépannage permet de remettre provisoirement le matériel à un niveau de performance acceptable mais inférieure au niveau optimal.
- **Maintenance curative** : l'intervention qui suit la défaillance permet le rétablissement du niveau de performance optimal du matériel [5].

I. 2.1.1.1 Avantages et inconvénients de la maintenance corrective

➤ **Avantage**

- Faible coût de maintenance.

➤ **Inconvénients**

- Coût de réparation important.
- Stockage important des pièces.
- Temps de réparation élevé.
- Perte de production élevée [6].

I.2.1.2 Maintenance préventive

Une maintenance subordonnée à l'analyse de l'évolution des paramètres significatifs de la dégradation du bien, permettant de retarder et planifier les interventions.

I.2.1.2.1 Opportunités de la maintenance préventive

La maintenance préventive nous donne :

- ✓ Au service de maintenance (meilleure planification des travaux et du personnel, moins d'imprévus, charge de travail régulière).
- ✓ Au service de fiabilité (connaissance des matériels, le taux de défaillance se trouve réduit).
- ✓ À la production (diminution des arrêts imprévus, meilleure disponibilité) [6].

I.2.1.3 Maintenance préventive systématique

En maintenance systématique, la visite des équipements est dictée par des données statistiques à intervalles réguliers et fixe. Les éléments constitutifs est équipements étant renouvelés avant l'épuisement total de leurs vie utile. L'intervention est provoquée avant l'avarie.

I.2.1.3.1 Avantages et inconvénients de la maintenance préventive systématique

➤ Avantages

- D'une meilleure gestion des coûts et des arrêts ; les arrêts sont programmés en accord avec les utilisateurs.
- D'une meilleur connaissance du comportement des équipements ; suivi des interventions et l'analyse des défaillances.
- D'une réduction du correctif résiduel.

➤ Inconvénients

- Le cout des opérations est élevé.
- Le taux de défaillance de l'équipement n'est pas toujours amélioré par le remplacement périodique de composants.

La figure ci-dessous montre la limite de la maintenance préventive systématique appliquée à un roulement :

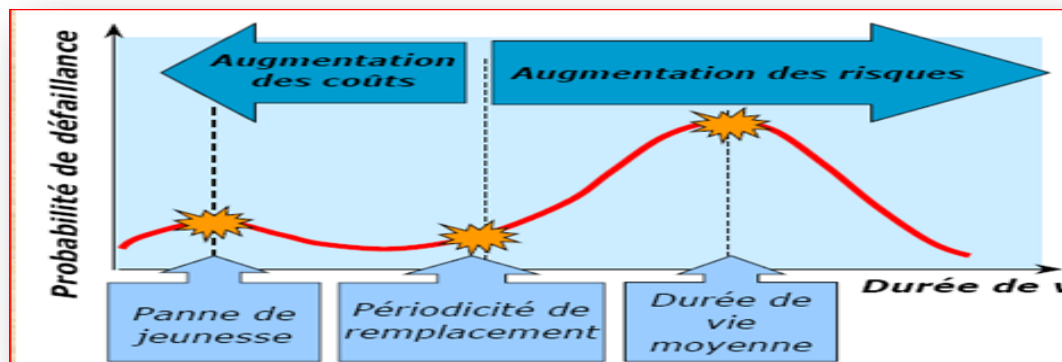


Figure I.2 : Remplacement des roulements [5].

I.2.1.4 Maintenance préventive conditionnelle

La maintenance conditionnelle dite aussi prédictive, prédéterminé par un autodiagnostic, une information d'un capteur, d'une mesure d'une usure ou un autre outil révélateur de l'état de dégradation actuel.

On peut disséminer l'avantage de cette maintenance sur la figure ci-dessous [5]:

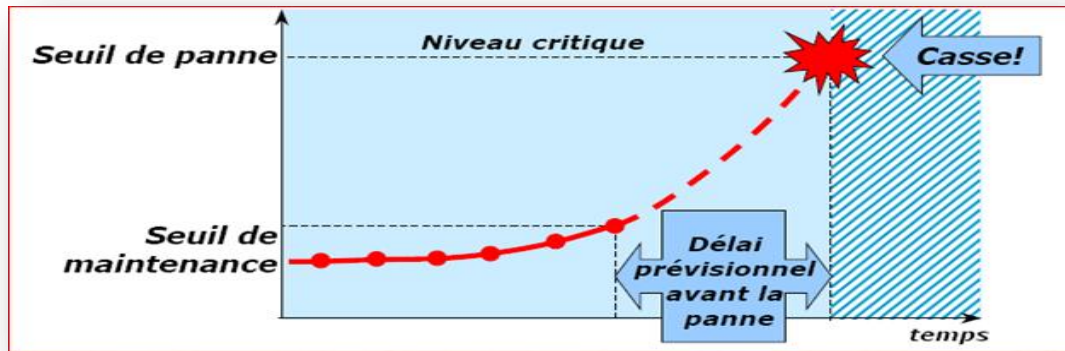


Figure I.3 : L'évolution dans le temps de la maintenance préventive conditionnelle.

Le bon choix du type de maintenance devra toujours résulter d'un compromis financier et technique qui nécessite la recherche de plus de fiabilité possible au meilleur cout. Alors il faut quantifier en permanence les charges de la maintenance conditionnelle que lorsque son avantage est supérieur au cout de la maintenance systématique ou corrective.

L'avantage de cette maintenance peut se produire dans figure (I.4).

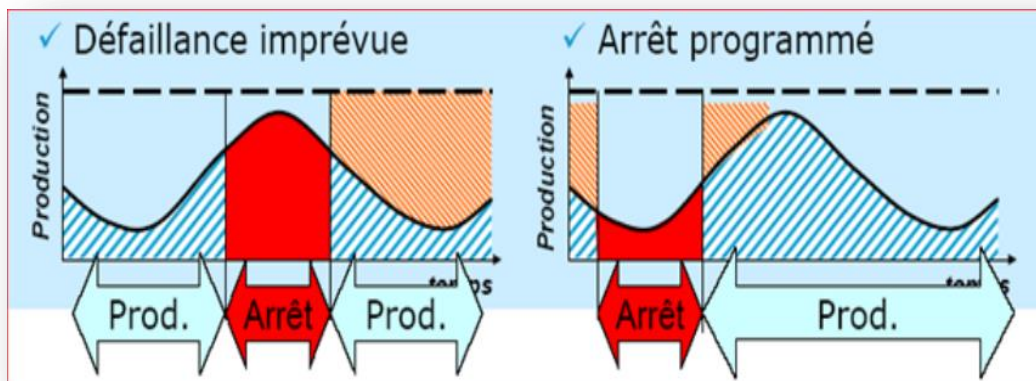


Figure I.4 : L'impact des arrêts de production [5].

I.2.1.4.1 Les différents types de la maintenance conditionnelle

Il existe deux types de maintenance conditionnelle :

I.2.1.4.1.1 La maintenance conditionnelle off-line [7]

C'est un suivi périodique (off -line) de l'évolution des paramètres (vibratoires par exemple), souvent accompagné, dans le même temps, de la surveillance d'autres paramètres (analyse de lubrifiant, performances, appréciations sensorielles, etc.). Ceci permet de détecter l'apparition de défauts à évolution lentes. La périodicité des relevés est variable (entre 2 semaines et 6 mois suivant l'importance et le coût des machines en cause).

I.2.1.4.1.2 La maintenance conditionnelle on-line [7]

C'est un suivi continu (on-line), il permet de suivre l'évolution de l'ensemble des paramètres, il présente, en plus, l'avantage de détecter des défauts à évolution rapide et d'assurer la sécurité des installations par l'arrêt de la machines à l'approche d'un seuil réputé dangereux.

I.2.1.4.2 Avantages et inconvénients de la maintenance préventive conditionnelle

➤ **Avantages**

- Réduction de coût et de la durée de réparation par rapport à l'entretien préventif.
- L'accroissement de la durée de vie des pièces par rapport à une politique de changement systématique.
- Remplacement des pièces défectueuses uniquement.
- La détection et la suppression des défauts naissants lors de remise en route après un entretien systématique.

➤ **Inconvénients**

- Nécessite une équipe de maintenance formée en analyse vibratoire et en essais non destructifs.
- Niveau technologique plus élevé [6].

I.2.2 Les niveaux de la maintenance [8]

Suivant la norme NF X60-010, il existe cinq niveaux de maintenance qui classent les opérations à réaliser selon leur complexité.

I.2.2.1 Maintenance du premier niveau

- Réglages simples prévus par le constructeur au moyen d'organes accessible sans aucun démontage ou ouverture de l'équipement.
- Échange d'éléments consommables, facilement accessible (fusible, voyants...etc.).

I.2.2.2 Maintenance de deuxième niveau

- Dépannage par échange standard des éléments prévus à cet effet.
- Opérations mineures d'entretien (graissage par exemple).
- Contrôles de bon fonctionnement.

I.2.2.3 Maintenance de troisième niveau

- Identification des pannes.
- Réparation au niveau des composants ou par échange d'éléments fonctionnels.
- Réparations mécaniques mineures.
- Réglage général et réaligement des appareils.

- Organisation de la maintenance préventive conformément aux instructions reçues.

I.2.2.4 Maintenance du quatrième niveau

- Tous travaux de maintenance corrective ou préventive à l'exception éventuellement des mises à neuf, réglage des appareils de mesure utilisée pour la maintenance.
- Vérification par des organismes spécialisés pour la maintenance.
- Vérification par des organismes spécialisés des étalons secondaires possédés.
- Réception des équipements réparés au cinquième degré.
- Contribution à la formation des agents affectés au troisième degré de maintenance.
- Participation à la définition de la politique de maintenance.

I.2.2.5 Maintenance du cinquième niveau

- Exécution des réparations importantes normalement du ressort du quatrième degré mais confiées pour des raisons économiques ou d'opportunité.
- Formation du personnel de maintenance (en principe uniquement celui de quatrième degré).

I.2.3 Les objectifs de la maintenance

La maintenance doit se faire de telle sorte que l'outil de production soit disponible et en bon état de fonctionnement ; elle est, de ce fait, intime liée à la production et à la qualité. Les objectifs de la maintenance, se greffent sur ceux de la production ou services attendus tel que la qualité, le coût, les délais...etc.

De ces points de vue, les objectifs de la maintenance réalisés à travers son organisation, sa gestion et ses interventions, sont nombreux on peut citer par la suite quelques un [8] :

- Assurer la disponibilité.
- Développer l'économie de l'entreprise.
- Assurer la bonne qualité des produits.
- Assurer la maintenabilité des équipements.
- Assurer la sécurité du personnel et des installations.
- Augmenter la productivité.

I.2.4 Le chemin logique de la mise en œuvre de maintenance conditionnelle

La mise en place d'un programme de maintenance prévisionnelle et sa pérennité nécessitent une préparation minutieuse qui peut se scinder en trois phases : l'étude de faisabilité, le choix des acteurs et le démarrage du programme.

La méthodologie de la mise en œuvre d'une maintenance conditionnelle est proposée, en plusieurs étapes successives. Elles permettent de poser le problème à partir d'une défaillance prévisible afin de choisir les matériels nécessaires et d'organiser la surveillance [9].

- Sélection des défaillances probables.
- Sélection d'un plusieurs paramètre physique descriptif de l'évolution du défaut.
- Choix des capteurs.
- Choix du mode de collecte des informations.
- Suivre le paramètre descriptif dans le temps à l'aide de courbes de tendance (maintenance continue ou périodique, périodicité à définir.)
- Choix du traitement de l'information.
- Établir des seuils limites d'avertissement (pré- alarme.).
- Établir le diagnostic de défaut.
- Prédire la date de bris (extrapolation de courbes.).
- Commander les pièces de rechange.
- Organisation de l'intervention conditionnelle.
- Bilan d'efficacité et retour d'expérience.

I.3 Diagnostic

I.3.1 Définition

Ce sont les actions menées pour la détection de la panne, sa localisation et l'identification de la cause [1].

Au niveau de l'industrie le diagnostic c'est l'identification du mode de fonctionnement, à chaque instant, par ses manifestations extérieures (symptômes). Son principe général consiste à confronter les données relevées au cours du fonctionnement réel du système avec la connaissance que l'on a de son fonctionnement normal ou défaillant. Si le mode de fonctionnement localiser est un mode défaillant, le système de diagnostic devrait identifier sa cause, et ce comme illustré dans la figure (I.5).

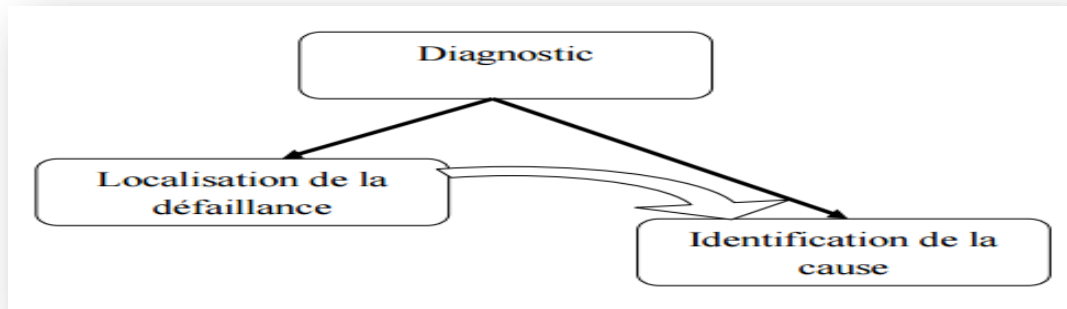


Figure I.5 : Schémas de diagnostic.

- La localisation de la défaillance :

C'est la détermination du sous-ensemble fonctionnel défaillant.

- L'identification de la cause:

C'est la détermination des causes qui ont mené à une situation anormale.

I.3.2 Différentes notions utilisées en diagnostic

Comme étape vers une terminologie unifiée, le "Technical Committee of International Federation of Automatic Control" (IFAC) SAFE PROCESS a suggéré des définitions préliminaires dans le domaine du diagnostic de défaut [10].

➤ **Analyse structurelle**

Analyse des propriétés structurales des modèles, c'est-à-dire des propriétés qui sont indépendantes des valeurs réelles du paramètre.

➤ **Panne**

La panne est l'inaptitude d'un dispositif à accomplir une fonction requise. Dès l'apparition d'une défaillance, caractérisée par la cessation du dispositif à accomplir sa fonction, le dispositif sera déclaré en panne.

Les pannes sont classifiées d'une façon similaire aux défaillances. Cependant il existe une classification particulière aux pannes [11]:

- **Panne intermittente** : Panne d'une entité subsistant pendant une durée limitée après laquelle l'entité redevient apte à accomplir une fonction requise sans avoir été soumise à une opération de maintenance corrective.
- **Panne fugitive** : Une panne intermittente et difficilement observable.

- **Panne humaine:** Inaptitude prolongée d'un opérateur humain à accomplir une mission requise.
- **Panne latente:** Panne qui existe mais qui n'a pas encore été observée.
- **Panne permanente :** Panne d'une entité qui persiste tant que n'ont pas eu lieu des opérations de maintenance corrective.

➤ **Défaillance**

Une interruption permanente de la capacité du système à remplir une fonction requise dans des conditions d'opérations spécifiées.

➤ **Défaut**

Un écart non permis d'au moins une propriété structurale ou d'un paramètre caractéristique du système par rapport au comportement nominal (usuel ou acceptable).

➤ **Détection de défaut**

La détermination de la présence de défauts et de l'instant de leurs occurrences.

➤ **Identification de défaut**

La détermination de la taille et du comportement temporel d'un défaut.

➤ **Modèle qualitatif**

Un modèle de système décrivant le comportement avec des relations entre des variables et des paramètres du système en termes heuristiques tels que des causalités ou des règles.

➤ **Redondance analytique**

Détermination d'une variable par la mesure ou par l'utilisation d'un modèle mathématique du processus considéré [10].

I.3.3 Procédure de diagnostic

Nous distinguons généralement, dans la procédure de diagnostic, deux étapes principales : la première concerne la détection et localisation et la deuxième représente l'identification.

- ✓ **Détection :** La détection est la première décision que doit prendre par un système de surveillance. C'est le fait de décider qu'un indicateur de défaut est pertinent et donc de signaler si le système est défaillant ou pas. La détection revient à choisir entre deux hypothèses la première correspond au fonctionnement normal, la deuxième correspond

au fonctionnement défaillant. Pour détecter les défauts d'un système, il faut donc être capable de classer les situations observables comme étant normales ou anormales.

- ✓ **Localisation** : La localisation est le fait de déterminer le(s) sous-ensemble(s) fonctionnel(s) défaillant(s). Cet ensemble a intérêt à être le plus réduit possible.
- ✓ **Identification** : L'identification ou l'estimation vise à fournir des informations quantitatives sur les caractéristiques du défaut : instant d'apparition, valeur de l'écart d'un paramètre permettant de le quantifier. Dans le cas de défauts procédés, l'identification revient à connaître les valeurs de différents paramètres du système [12].

I.3.4 Les différentes étapes du diagnostic d'un système

Effectuer un diagnostic nécessite un certain nombre d'étapes qui s'enchaînent comme représenté dans la figure (I.6) :

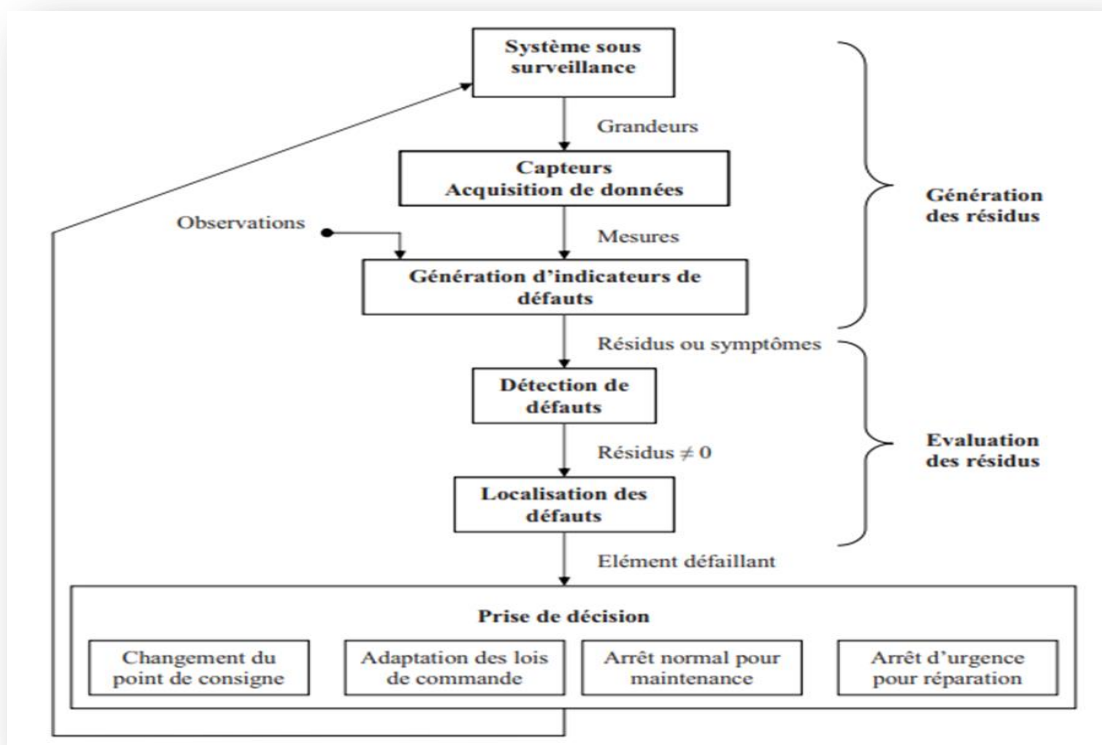


Figure I.6 : Les différentes étapes de processus de diagnostic.

- **Acquisition de données** : La procédure de diagnostic nécessite de disposer de l'information sur le fonctionnement du système à surveiller, les fonctions suivantes doivent être réalisées:

- Conditionnement et prétraitement du signal.
- validation du signal de mesure.
- **Étape d'élaboration d'indicateurs de défauts:** À partir des mesures réalisées et des observations issues des opérateurs en charge de l'installation, il s'agit de construire des indicateurs permettant de mettre en évidence les éventuels défauts pouvant apparaître au sein du système. Dans le domaine de diagnostic, les indicateurs de défauts sont couramment dénommés les résidus aux symptômes. Un résidu représente un écart entre une grandeur estimées et mesurées. Cet écart de comportement doit donc être idéalement nul en l'absence de défaut et différent de zéro dans le cas contraire.
- **Étape de détection :** C'est l'opération qui permet de décider si le système est en fonctionnement normal ou non. On pourrait penser qu'il suffit de tester la non nullité des résidus pour décider de l'apparition d'un défaut.
- **Étape de localisation:** La localisation suit l'étape de détection, elle attribue le défaut à un sous-système particulier (capteur, actionneur, organe de commande, processus...).
- **Étape de prise de décisions :** Le fonctionnement incorrect du système étant constaté, il s'agit de décider de la marche à suivre afin de conserver les performances souhaité du système sous surveillance. Cette prise de décision doit permettre de générer, éventuellement sous le contrôle d'un opérateur humain, les actions correctrices nécessaires à un retour à la normale du fonctionnement de l'installation [13].

I.3.5 Caractéristiques d'un système de diagnostic

L'ensemble des caractéristiques souhaitées qu'un système de diagnostic devrait posséder [14] est :

1. Détection rapide.
2. Isolation : c'est l'habilité pour différencier les défauts.
3. Robustesse vis-à-vis de certains bruits et d'incertitudes.
4. Identification de nouveauté : on se réfère à la capacité de décider si le processus est en état normal ou anormal. Dans le cas d'anomalie, il faut identifier s'il s'agit d'un défaut connu ou d'un nouveau défaut.
5. Estimation de l'erreur de classification du défaut (diagnostic) en vue de sa fiabilité.
6. Adaptabilité: le système de diagnostic devrait être adaptable aux changements de conditions du processus (perturbations, changements d'environnement).
7. Facilité d'explication de l'origine du défaut et de la propagation de celui-ci. Ceci est important pour la prise de décision en ligne.

8. Facilité de mise en œuvre informatique (faible complexité dans les algorithmes et leur implémentation) et capacité de stockage.
9. Identification de multiples défauts : pour de grands processus, l'énumération combinatoire de multiples défauts est trop importante et ils ne peuvent être explorés de manière exhaustive [15].

I.3.6 Classification des méthodes de diagnostic

Les premières méthodes de diagnostic furent basées sur la redondance des matériels jugés critiques pour le fonctionnement du système. Les principaux inconvénients de la redondance matérielle sont liés aux coûts dus à la multiplication des éléments ainsi qu'à l'encombrement et aux poids supplémentaires qu'elle génère. On peut globalement distinguer deux grandes familles de méthodes de diagnostic :

- Les méthodes basées sur une modélisation des systèmes ou sur des signaux, qualifiées de « Méthodes avec connaissance à priori »
- Les méthodes basées sur l'intelligence artificielle également appelées « méthodes sans connaissance à priori ».

Ces deux méthodes coexistent au sein d'un même système de diagnostic. Cette utilisation conjointe des deux approches qualitatives et quantitatives, permet l'exploitation de l'ensemble des connaissances disponibles concernant le fonctionnement du système. La figure (1.7) donne un panorama général des différentes méthodes de diagnostic.

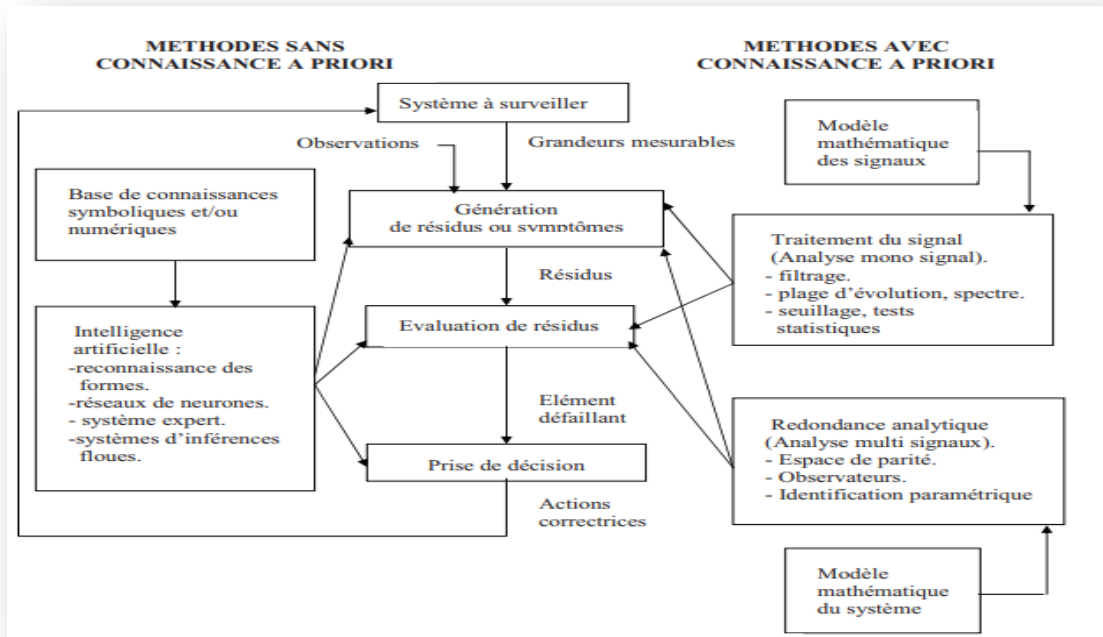


Figure I.7 : Classification des méthodes du diagnostic.

I.3.6.1 Méthodes avec connaissance à priori

Ces méthodes consistent à estimer à l'aide d'un modèle mathématique du système, les grandeurs mesurées sur celui-ci. Si le modèle reflète bien le comportement du système, tout écart entre les grandeurs estimées et mesurées traduira l'apparition d'un ou plusieurs défauts. Les défauts sont alors détectés par comparaison des résidus à des seuils convenablement choisis. La figure (I.8) illustre ce principe.

Les méthodes avec connaissance à priori regroupent les méthodes dites mono signal et les méthodes dites multi signaux.

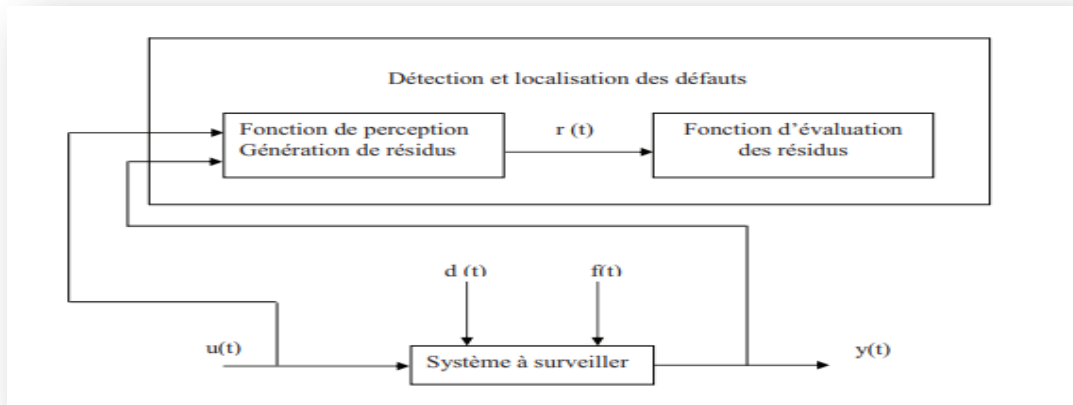


Figure I.8 : Détection et localisation des défauts.

$d(t)$: entrées inconnues, $f(t)$: défauts, $u(t)$: entrée du système à surveiller, $y(t)$: sortie du système à surveiller et $r(t)$: résidus.

I.3.6.1.1 Méthodes mono signal

Ces méthodes sont basées sur des mesures prises isolément les unes des autres, elles utilisent les principes du traitement du signal :

1. Vérification de seuils atteints Les mesures sont comparées à des seuils critiques définis par avance. Le fait de dépasser cette limite présente des dangers quand à l'utilisation du processus. Dans beaucoup de systèmes, deux niveaux limites sont définis : les services du premier niveau conduisent seulement à l'avertissement préalable de l'existence d'un défaut, quand au deuxième niveau, il déclenche des mesures d'urgence.
2. Mise en place de capteurs dédiés Ces capteurs peuvent être soit des détecteurs vérifiant de manière simple si les valeurs critiques sont atteintes ou non (par exemple, température limitée ou pression) ou soit des capteurs mesurant des variables spécifiques (par exemples : bruit, vibration, élongation).
3. Traitement statique Le traitement statique du signal consiste à calculer les paramètres statistiques de certaines variables significatives du processus tels que les moments statistiques (moyenne, variance...), kurtosis, etc.....
4. Analyse spectrale Certaines mesures ont un spectre typique de fréquence sous des conditions normales de fonctionnement; toute déviation de celui-ci est une indication d'anomalie [15].

I.3.6.1.2 Méthodes multi signal

Elles sont également connues sous le nom redondance analytique, elles sont basées sur des relations mathématiques reliant les mesures.

a. Méthodes par espace de parité

L'idée de base est de vérifier la cohérence entre les relations mathématiques du système et les mesures. Supposons qu'une mesure puisse s'exprimer en fonction des autres par une relation connue. Si le résidu est nul, les mesures sont cohérentes par rapport au modèle, le système est déclaré sans défaut. Un résidu non nul implique l'existence d'un défaut. L'approche par espace de parité suppose donc la connaissance d'un modèle mathématique du système.

b. Méthodes à base d'observateurs

Un observateur d'état; appelé aussi reconstituteur d'état ou estimateur, est un système dynamique ayant comme entrées les sorties et les entrées du processus réel et comme sorties l'estimation de l'état du système, si l'on souhaite faire de la commande ou le vecteur des résidus dans le cas d'un diagnostic [15].

c. Méthodes par estimation paramétrique

Le modèle mathématique d'un système fait intervenir un ensemble de paramètres dont les valeurs numériques sont généralement inconnues. Les techniques d'estimation paramétriques permettent à partir d'un ensemble de mesures réalisées sur l'installation, de déterminer le vecteur des paramètres intervenant dans le modèle.

Le schéma de la figure (1.9) représente le principe de détection des défauts à partir d'une estimation paramétrique en temps réel des paramètres du système ou $\hat{\theta}$ représente le vecteur des paramètres issu de l'identification en temps réel θ_n et n les valeurs nominales correspondantes [15].

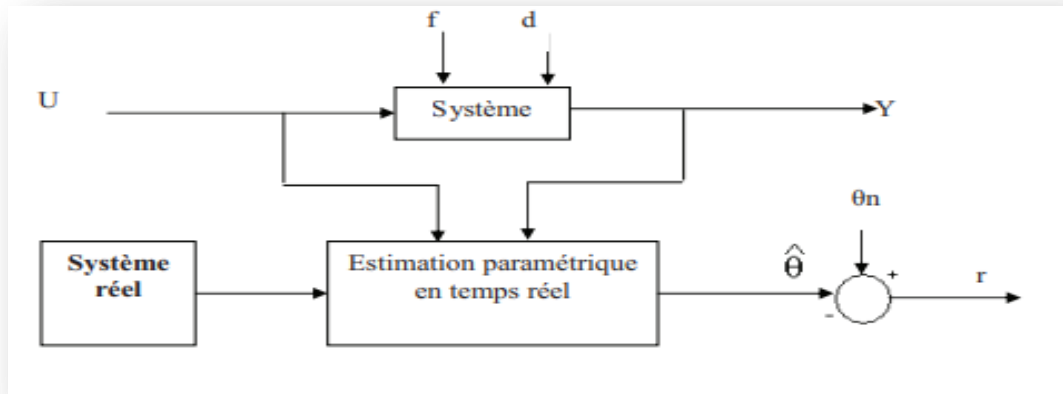


Figure I.9 : Principe de la génération de résidus par estimation paramétrique.

I.3.6.2 Méthodes sans connaissance à priori

Les méthodes avec connaissance à priori reposent sur l'utilisation d'un modèle mathématique du système étudiée. Toutefois, l'obtention d'un modèle global est quelquefois difficile à obtenir en raison de la complexité des phénomènes physiques mis en jeu. On peut alors avoir recours aux méthodes sans connaissance à priori. Dans ce cas, les connaissances utilisables reposent alors sur le savoir d'experts et sur un ensemble de données issues de l'installation à surveiller. Suivant ce type d'approche, on retrouve l'ensemble des méthodes basées sur l'intelligence artificielle (IA).

L'intelligence artificielle (IA) est une branche de l'informatique qui traite la reproduction par la machine de certains aspects de l'intelligence humaine tels que : apprendre à partir d'une expérience passée à reconnaître des formes complexes et à effectuer des déductions [15].

L'intérêt de recourir à l'intelligence artificielle (IA) pour résoudre le problème de diagnostic des défaillances, est dû principalement aux avantages suivants :

- La non disponibilité de modèle explicite pour le cas de défaillances est un problème que les techniques de l'intelligence artificielle (IA) peuvent résoudre car basées sur la non nécessité de modélisation.
- La robustesse face aux perturbations.
- L'intelligence artificielle recouvre principalement la reconnaissance des formes, les systèmes experts, les réseaux de neurones et les systèmes d'inférence floue.

I.3.6.2.1 La reconnaissance des formes (RDF)

Lorsque les observations sont de type numérique, l'approche par reconnaissance des

formes peut être employée sur des problèmes complexes tels que le nucléaire, l'industrie automobile, le comportement humain, les réseaux téléphonique, où la modélisation du procédé est souvent difficile à mettre en œuvre. Dans le domaine du diagnostic des machines et des systèmes industriels, cette approche a été mise en œuvre avec succès par de nombreux travaux [16], [17].

I.3.6.2.2 Les réseaux de neurones artificiels (RNA)

Un réseau de neurones (RN) est un système d'opérateurs non linéaires interconnectés, recevant des signaux de l'extérieur par ses entrées, et délivrant des signaux de sortie, ces (RN) sont une métaphore des structures cérébrales et de traitement parallèle et distribué d'information et comportent plusieurs élément de traitement appelé neurone.

Chaque neurone fonctionne indépendamment des autres de telle sorte que l'ensemble est un système parallèle fortement interconnecte. L'information détenue par le réseau de neurone est distribuée à travers l'ensemble des constituants et non localisée dans une partie de mémoire sous la forme d'un symbole [18].

I.3.6.2.3 Système d'inférences floues

L'expérience d'opérateur humain, ayant une bonne maîtrise du système, paraît précieuse dans la détermination, sur base de leurs observations, de l'élément défaillant qui est à l'origine d'un comportement qu'ils ont jugé anormale. Ce savoir peut s'exprimer sous forme d'une liste de règles de la forme : si (condition) alors (conclusion) où la partie condition comporte les symptômes et la partie conclusion concerne l'élément défaillant.

L'idée est alors de construire un dispositif, appelé système d'inférences floues, capable d'imiter les prises de décisions d'un opérateur humain à partir de règles verbales traduisant ses connaissances relatives à un processus donné [19].

En générale la procédure de fonctionnement d'un système flou est accomplie en trois étapes :

- **La fuzzification** : contient des données préliminaires qui sont traitées par des règles linguistiques ce qui nécessite leur définition par des fonctions d'appartenance.
- **L'inférence** : les valeurs des variables linguistiques sont liées par plusieurs règles qui doivent tenir compte du comportement statique et dynamique du système.
- **La défuzzification** : dans cette étape il faut transformer la valeur floue (linguistique) en une valeur déterminée pour déduire l'état du système [4].

I.3.6.2.4 Les systèmes experts

Les systèmes experts sont des outils conçus pour pouvoir modéliser un système. Ils permettent de formaliser leurs connaissances et fournissent un mécanisme pour les exploiter. Lorsque le mode de représentation de la connaissance est de type symbolique, l'approche par système expert est favorisée [19].

I.4 Analyse vibratoire

I.4.1 Définition d'une vibration

La norme ISO 2041 «VIBRATION ET CHOCS –VOCABULAIRE (AOUT 1990)» définit la vibration par: "Vibration avec le temps de l'intensité d'une grandeur caractéristique d'un mouvement ou de la position d'un système mécanique, lorsque l'intensité est alternée (grande et petite) par rapport à une certaine valeur moyenne de référence" [21].

I.4.2 Description d'un signal vibratoire

Un signal vibratoire est caractérisé principalement par sa fréquence, son amplitude et sa nature, comme illustre par la figure (I.10).

Il peut être caractérisé aussi par:

- **La valeur maximale X_c (crête)** : c'est la plus grande valeur du signal.
- **La valeur crête à crête X_{cc} (crête à crête)** : c'est la différence entre la plus grande valeur du signal et sa plus petite valeur.
- **La valeur moyenne absolue X_{moy}** : c'est la moyenne du signal redressé sur une période.
- **La valeur efficace RMS (Root Mean Square)** : c'est l'image de l'énergie contenue dans un signal.
- **Le facteur de crête** : c'est un indicateur sans dimension. L'amplitude nous renseigne sur l'importance du défaut surveillé, alors que la fréquence nous renseigne sur son origine.

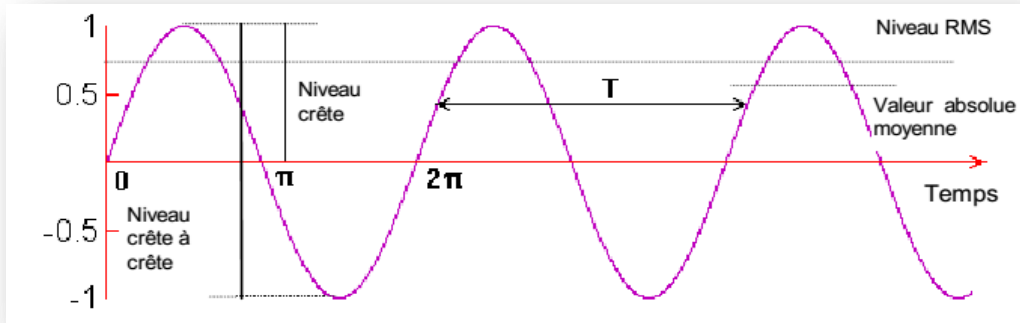


Figure I.10: Description du signal vibratoire [21].

I.4.3 les grandeurs de mesure

Une vibration mécanique peut être mesurée selon les trois grandeurs suivantes :

- ✓ Déplacement.
- ✓ Vitesse.
- ✓ Accélération.

I.4.3.1 Déplacement vibratoire $S(t)$

Le déplacement $S(t)$ d'une vibration harmonique est décrit par l'équation :

$$S(t) = X_0 \sin(\omega t + \varphi) \quad (\text{I.1})$$

Les unités couramment utilisées sont le micromètre (μm) et le pouce, avec :

$$1 \text{ pouce} = 25,4\text{mm}$$

I.4.3.2 Vitesse vibratoire $v(t)$

La vitesse $v(t)$ de cette vibration s'obtient par la dérivation de l'équation (I.1) :

$$V(t) = \frac{d(s)}{dt} = X_0 \cos(\omega t + \varphi) \quad (\text{I.2})$$

$$V(t) = V_0 \sin(\omega t + \varphi + \pi/2) \quad (\text{I.3})$$

Les unités couramment utilisés sont le millimètre par seconde (mm/s) ou le pouce par seconde (pps), avec $1\text{pps}=25,4\text{mm/s}$

I.4.3.3 Accélération vibratoire $A(t)$

L'accélération $A(t)$ de cette vibration s'obtient par dérivation de l'équation (I.3):

$$A(t) = d(v) / dt = V_0 \omega \cos(\omega t + \varphi + \pi/2) \quad (\text{I.4})$$

$$A(t) = A_0 \sin(\omega t + \varphi), A_0 = -\omega V_0 \quad (\text{I.5})$$

Les unités couramment utilisées sont le mètre par seconde au carré [m/s^2] [19].

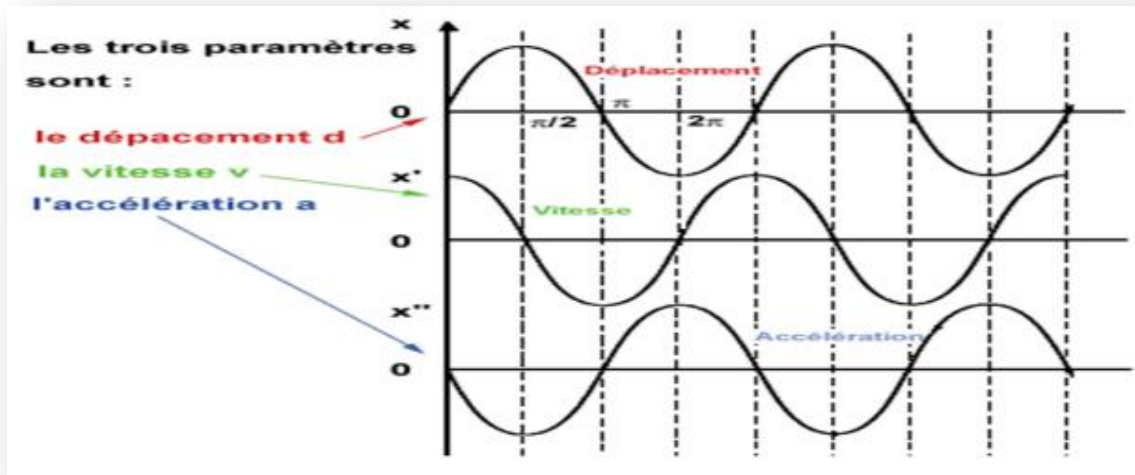


Figure I.11 : Grandeurs associées à l'amplitude d'une vibration [21].

I.4.4 Capteur de vibration

Il existe différents types de capteurs de vibrations, et chacun des trois paramètres (déplacement, vitesse, accélération), peut être mesuré.

Un capteur se caractérise principalement par :

- ✓ Sa plage d'utilisation.
- ✓ Sa gamme de mesure des amplitudes.
- ✓ Sa tenue en température.
- ✓ Ses grandeurs d'influence.
- ✓ Son poids et ses dimensions.

I.4.4.1 Capteur de déplacement

Dans ce qui va suivre, nous allons décrire le plus répandu parmi les capteurs sans contact.

Il existe en effet des capteurs :

- ✓ Inductifs.
- ✓ Capacitifs.
- ✓ A courants de Foucault.

C'est ce dernier principe qui s'est imposé dans le monde entier.

I.4.4.1.1 Mesure de déplacement d'après le principe des courants de Foucault

Ces chaînes sont constituées de deux parties essentielles :

- ✓ Le capteur
- ✓ Le conditionneur (oscillateur démodulateur)

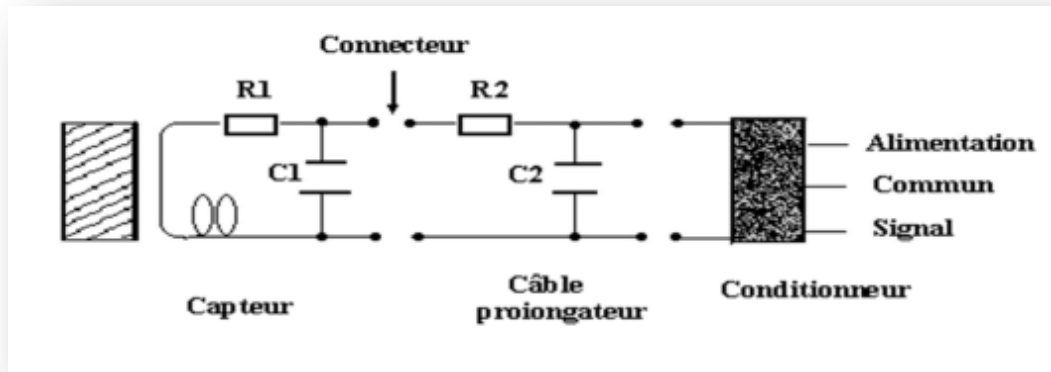


Figure I.12 : Schéma d'une chaîne de mesure à courants de Foucault [21].

Le capteur de proximité le mieux adapté à la mesure et à l'analyse du déplacement relatif d'un arbre dans son palier est le capteur à courant de Foucault. Sa bande passante est très étendue mais sa dynamique est faible à cause du bruit élevé induit par les imperfections d'usinage de l'arbre et le non homogénéité magnétique des matériaux le constituant. Ces imperfections géométriques et magnétiques se traduisent dans le domaine spectral par la présence d'un peigne de raies dont le pas correspond à la fréquence de rotation. Ce peigne de raies parasite le spectre de signal utile et peut induire de graves erreurs d'interprétation. La réduction de ce bruit nécessite un traitement spécifique de l'arbre au niveau des zones de visée des sondes [20].

I.4.4.2 Capteur de vitesse (vélocimétrie)

Parmi tous les systèmes physiquement susceptibles de mesure la vitesse de vibration, le principe électrodynamique est le plus robuste et le plus facile à mettre en œuvre. Par ailleurs, il est particulièrement adapté aux machines à faible vitesse de rotation.

Les capteurs de vitesse, ou vélocimétries, sont constitués d'une sonde à contact dite sonde sismique qui mesure le mouvement absolu de l'organe sur lequel elle est fixée.

Les vélocimétries les plus courants sont constitués d'une masse sismique reliée au boîtier par un ressort et solidaire d'une bobine qui se déplace dans un champ magnétique permanent créé par un barreau aimanté. La vibration du palier sur lequel est fixé le capteur, génère une tension proportionnelle à la vitesse de mouvement de la bobine.

La fréquence de résonance de ce type de capteurs se situe généralement entre 8 et 15 Hz et la gamme dynamique s'étend de 10-2000 Hz environ.

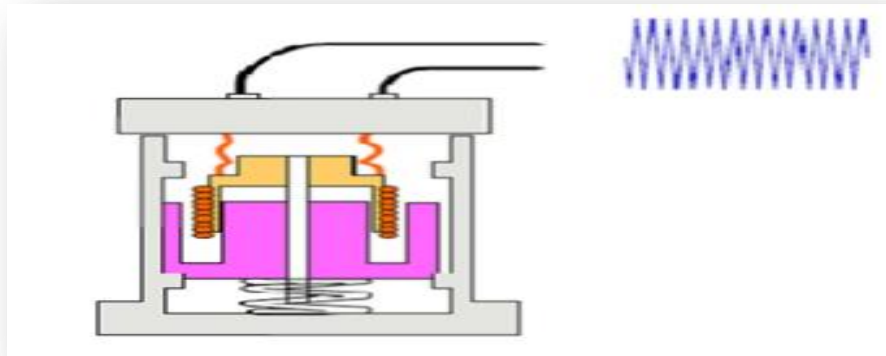


Figure I.13 : Schéma de vélocimétrie [22].

I.4.4.3 Capteur d'accélération (accéléromètre)

Dans la pratique, les capteurs d'accélération les plus répandus sont les capteurs piézoélectriques.

Il en existe des exécutions très variées d'un point de vue tant mécanique qu'électrique. Le capteur d'accélération doit être choisi en fonction de son utilisation.

I.4.4.3.1 Mesure des accélérations vibratoires d'après le principe piézo-électrique

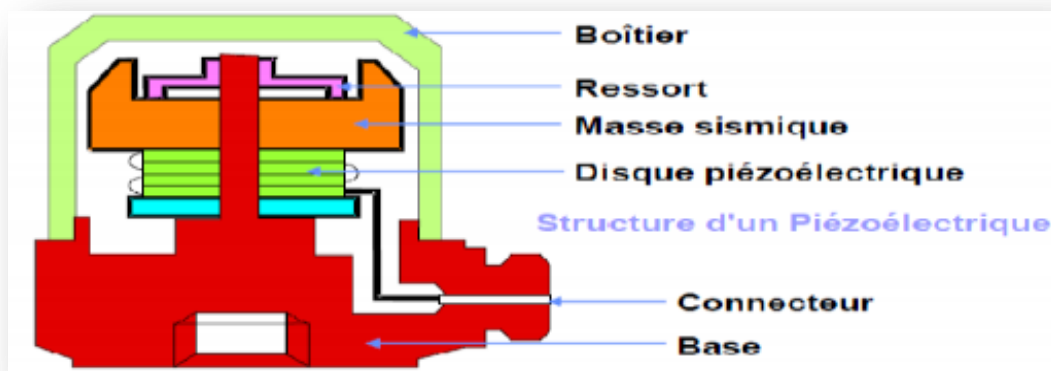


Figure I.14 : Schéma d'un capteur Piézoélectrique.

Les éléments actifs de ce type de capteur figure (I.14) sont des disques de cristal piézoélectrique présentant la propriété de transformer une oscillation mécanique (pression ou cisaillement) en charge électrique.

Effet piézo-électrique

$$Q = K_i.P$$

$$P = F/S \quad Q = K.a$$

$$F = M.a$$

$$K.a = k_i.M.a/s$$

Avec

Q : charge électrique générée par l'effet piézo-électrique [pC]

P : pression exercée sur la céramique [N/M²].

F : force exercée sur la céramique [N]

S : surface de contact entre la masse sismique et la céramique [m²].

M : masse sismique [Kg]

a : accélération du capteur [m/s²].

k : constante [pC/N/m²].

K : facteur de transmission [pC/m/s²].

I.4.4.3.2 Plage de fréquence

La plage de fréquence utilisable linéairement est égale environ à un tiers de la fréquence de résonance de capteur [21].

I.4.5 Techniques d'analyse vibratoire

La figure (I.15) résume différentes techniques d'analyse vibratoire.

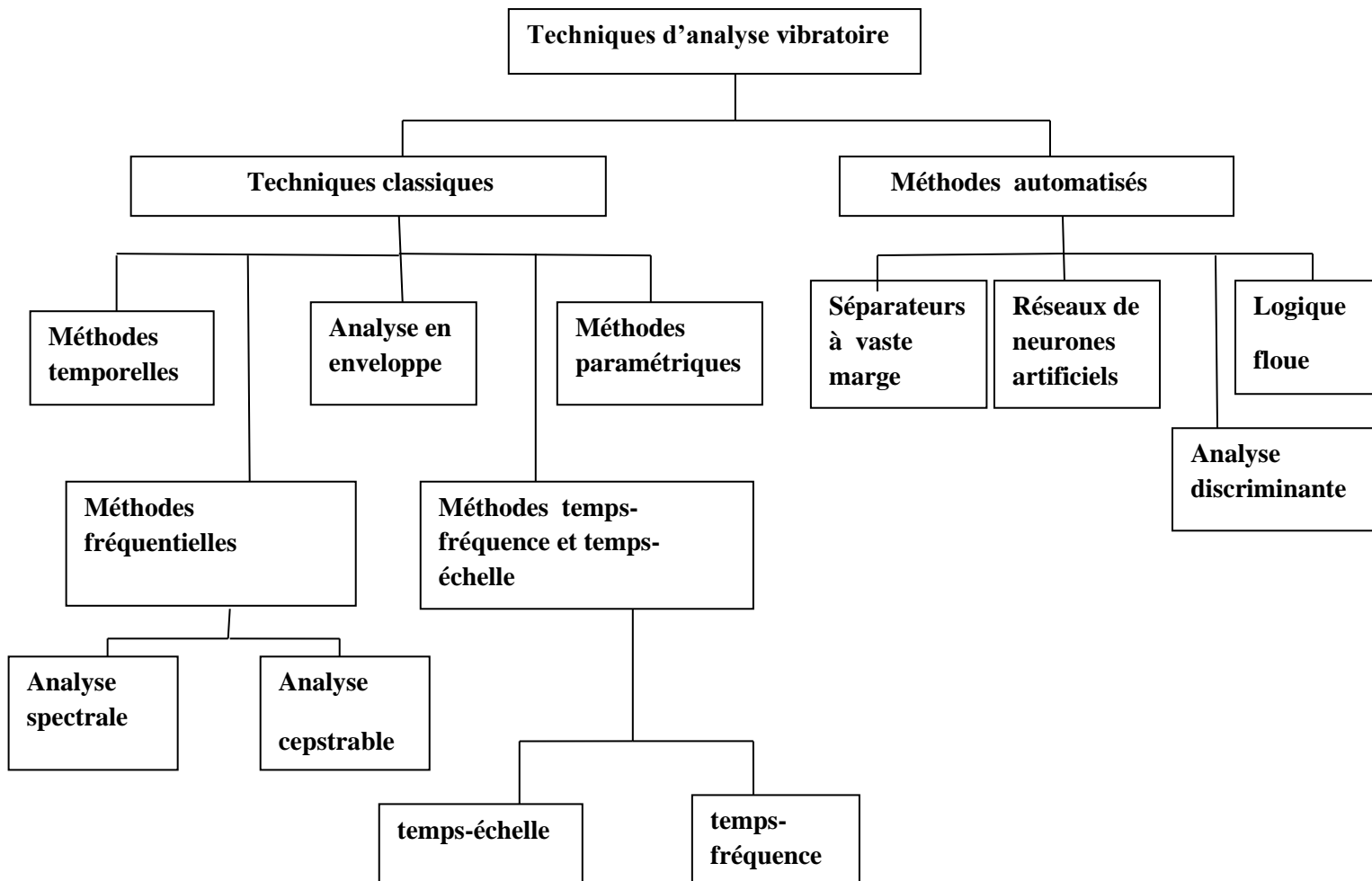


Figure I.15 : techniques d'analyse vibratoire.

I.4.6 Nature des vibrations

Une machine tournante quelconque en fonctionnement génère des vibrations que l'on peut classer de la façon suivant :

I.4.6.1 Vibration harmonique

Une vibration harmonique est une vibration dont le diagramme amplitude – temps et reprisent par une sinusoïde.

Le meilleur exemple d'une vibration harmonique est celle génère par le balourd d'un rotor en mouvement.



Figure I.16: Vibration harmonique.

Elle est décrite par l'équation :

$$X(t) = X_0 \sin(\omega t + \varphi) \quad (\text{I.6})$$

Avec :

ω : vitesse angulaire ou pulsation de mouvement ($2\pi f$)

f : fréquence du mouvement.

φ : Phase de mouvement par rapport à un repère dans le temps.

I.4.6.2 Vibration périodique

Correspondre à un mouvement sinusoïdal pur ou, plus généralement, à un mouvement complexe périodique que l'on peut décomposer en une somme de mouvements sinusoïdaux élémentaires, plus faciles à analyser.

Les mouvements sinusoïdaux élémentaires sont appelés « composantes harmoniques » et leurs fréquences sont des multiples entiers de la fréquence du mouvement étudié qui est appelée « fréquence fondamentale » ou fréquence de l'harmonique d'ordre 1.

Une vibration périodique est telle qu'elle se reproduit exactement après un certain temps appelé période.

Une telle vibration est créée par une excitation elle-même périodique.

Une vibration périodique est la composée de plusieurs vibrations harmoniques.

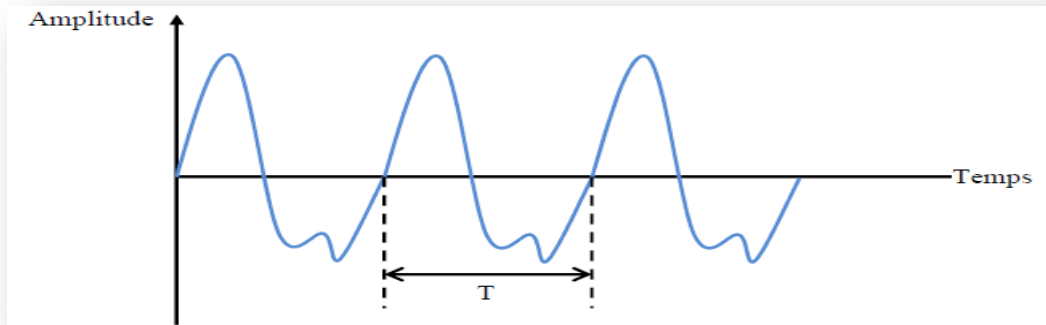


Figure I.17 : Vibration périodique.

Elle est d'écrit par l'équation :

$$X(t) = \sum_{i=1}^n [X_i \sin(W_i t + \varphi_i)] \quad (\text{I.7})$$

I.4.6.3 Vibration apériodique

Comme par exemple (la vibration générée par le phénomène de cavitation sur une pompe) elle est caractérisée par un mouvement oscillant aléatoire qui ne se produit pas identiquement à lui-même comme les mouvements périodiques.

Les vibrations aléatoires ne peuvent être représentées mathématiquement que par une série de relations de probabilités car il faudrait théoriquement un temps infini pour les analyser, mais on peut considérer que la fonction aléatoire est une fonction périodique dont la périodicité est égale à l'infini et que cette fonction est constituée d'une infinité de fonctions sinusoïdales dont la fréquence varie de façon continue.

Ces vibrations caractéristiques sont donc toutes identifiables et mesurables. La tendance à l'accroissement de leur intensité est représentative de l'évolution de l'effort qui les génère et révélatrice du défaut qui se développe.

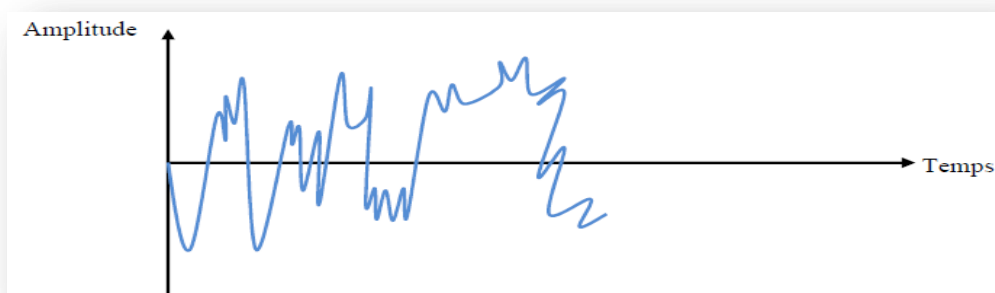


Figure I.18: Vibration apériodique.

Elle est décrite par l'équation :

$$X(t) = \sum_{i=1}^{\infty} [X_i \sin(W_i t + \varphi_i)] \quad [21] \quad (I.8)$$

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté brièvement les notions de base de la maintenance, avec ses différents types et niveaux ,aussi quelques définitions relatives au diagnostic, suivi par les différentes étapes utilisées dans un diagnostic. Finalement, nous avons abordé les différentes méthodes d'analyse vibratoire.

Chapitre II

Réseau de neurone artificiel

II.1 Introduction

Les points que nous abordons dans ce chapitre montrent l'utilisation concernant les réseaux de neurones et les différentes architectures interne, dans le cadre d'utilisation pour la classification.

Aujourd'hui, plusieurs applications pratiques de réseaux de neurone ont vu le jour notamment dans le domaine de la reconnaissance des formes et la classification. De ce fait, on présentera dans ce qui suit, quelques généralités sur les RNA.

II.2 Définition du réseau de neurone

- **Définition 1 :** (neural network) ensemble de neurones formels interconnectés permettant la résolution de problèmes complexes tels que la reconnaissance des formes ou le traitement du langage naturel, grâce à l'ajustement des coefficients de pondération dans une phase d'apprentissage.
- **Définition 2 :** Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont des processeurs élémentaires fortement connectés fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit [23].

II.3 Historique du réseau de neurone

Les réseaux de neurones artificiels « RAN », nés il y a environ une cinquantaine d'années, sont toujours en cours de développement. Cet axe de recherche a tiré l'attention de beaucoup de chercheurs de différentes disciplines. Ces réseaux de neurones artificiels « RNA » sont issus de la combinaison entre la neurobiologie comme idée de base, la physique comme champs d'application et les mathématiques avec l'informatique en tant que moyens de réalisation. Nous présentons dans ce qui suit un bref historique des réseaux de neurone artificiels [24].

- 1943 : MC CULLOCH et PITTS présentent le premier neurone formel.
- 1949 : HEBB propose un mécanisme d'apprentissage.
- 1958 : ROSENBLATT présente le premier réseau de neurones artificiels : le Perceptron ; Il est inspiré du système visuel, et possède deux couches de neurones : perceptive et décisionnelle.

Dans la même période, le modèle de l'ADALINE « ADAPTIVE LINEAR ELEMENT » est présenté par WIDROW Ce sera le modèle de base des réseaux multicouches.

- 1969 : MINSKY et PAPERT publient une critique des perceptrons en montrant leurs limites, ce qui va faire diminuer la recherche sur le sujet.
- 1972 : KOHONEN présente ses travaux sur les mémoires associatives
- 1982 : HOPFIELD démontre l'intérêt d'utiliser les réseaux récurrents pour la compréhension et la modélisation des fonctions de mémorisation.
- 1986 : RUMELHART popularise l'algorithme de rétro-propagation du gradient, conçu par WERBOS, qui permet d'entraîner les couches cachées des réseaux multicouches [24].

II.4 Modélisation du neurone

II.4.1 Réseaux de neurones biologiques

II.4.1.1 Structure de réseaux de neurones biologiques

La structure d'un neurone biologique est représentée par la figure (II.1).

- **Neurone** : Est une cellule vivante, qui peut prendre des formes variables (pyramidale, sphérique ou étoilée) sa forme est définie par une membrane qui sépare l'intérieur du neurone à l'extérieur. Ces neurones sont considérés comme l'élément de base qui constitue les unités élémentaires de traitement dans le cerveau [25].
- **Le corps cellulaire (soma)** : Il est composé d'un noyau qui effectue les transformations biochimiques essentielles à la vie de neurone et se ramifie pour former les dendrites, qui établissent la liaison avec d'autres cellules.
- **Axone** : C'est les prolongements unique, qui diffuse le signal du neurone vers d'autres cellules donc son rôle est représenté dans la communication avec d'autre neurone.
- **Synapse** : C'est un élément de jonction qui assure le contact du cytoplasme (membrane) d'un neurone et les membranes de ses voisins, il joue un rôle essentiel dans la transmission des signaux [26].
- **Neurone formel** : Est processeur très simple imitant grossièrement la structure et le fonctionnement d'un neurone biologique [27]. Un neurone formel est un opérateur effectuant la somme pondérée de ses entrées externes puis elle s'active suivant la valeur de cette sommation pondéré puis modulée par une fonction d'activation [25].

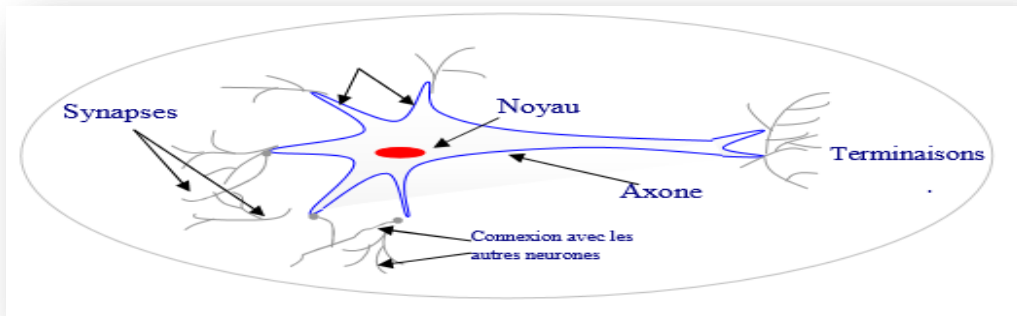


Figure II.1 : Neurone biologique [28].

II.4.2 Réseaux de neurones artificiels

II.4.2.1 Structure des réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones peut être considéré comme un modèle mathématique de traitement, composé de plusieurs éléments de calcul non linéaire (neurones), opérant en parallèle et connectés entre eux par des poids. Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Les neurones artificiels sont souvent utilisés sous forme de réseaux qui diffèrent selon le type de connections entre les neurones, la figure (II.2) représente un neurone formel.

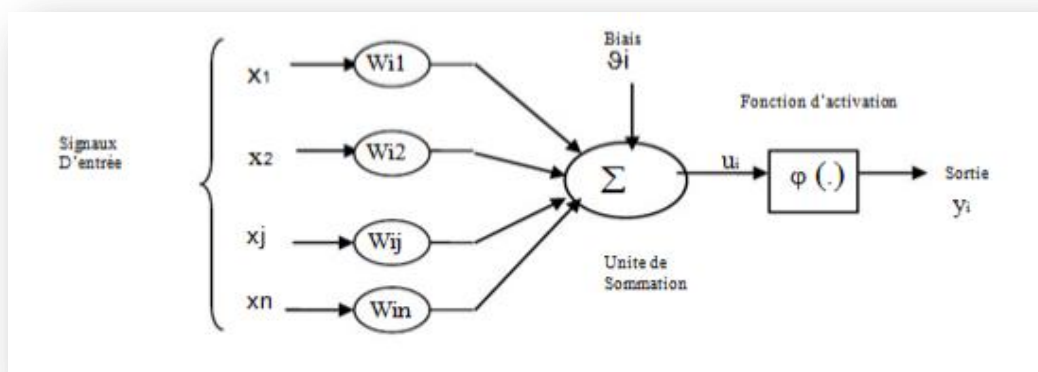


Figure II.2 : Structure d'un neurone artificiel [26].

Nous distinguons trois types de couches :

- **Couche d'entrée** : les neurones de cette couche reçoivent les valeurs d'entrée du réseau et les transmettent aux neurones cachés. Chaque neurone reçoit une valeur, il ne fait pas donc de sommation.
- **Couches cachées** : chaque neurone de cette couche reçoit l'information de plusieurs couches précédentes, effectue la sommation pondérée par les poids, puis la transforme selon sa fonction d'activation qui est en général une fonction sigmoïde. Par la suite, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante.
- **Couche de sortie** : elle joue le même rôle que les couches cachées, la seule différence entre ces deux types de couches est que la sortie des neurones de la couche de sortie n'est liée à aucun autre neurone [29].

Une comparaison entre neurone biologique et celui artificiel est donné dans le tableau (II.1).

Neurone biologique	Neurone artificielle (processeur)
Dendrite	Fonction de combinaison
Axone	Élément (signal) de sortie
Synapse	Poids de connexion
Corp du neurone	Fonction de transfert (activation)

Tableau II.1 : Analogie entre le neurone biologique et le neurone artificiel [23].

II.4.3 Architecture des réseaux de neurones

On distingue deux structures de réseau, en fonction du graphe de leurs connexions, c'est-à-dire du graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les «connexions» entre ceux-ci :

- Les réseaux de neurones statiques (ou non bouclés).
- Les réseaux de neurones dynamiques (ou bouclés).

II.4.3.1 Réseaux de neurones non bouclés

Dans ce type de structure dite 'feedforward', la propagation de l'information se fait uniquement de l'entrée vers la sortie. Les neurones de la même couche peuvent se connecter uniquement avec les neurones de la couche suivante. L'architecture la plus utilisée est le perceptron multicouche, représenté par la figure (II.3).

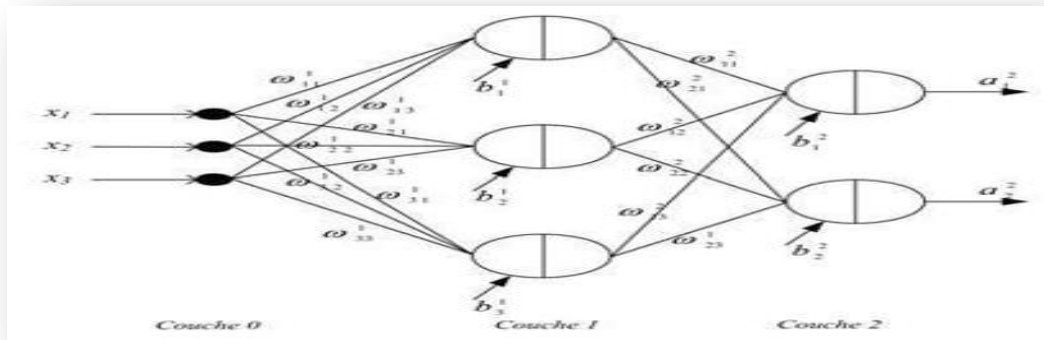


Figure II.3 : Réseau de neurone non bouclé.

II.4.3.2 Réseaux de neurones bouclés

Un réseau dynamique ou récurrent possède la même structure qu'un réseau multicouche muni de rétroactions. Les connexions rétroactives peuvent exister entre tous les neurones du réseau sans distinction, ou seulement entre certains neurones, et ce comme illustre par la figure (II.4) [30].

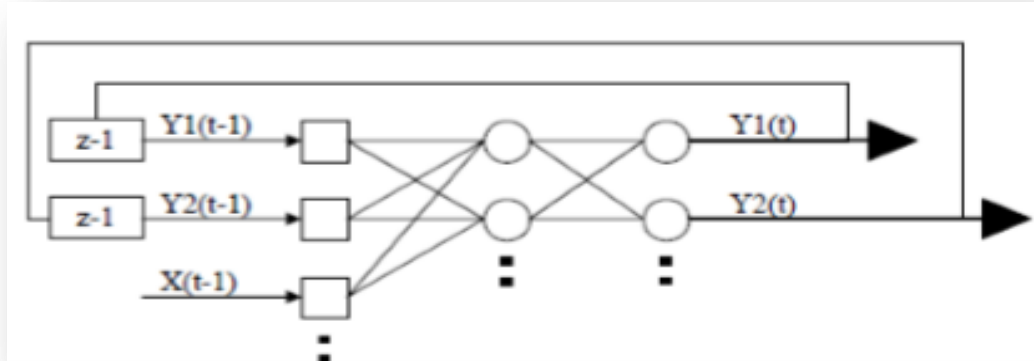


Figure II.4 : Réseau de neurone bouclé.

II.4.4 Fonctions d'activation de RNA

Les fonctions d'activation utilisées dans les modèles connexionnistes d'aujourd'hui sont variées. On peut identifier trois principaux types de fonctions les plus connues: binaire à seuil, rampe avec saturation, et la sigmoïde [31].

II.4.4.1. Types de fonction d'activation

Les fonctions les plus utilisées sont représenté dans le tableau (II.2):

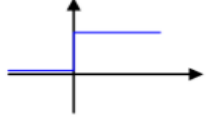
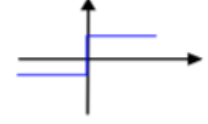
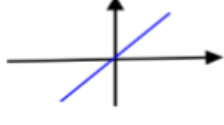
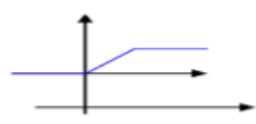
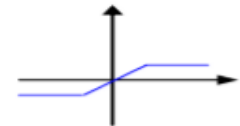
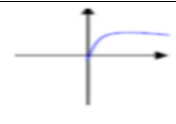
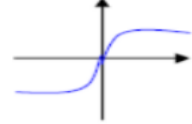
FONCTION	TYPE	EQUATION	ALLURE
Seuil	Binaire (fonction de Heaviside)	$F(x) = 1$ si $x > 0$ $F(x) = 0$ si $x \leq 0$	
	Signe	$F(x) = 1$ si $x > 0$ $F(x) = -1$ si $x \leq 0$	
Linéaire	Identité	$F(x) = x$	
	Saturé positif	$F(x,k) = 0$ si $x < 0$ $F(x,k) = 1$ si $x \geq 1/k$ $F(x,k) = kx$ sinon	
	Saturé symétrique	$F(x,k) = -1$ si $x < -1/k$ $F(x,k) = 1$ si $x \geq 1/k$ $F(x,k) = kx$ sinon	
Sigmoïde	Positive (type logistique)	$F(x,k) = \frac{1}{1+e^{-kx}}$	
	Symétrique (type tanh)	$F(x) = \tanh(ax)$	

Tableau II.2 : fonction d'activation [28].

II.5 Apprentissage et perceptron

II.5.1 Apprentissage

II.5.1.1 Définition

L'apprentissage est la caractéristique principale des réseaux de neurones ; c'est le processus d'adaptation des paramètres d'un système pour remplir au mieux la tâche pour laquelle le

réseau est destiné. Le type d'apprentissage est déterminé par la manière dont les paramètres sont adaptés, et il existe plusieurs méthodes et algorithmes pour adapter ces paramètres [36].

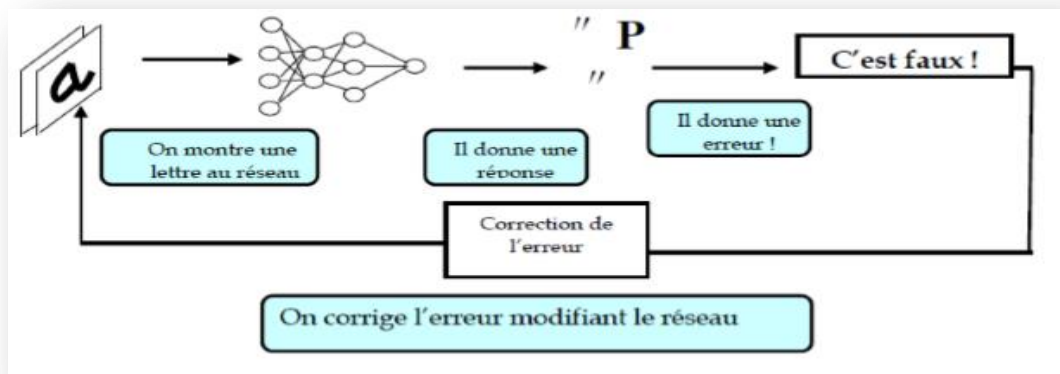


Figure II.5 : Exemple d'apprentissage [33].

II.5.1.2 Les types d'apprentissage des réseaux de neurones

On distingue deux types d'apprentissage : Un apprentissage "supervisé" et un apprentissage "non supervisé".

- **L'apprentissage supervisé** : L'apprentissage "supervisé" pour les réseaux de neurones formels, consiste à calculer les coefficients synaptiques de telle manière que les sorties du réseau soient, pour les exemples utilisés lors de l'apprentissage, aussi proches que possibles des sorties "désirées".
- **L'apprentissage non supervisé** : Un réseau de neurones non bouclé peut être également utilisé dans un but de visualiser ou d'analyser des données : On dispose d'un ensemble de données, représentées par des vecteurs de grande dimension et l'on cherche à les regrouper selon des critères de ressemblance qui sont inconnus à priori. Ce type de tâches est connu en statistique sous le nom de méthodes "d'agrégation".
- **Le mode hybride** : Le mode hybride reprend en fait les deux autres approches, puisque une partie des poids va être déterminée par apprentissage supervisé et l'autre partie par apprentissage non supervisé [32].

II.5.1.3 Types de règle d'apprentissage

On a quatre types de Règle d'apprentissage :

- Correction d'erreur.

- Apprentissage de Boltzmann.
- Apprentissage de compétition.
- Règle de Hebb.
- Règle de Widrow-Hoff [34].

II.5.1.4 Apprentissage des réseaux multicouches

Les pondérations des différents réseaux utilisées sont ajustées par l'apprentissage supervisé en exploitant l'idée de minimisation itérative d'un critère de l'erreur en sortie qui a pour principe de minimiser une fonction de coût de l'erreur calculée entre la sortie du réseau et la sortie souhaitée pour une entrée donnée . Les principes le plus utilisé est le principe de descente de gradient, il a été conçu pour dévier les problèmes de non séparabilité linéaire. Tel que le montre la figure (II.6).

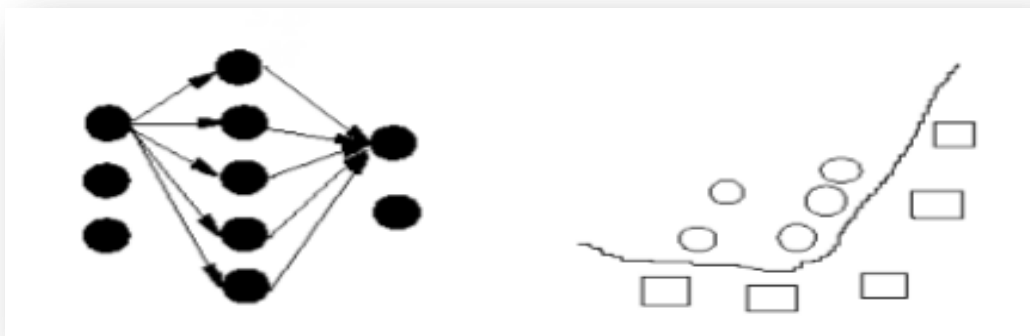


Figure II.6 : La séparation non linéaire (rétro propagation) [28].

II.5.1.5 Principe de descente de gradient (propagation de gradient)

Cette méthode est utilisée couramment dans de nombreuses applications. Elle consiste à rechercher un endroit situé plus bas que tous les autres endroits (c'est-à-dire le minimum), alors le déplacement sera systématiquement vers le bas figure (II.7) en suivant les lignes de plus grande pente, celle-ci étant mathématiquement calculée par le gradient.

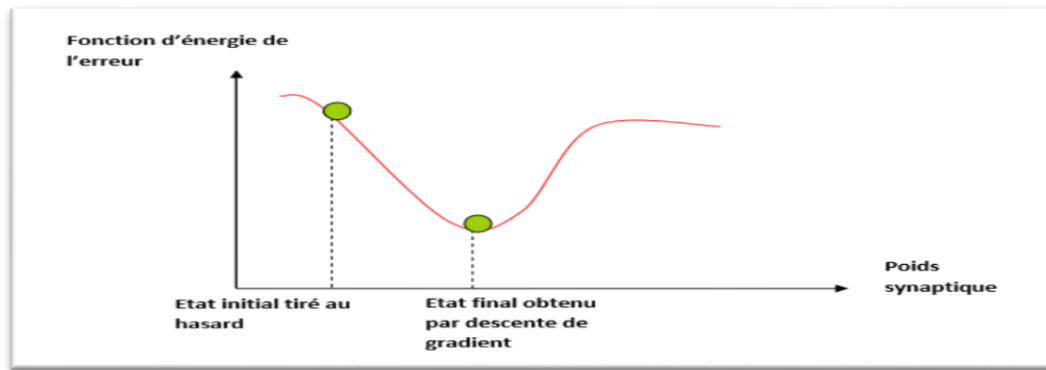


Figure II.7 : La descente de gradient [28].

L'apprentissage d'un réseau de neurones récurrent s'effectue alors de la façon suivante :

1. initialisation des paramètres du réseau
2. propagation à travers le réseau déplié temporellement
3. calcul du gradient de la fonction de coût (en tenant compte des poids partagés)
4. mise à jour des paramètres du réseau, puis retour à l'étape 2 pour une nouvelle itération [35].

II.5.2 Le perceptron

II.5.2.1 Définition

Le perceptron est un type particulier de neurone formel : il peut être vu comme un réseau de neurones simple; en effet, ce réseau de neurones ne possède qu'une seule sortie sans couche cachée. On prend x_1, x_2, \dots, x_n les n entrées, et w_1, w_2, \dots, w_n les n poids associés aux entrées, telle que la somme pondérée des entrées par les poids vaut une certaine valeur z , qui sera évaluée par une fonction d'activation 'f'.

Le perceptron multicouches possède un plus grand nombre de poids répartis selon des couches dites intermédiaires ou cachées (où le nombre de neurones peut varier selon le problème posé), et des seuils sur chaque sommet qui n'est pas un sommet d'entrée.

II.5.2.2 Les types de perceptron des réseaux de neurones

II.5.2.2.1 Le perceptron monocouche (Perceptron simple)

Le perceptron illustré par la figure (II.8), il est un réseau de neurones très simple, puisqu'il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Il peut aussi être utilisé

pour faire de la classification et pour résoudre des opérations logiques simples, il suit généralement un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur [36].

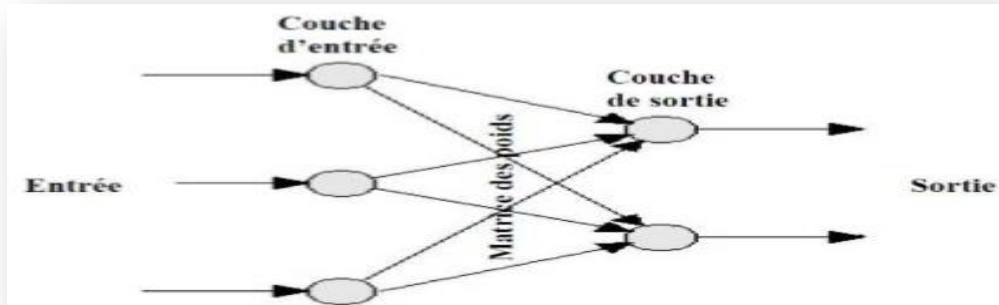


Figure II.8 : Architecture d'un perceptron monocouche.

II.5.2.2.2 Le perceptron multicouche (PMC) (en anglais Multi Layer Perceptron)

C'est une extension du précédent, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante. Il peut résoudre des problèmes non linéairement séparables et des problèmes logiques plus compliqués incluant le problème XOR. Il suit un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur. L'algorithme d'apprentissage est la règle d'apprentissage delta (Δ) qui affecte le changement des poids en multipliant l'entrée d'un neurone par la différence entre la sortie réelle et la sortie désirée et le taux d'apprentissage du réseau [37].

L'architecture d'un PMC est représentée par la figure (II.9).

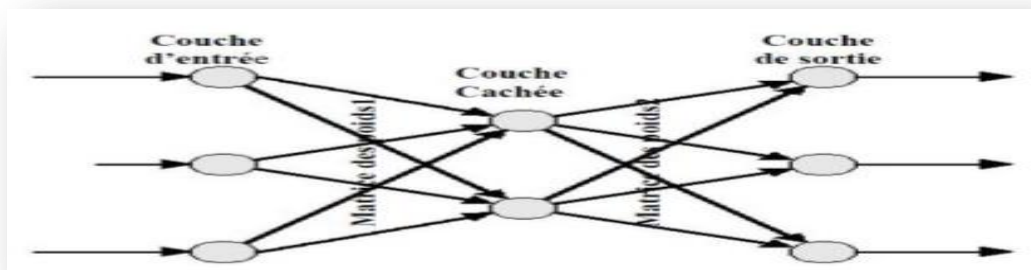


Figure II.9 : Architecture d'un perceptron multi-couche.

Le perceptron a les caractéristiques suivantes :

- Le perceptron multicouche est une suite de couches contenant chacune des neurones formels.
- Les entrées de la couche n sont les sorties de la couche n-1.
- Les neurones de la première couche sont reliés à l'extérieur et reçoivent tous la même entrée (vectorielle)
- La sortie du perceptron multicouches est un vecteur constitué des sorties des neurones de la dernière couche [37].

II.6 Les réseaux de neurones multicouches (PMC)

Le perceptron Multi-Couche est un réseau orienté de neurones artificiels organise en couches et où l'information est véhiculée dans un seul sens, de la couche d'entrée vers la couche de sortie.

La figure (II.10) donne l'exemple d'un réseau contenant une couche d'entrée, deux couches cachées et une couche de sortie. La couche d'entrée représente toujours une couche virtuelle associée aux entrées du système. Elle ne contient aucun neurone. Les couches suivantes sont des couches de neurones. Dans l'exemple illustré, il y a 3 entrées, 4 neurones sur la première couche cachée, trois neurones sur les deuxièmes et quatre neurones sur la couche de sortie. Les sorties des neurones de la dernière couche correspondent toujours aux sorties du système.

Dans le cas général, un perceptron Multi-Couche peut posséder un nombre de couches quelconque et un nombre de neurones (ou d'entrées) par couche également quelconque.

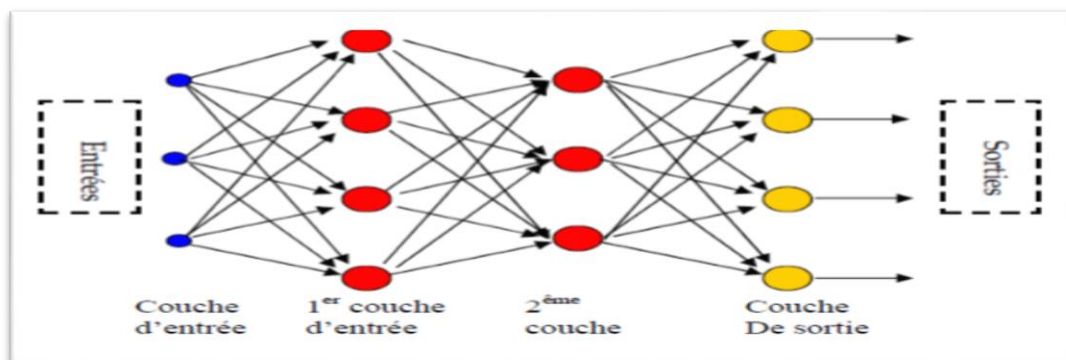


Figure II.10 : Perceptron Multi Couche PMC.

La création d'un perceptron Multicouche pour résoudre un problème donne passe donc par l'inférence de la meilleure application possible telle que définie par un ensemble de données d'apprentissage constituées de paires de vecteurs d'entrées et de sorties désirées. Cette inférence peut se faire, entre autre, par l'algorithme dit de retro propagation [38].

La sortie du réseau a pour expression :

$$Y=g [Z [(WX +W_0)] +Z_0] \quad (\text{II.1})$$

Avec :

f et g : les fonctions de transfert, des couches cachées et de sorties respectivement.

Y : sortie du réseau.

X : vecteur des entrées.

W : matrice des poids de connexions liant la couche d'entrée à la couche cachée.

W₀ : vecteur des biais des cellules de la couche cachée.

Z : matrice des poids des connexions liant la couche cachée à la couche de sortie.

Z₀ : vecteur des biais des cellules de la couche de sortie.

II.6.1 L'algorithme de rétro-propagation

La rétro-propagation est actuellement l'algorithme le plus utilisé pour l'entraînement des réseaux de neurones C'est une technique de calcul des dérivées composées Mathématiquement, cette méthode est basée sur l'algorithme de la descente du gradient.

La rétro-propagation donne la possibilité de rétro propager l'erreur commise en sortie vers les couches cachés d'où le nom «Rétro-propagation » sans oublier qu'elle est capable de propage un signal provenant des cellules d'entrée vers la couche de sortie [34].

- **La règle de Delta**

Cette règle consiste à modifier continuellement les poids des liens entre les neurones de façon à réduire la différence delta entre la sortie désirée et la valeur calculée de la sortie du neurone. Les poids sont modifiés de façon à minimiser l'erreur quadratique à la sortie du réseau de neurone artificielle. L'erreur est alors propagée des neurones de sortie vers les

neurones de couches inférieures, une couche à la fois. Pour minimiser une fonction de coût En mathématiquement c'est de calculer le gradient donc en a deux étapes. Dans un premier temps on calcule la dérivée de la fonction de coût par rapport aux sorties et entrées d'état du réseau Puis, connaissant ces quantités on calcule sa dérivée par rapport aux paramètres du réseau.

Pour la donnée d'entrée φ , la valeur de sortie de l'unité cachée j est donnée par :

$$y_j^\varphi = f(\text{net}_j^\varphi) = f\left(\sum_k w_{jk} \xi_k^\varphi\right) \quad (\text{II.2})$$

Les unités de sortie ont comme valeur :

$$y_i^\varphi = f(\text{net}_i^\varphi) = f\left(\sum_k w_{ik} y_j^\varphi\right) \quad (\text{II.3})$$

Les fonctions d'erreurs partielles et globales sont alors définies par :

$$E^\varphi = \frac{1}{2} (y_i^\varphi - \xi_i^\varphi)^2$$

$$E = \sum_\varphi E^\varphi \quad (\text{II.4})$$

La minimisation de la fonction d'erreur globale va se faire par une descente de gradient. Par conséquent, après la présentation de tous les vecteurs d'entrée de la base d'apprentissage, nous modifierons la valeur de chaque connexion par la règle :

$$\Delta w = -\eta \frac{\partial E}{\partial w} = -\eta \sum_\varphi \frac{\partial E^\varphi}{\partial w} \quad (\text{II.5})$$

Cette règle d'apprentissage est généralement appelée la règle de delta généralisée. Dans l'expression (II.4), seule la sortie y_i dépend du paramètre w_{ij} . Selon la position des poids des connexions, deux cas se présentent :

- Cas des connexions entre la couche cachée et celle de sortie (w_{ij}) :

Pour le cas des neurones de sortie, l'expression (II.5) devient fonction du paramètre w_{ij} qui influe uniquement sur la sortie du neurone d'indice i . Nous pouvons donc décomposer la dérivée de l'expression (II.5) par :

$$\frac{\partial E^\varphi}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E^\varphi}{\partial y_i^\varphi} \frac{\partial y_i^\varphi}{\partial \text{net}_i^\varphi} \frac{\partial \text{net}_i^\varphi}{\partial w_{ij}} = (y_i^\varphi - \xi_i^\varphi) f_i(\text{net}_i^\varphi) y_j^\varphi \quad (\text{II.6})$$

L'expression (II.5) devient alors :

$$\Delta w_{ij} = \eta \sum_{\varphi} f_i(\text{net}_i^{\varphi}) (\xi_i^{\varphi} - y_i^{\varphi}) y_j^{\varphi} \quad (\text{II.7})$$

- Cas des connexions entre la couche d'entrée et la couche cachée (w_{ik}) :

Pour le cas des neurones cachés, l'expression (II.5) est fonction du paramètre w_{ik} qui influence non seulement sur la sortie du neurone j de la deuxième couche, mais aussi sur tous les neurones j de la couche de sortie (en aval) qui lui sont connectés. On obtient alors l'équation suivante :

$$\frac{\partial E^{\varphi}}{\partial w_{jk}} = \frac{\partial E^{\varphi}}{\partial y_j^{\varphi}} \frac{\partial y_j^{\varphi}}{\partial \text{net}_j^{\varphi}} \frac{\partial \text{net}_j^{\varphi}}{\partial w_{jk}} = \frac{\partial E^{\varphi}}{\partial y_j^{\varphi}} f_i(\text{net}_j^{\varphi}) \xi_k^{\varphi} \quad (\text{II.8})$$

Le premier terme de cette expression devient alors :

$$\frac{\partial E^{\varphi}}{\partial y_j^{\varphi}} = \sum_i \frac{\partial E^{\varphi}}{\partial y_i^{\varphi}} \frac{\partial y_i^{\varphi}}{\partial y_j^{\varphi}} = \sum_i \frac{\partial E^{\varphi}}{\partial y_i^{\varphi}} \frac{\partial y_i^{\varphi}}{\partial \text{net}_i^{\varphi}} \frac{\partial \text{net}_i^{\varphi}}{\partial y_j^{\varphi}} = \sum_i (y_i^{\varphi} - \xi_i^{\varphi}) f_i(\text{net}_i^{\varphi}) w_{ij} \quad (\text{II.9})$$

On obtient alors la modification des poids :

$$\Delta w_{ik} = \eta \sum_{\varphi} \{ f_i(\text{net}_j^{\varphi}) \xi_i^{\varphi} \{ \sum_i (\xi_i^{\varphi} - y_i^{\varphi}) f_i(\text{net}_i^{\varphi}) w_{ij} \} \} \quad (\text{II.10})$$

Après avoir calculé la variation des poids des connexions pour tous les neurones de sortie via l'équation (II.7), on calcule alors la variation des poids des connexions de la couche cachée par l'équation (II.10). On met ainsi à jour les poids des connexions de la couche de sortie jusqu'à la couche d'entrée : on rétro-propage ainsi le signal d'erreur. C'est de là que vient le nom de cet algorithme : rétro-propagation du gradient de l'erreur. Du fait de sommer les Δw_{ij} pour tous les vecteurs φ de la base d'apprentissage puis de remettre à jour les poids avec la variation totale ainsi calculée, l'algorithme est appelé gradient total. Une autre façon de faire, appelée version séquentielle, modifie les poids des connexions après chaque présentation d'un vecteur d'entrée φ . Une version stochastique permet de prendre en compte les vecteurs d'apprentissage φ d'une façon aléatoire. L'algorithme de rétro-propagation du gradient de l'erreur a permis de dépasser les limites du Perceptron simple. Il s'avère capable de résoudre un grand nombre de problèmes de classification et de reconnaissance des formes et a donné lieu [34].

II.6.2 Caractéristiques et paramètres de l'algorithme

II.6.2.1 Caractéristiques

L'algorithme de rétro-propagation du gradient permet de résoudre des problèmes de classification dans lesquels les classes ne sont pas linéairement séparables.

Le principe de descente de gradient sur lequel est basé l'algorithme garantit que l'erreur évolue toujours vers un minimum, mais pas forcément le minimum global.

II.6.2.2 Paramètres

Dans le cas de la rétro-propagation du gradient comme dans le cas des réseaux de neurones en général, la plupart des paramètres sont déterminés de manière empirique[41].

a) Structure du réseau

- Nombre de couches cachées : Une seule couche cachée permet de traiter la plupart des problèmes. Le fait d'en utiliser 2 ou 3, voire plus, permet de définir des régions plus complexes dans l'espace des entrées.
- Nombre de neurones dans les couches cachées : Si le nombre de neurones dans les couches cachées est trop grand, le réseau va avoir tendance à réaliser un apprentissage par cœur des données d'apprentissage, et donc à mal généraliser à de nouvelles données. S'il est trop petit, il ne possédera pas assez de variables internes pour résoudre le problème à traiter. Le choix du nombre de neurones est donc un compromis entre ces 2 aspects.
- Connectivité : En général, on utilise une connectivité complète entre les entrées et les différentes couches, c'est à dire que les neurones sont connectés à tous les neurones de la couche en amont, et à toutes les entrées pour le cas de la 1ère couche cachée [41].

b) Fonction d'activation

La fonction d'activation des neurones peut a priori être quelconque pourvu qu'elle soit dérivable, ce qui exclut la fonction seuil. La dérivée de la fonction d'activation intervient en effet dans la règle de modification des poids. De plus, il faut au moins qu'il y ait une couche avec une fonction d'activation non linéaire, car si toutes les couches étaient linéaires, cela serait équivalent à un réseau à une seule couche linéaire ; or un réseau monocouche ne peut pas traiter un problème non linéairement séparable. En général, c'est la sigmoïde qui est

utilisée. Elle peut être uniquement positive ou positive et négative (symétrique par rapport au centre du repère). Dans le 2e cas, l'apprentissage est plus rapide car les poids sont modifiés même pour des valeurs d'entrées de la sigmoïde négative.

c) Taux d'apprentissage

Il s'agit du paramètre α présent dans la règle d'apprentissage. S'il est très faible, l'apprentissage est lent. S'il est grand, on risque d'avoir des oscillations des valeurs des poids. On peut le faire diminuer en cours d'apprentissage (comme dans le cas des cartes de Kohonen), pour améliorer la stabilisation du réseau.

d) Valeurs initiales des poids

Si les valeurs initiales des poids sont très faibles, l'apprentissage est lent car ils interviennent dans la règle de modification. Si elles sont grandes, l'apprentissage est également lent car la somme pondérée des entrées d'un neurone est grande, et la dérivée de la fonction de transfert est faible. Or celle-ci intervient dans la règle de modification des poids [41].

II.7 Domaine d'application

Les réseaux de neurones sont utilisés dans de plus en plus de domaines, citons la classification, la reconnaissance de formes, l'identification et la commande de processus. Le choix d'utiliser tel ou tel type de réseau de neurones dépend de l'application mais aussi des capacités de traitement du processeur sur lequel ils s'exécutent.

- **Statistiques** : analyse de donnée, prévision, classification.
- **Robotique** : contrôle et guidage de robots ou de véhicules autonomes.
- **Imagerie** : reconnaissance de caractères et de signatures, compression d'images, reconnaissance de forme, cryptage, classification, etc.
- **Traitement du signal** : filtrage, classification, identification de source, traitement de la parole...etc.
- **Simulation de l'apprentissage** : simulation du vol, simulation de boîte noire, prévision météorologique, recopie de modèle ...etc.
- **Contrôle** : commande de processus, diagnostic, contrôle qualité, asservissement de robots, systèmes de guidage automatique des automobiles et des avions...etc.
- **Optimisation** : planification, allocation de ressource, gestion et finances, etc.

- **Diagnostique :** Les réseaux de neurones sont bien adaptés à la résolution des problèmes de diagnostic, utilisant la classification automatique des signaux et des formes. Dans ce contexte on distingue plusieurs applications des réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances et en particulier, pour le diagnostic des pannes des machines électriques.
- **Traitement de la parole :** Le traitement des signaux stochastiques (filtrage, classification) provenant des systèmes non linéaires est une tâche difficile avec les méthodes classiques de traitement.

II.8 Avantages du réseau de neurone

Les principales qualités des réseaux de neurones sont :

- La capacité d'adaptabilité et d'auto-organisation.
- La possibilité de résoudre des problèmes non-linéaires avec une bonne approximation
- Ils ont une bonne immunité aux bruits et se prêtent bien à une implantation parallèle.
- La rapidité d'exécution est une qualité importante et elle justifie souvent à elle seule le choix d'implanter un réseau de neurones.
- Ces qualités ont permis de réaliser avec succès, plusieurs applications : classification, filtrage, compression de données, contrôleur, etc. ... [39], [40].

II.9 Conclusion

Les réseaux de neurones artificiels, sont le cœur de plusieurs applications réelles, un outil indispensable qui a fait ses preuves dans la pratique par leurs caractéristiques de généralisation et de robustesses face au bruit qui font rêver les chercheurs qui veulent avoir le parfait. Alors ces réseaux-là ne sont en fait qu'un :

- Ensemble de neurones formels inspiré du neurone biologique.
- Relié entre eux par des synapses contenant des poids.
- Utilisant un nombre d'algorithmes d'apprentissage afin de réaliser une tâche généralement la classification, prédiction, approximation.

Nous nous sommes concentrés principalement dans ce chapitre sur une architecture neuronale qui est concernée par notre travail et qui est généralement la plus utilisée pour la classification : le perceptron multicouche.

Chapitre III

Généralités sur l'ondelette

III.1 Introduction

En traitement du signal ils existent différentes type de transformations, parmi ces transformations celle introduite par Mr. Fourier. La TF est la transformation la plus connue, la plus vieille et qui a dépensée beaucoup de temps, cette transformée nous permet de faire un passage d'un signal donné du domaine temporelle vers le domaine fréquentiel, l'inconvénient qui frappe ce passage est l'accompagnement d'une perte de l'information temporelle pour les signaux non stationnaires.

En1984, J.Morlet, a proposé une transformée à fenêtre glissante dont la taille de la fenêtre est variable.

Par le fait de comprimer ou d'étirer les ondelettes ce qui permet aux ondelettes de s'adapter au signal. Une fenêtre étroite permet d'analyser les phénomènes transitoires de haute fréquence alors qu'une fenêtre large analyse les composantes longues durées de basse fréquence. Cette transformée permet de résoudre le problème de la taille fixe de la fenêtre [42].

III.2 Historique de traitement de signal

Aux origines du traitement du signal, on peut voir en Joseph Fourier (1768-1830) un précurseur. Pour établir les équations de la propagation de la chaleur, il mit au point une méthode mathématique nouvelle qui remplaça la description d'un signal dans le temps ou l'espace par celle de ses fréquences constitutives : la « transformation de Fourier » [43].

Fourier avait le souci des applications numériques mais les moyens du XIXe siècle étaient limités à cet égard et la transformation qu'il avait imaginée, qui a été et est encore centrale dans toute analyse de données, a vu son impact démultiplié en 1965 lorsque James Cooley et John Tukey en proposèrent un algorithme de calcul rapide (dit de FFT, pour Fast Fourier Transform). Parachevant la vision de Fourier, on peut considérer que cette année 1965 marque la vraie date de naissance du traitement (numérique) du signal.

Si l'on remonte quelques années en arrière, c'est autour de la deuxième guerre mondiale que le traitement du signal a commencé à se développer, d'abord et essentiellement pour des besoins militaires liés à l'utilisation du sonar et du radar. L'immédiat après-guerre a vu l'éclosion d'approches nouvelles visant à donner des cadres théoriques à des notions, intuitives, mais alors encore vagues, comme celles de message, de signal, de bruit, de

transmission, de contrôle. En quelques années apparurent la théorie de la communication de Dennis Gabor, la cybernétique de Norbert Wiener et, bien sûr, la théorie de l'information de Claude E. Shannon [43].

III.3 Analyse de Fourier

En 1822, le mathématicien français J. Fourier a introduit une analyse appelée analyse de Fourier. C'est une méthode qui peut représenter des signaux périodiques [44], [45].

III.3.1 Séries de Fourier

La décomposition en une somme de fonctions sinusoïdales et cosinu-soïdales d'une fonction périodique $S(t)$, de période ($T_0 = 1/F_0$), F_0 la fréquence fondamentale, est donnée par [46] :

$$S(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} (a_n \cos 2\pi nft + b_n \sin 2\pi nft) \quad (\text{III.1})$$

Où a_n et b_n sont les coefficients de la série de Fourier. Sont calculés à partir des relations suivantes :

$$a_0 = \frac{1}{T_0} \int_0^{T_0} s(t) dt \quad (\text{III.2})$$

Avec a_0 appelé valeur moyenne ou composante continue.

$$a_n = \frac{2}{T} \int_0^T S(t) \cos(2\pi nft) dt \quad \text{pour } n \geq 1 \quad (\text{III.3})$$

Et

$$b_n = \frac{2}{T} \int_0^T S(t) \sin(2\pi nft) dt \quad \text{pour } n \geq 1 \quad (\text{III.4})$$

Avec

$$S(nF) = \frac{1}{2} (a_n - jb_n) = \frac{1}{T} \int_0^T S(t) e^{j2\pi ft} dt \quad (\text{III.5})$$

$$S(0) = a_0$$

III.3.2 Transformée de Fourier

A partir du signal temporel, il est possible d'effectuer une analyse spectrale qui permet de mettre en évidence les caractéristiques fréquentielles du signal. L'outil d'analyse nécessaire à

ce type d'étude est la transformée de Fourier (dont l'application informatique se nomme FFT : Fast Fourier Transform). Cependant ce type d'approche a de nombreuses limitations quand les signaux à analyser sont non stationnaires (dont les caractéristiques spectrales varient au cours du temps) [47], [48].

Analyser un signal consiste à faire un zoom sur certains phénomènes qui composent le signal étudié, un signal ce n'est qu'une fonction mathématique $S(x)$ porte une information d'origine acoustique, optique, ...etc. L'analyse fréquentielle de la fonction $S(x)$ consiste à projeter $S(x)$ sur une famille de fonctions (dites fonctions analysantes).

Pour la transformée de Fourier, la projection du signal sur ces fonctions analysantes qui sont des ondes de la forme $(e^{i\xi t})$ où ξ représente la fréquence, fournit des renseignements sur son caractère fréquentiel [49].

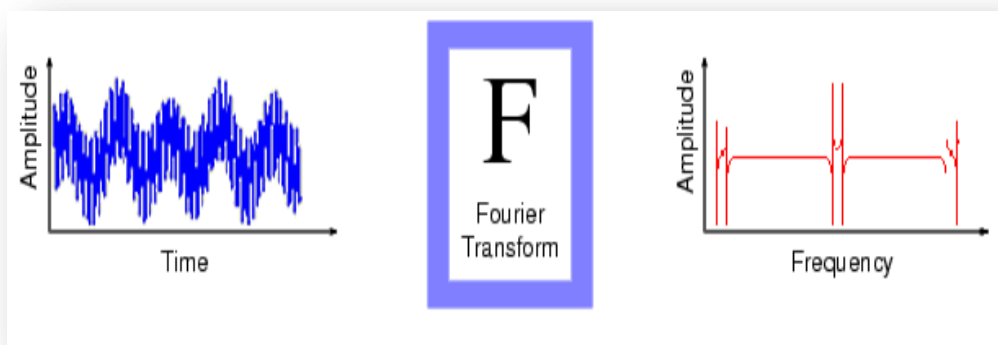


Figure III.1 : La transformée de Fourier [50].

La transformée de Fourier peut être vue comme une représentation à base des sinusoides qui sont bien localisées en fréquences, mais pas en temps (ou espace) car leur support est infini [49].

La TF d'un signal $x(t)$ est exprimée par [51] :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (\text{III.6})$$

Où, f est la fréquence du terme sinusoidal

La transformée de Fourier inverse s'écrit comme suit [52] :

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) e^{j2\pi ft} df \quad (\text{III.7})$$

➤ **Inconvénients de la TF :**

La TF a plusieurs inconvénients :

- Perte de la localisation temporelle ; l'information temporelle (ou spatiale) est totalement perdue dans la représentation de Fourier.
- Considérant un signal composé de deux sinusoïdes de fréquences différentes, la première est de fréquence 10Hz et la deuxième est de 30Hz (c'est l'exemple d'un signal musical composé de deux notes jouées une après l'autre). Les représentations temporelle et fréquentielle est donnée par la figure (III.2).

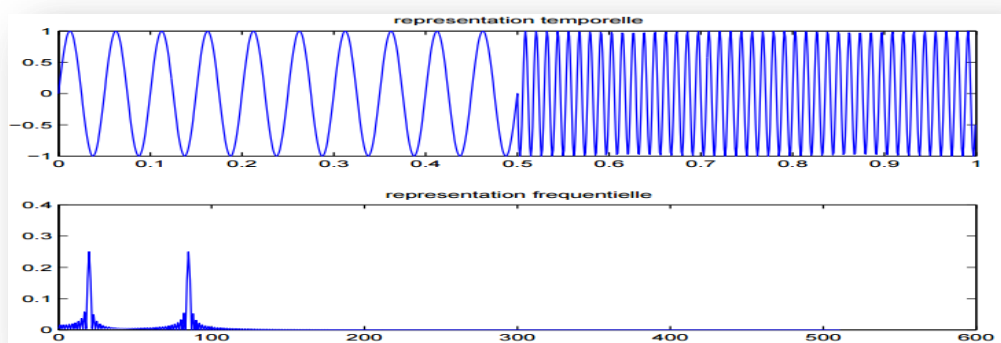


Figure III.2 : les représentations, temporelle et fréquentielle [49].

- Pour le calcul d'une valeur fréquentielle (f), il faut connaître l'histoire temporelle de (t) de $-\infty$ à $+\infty$, et la même chose pour reproduire (t) dépend des valeurs de (f) sur \mathbb{R} , il est impossible de connaître une fonction sur un support de longueur infini [49].
- La TF est une analyse qui ne permet pas de traiter d'une manière appropriée les signaux dont la fréquence varie dans le temps ou statistiquement non stationnaires, pour cela il nous faut une analyse temps-fréquence [53].

III.4 Transformée de Fourier à Fenêtre Glissante (STFT)

Dans les années 40 le physicien Dennis Gabor a proposé la première forme de représentation « Temps – Fréquence », c'est une approche qui vise à surmonter le problème de la localisation temporelle posée par la transformée de Fourier, il s'agit de la STFT (Short Time Fourier Transform) [54].

La TF à fenêtre glissante (La Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT)) est basée sur l'utilisation d'une fenêtre, cette dernière n'est qu'une fonction régulière bien localisée dans le temps ou l'espace. La multiplication du signal à étudier par cette fenêtre donne un aspect 'local', où il est possible de déterminer les différentes fréquences existantes, cela signifie que la STFT est une technique permet de réaliser une analyse spectrale.

Pour cela, il faudrait découper le signal en plages temporelles de longueur fixe à l'aide d'une fenêtre symétrique $g(t) = g(-t)$ [55], et par une analyse de Fourier classique le calcul de la transformée de Fourier est calculée (qui nécessite un temps d'intégration infini) au voisinage de l'instant μ , cela suppose que l'aspect de l'analyse local est introduit et le signal ne soit observer que dans un certain intervalle T proche de μ , ou il est considéré comme localement stationnaire [56].

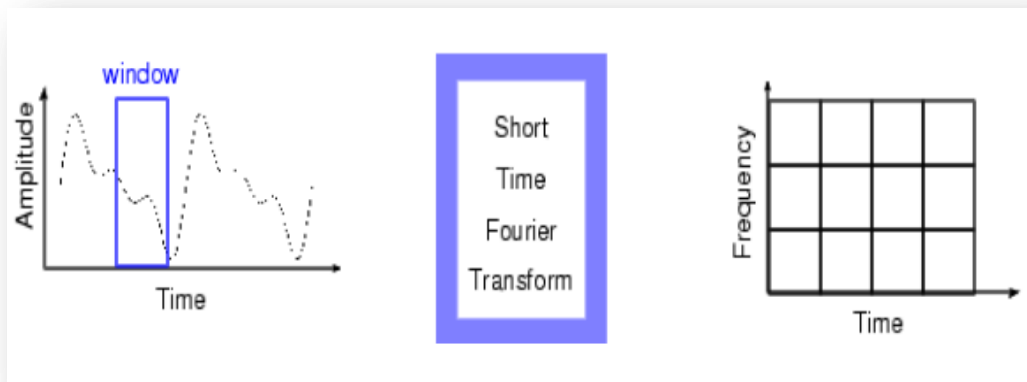


Figure III.3 : La Transformée de Fourier à fenêtre glissante [57].

L'algorithme de la transformée de Fourier à fenêtre glissante peut être résumé comme [56]:

1. Choisir la fonction fenêtre en un temps fini.
2. Placer la fenêtre dans l'axe du signal à $t=0$.
3. Couper le signal en utilisant la fenêtre.
4. Calculer la TF dans la partie tronquée du signal et l'enregistrer.
5. Déplacer la fenêtre vers la droite.
6. Revenir à l'étape 3.

L'utilisation de cette fenêtre permet de retrouver à la fois les fréquences présentes et l'ordre de leur apparition [54].

III.5 Passage de la STFT vers la TO

En améliorant le concept de découpage du signal déjà présent dans la STFT, les ondelettes offrent une alternative séduisante. Contrairement au STFT, les ondelettes permettent de travailler avec des segments de tailles différentes, on parle alors plutôt d'échelle. En variant l'échelle utilisée pour analyser le signal, on pourra se concentrer sur une bande bien précise de fréquences. Ce type d'analyse propose un compromis entre la précision temporelle et fréquentielle [58].

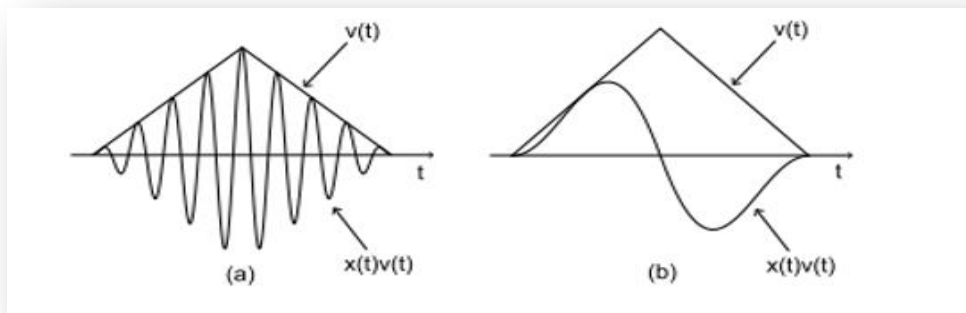


Figure III.4 : Cas de signaux basses et haute fréquences avec la même fenêtre [59].

Pour corriger cette défaillance une autre technique de transformation dont la fenêtre qui s'adapte mieux aux variations de fréquence dans le signal à analyser est utilisée. Cette transformation existe, appelée transformée en ondelettes [50].

III.6 La transformée en ondelette

III.6.1 Historique des ondelettes

Le point de départ de la théorie des ondelettes est marqué par les travaux de Jean Morlet vers 1983. En effet, il a inventé les fonctions dites d'ondelettes pour traiter les signaux sismiques dans le cadre de son travail de géophysicien. On peut citer Alex Grossmann et Yves Meyer pour leurs contributions capitales aux fondements mathématiques des ondelettes. Une excellente introduction au sujet des ondelettes est présentée par Hubbard (1995) [60].

La meilleure façon d'introduire les ondelettes est de passer par l'analyse de Fourier. En effet, la transformée de Fourier est une décomposition d'un signal dans une base sinusoïdale. Chaque sinusoïde correspond à une fréquence donnée et pondérée par des coefficients, dits

coefficients de Fourier. Par analogie, la transformée en ondelettes est une décomposition dans les bases d'ondelettes Daubechies (1992) [61]; Cohen (1992); Meyer (1993) [62].

Aujourd'hui, les ondelettes sont utilisées dans divers domaines d'application : traitement de parole et d'image, analyse biomédical, traitement des signaux vibratoires et autres.

III.6.2 Définition d'une ondelette

Une ondelette est une forme d'onde dont la valeur moyenne est nulle et une durée limitée. La TO (en anglais Wavelet Transform, WT) est un outil mathématique, elle nous permet de réaliser une décomposition d'un signal en fréquences [49]. Elle influence comme un « zoom mathématique », elle agit sur le signal à analyser en faisant varier l'échelle d'analyse du signal afin d'extraire les détails présents à différentes résolutions [54].

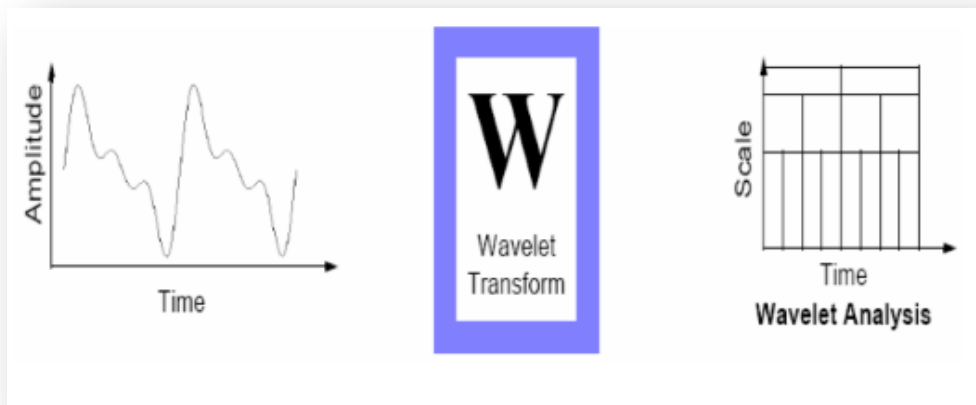


Figure III.5 : Transformer en ondelette [56].

III.6.3 Ondelette Mère

L'analyse par ondelette est à la base d'une fonction dite ondelette mère. Il est possible de représenter n'importe quel signal de L^2 par une base d'ondelette qui peut être dérivé d'une fonction mère par des opérations de dilatation et contraction avec translation [63]. La représentation d'un signal continu $x(t)$ par une base d'ondelettes est donnée par [49] :

$$x(t) = \sum C(a, b)\psi_{a,b}(t) \quad (\text{III.8})$$

Où $C(a, b)$ est le poids de la contribution de l'ondelette $\psi_{a,b}$ liée à l'ondelette mère par :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (\text{III.9})$$

Où :

b : facteur de translation.

a : Facteur d'échelle.

ψ : Ondelette mère.

$\frac{1}{\sqrt{a}}$: Facteur de normalisation de l'énergie afin que le signal transformé ait la même énergie à toutes les échelles.

Les propriétés de translation et de dilatation sont illustrées dans les figures (III.6) et (III.7), respectivement.

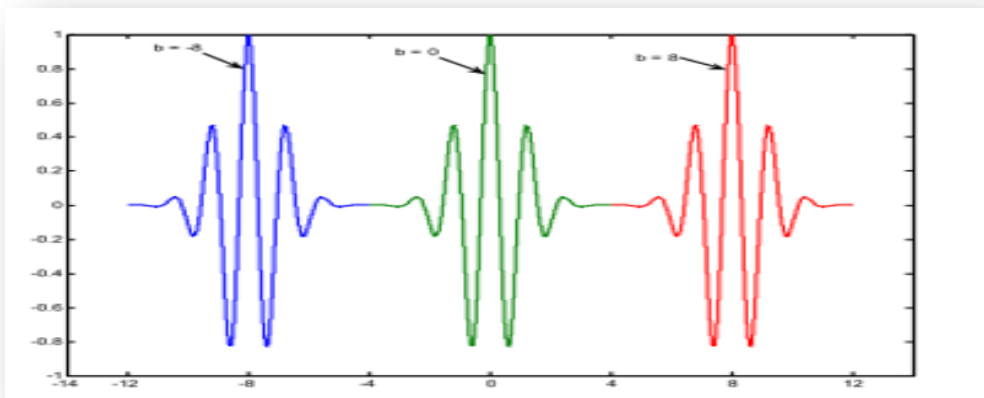


Figure III.6: Propriétés de translation d'une ondelette (a est constante) [64].

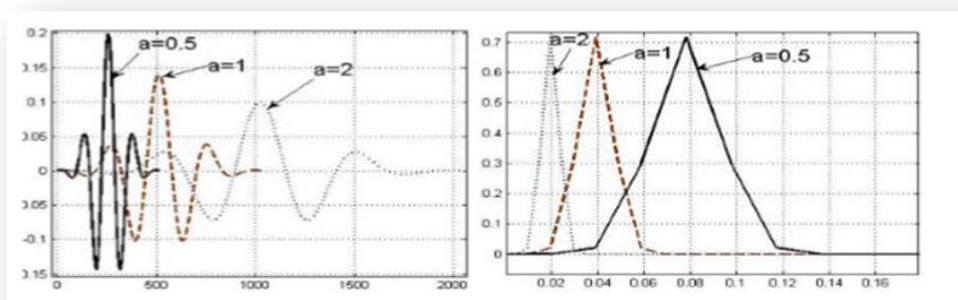


Figure III.7 : Propriétés de l'ondelette mère ; contractée et dilatée [65].

Nous constatons que si l'ondelette est dilatée dans le temps elle a un spectre plus concentré autour de sa fréquence centrale. Le contraire est constaté lorsque l'ondelette est contractée [63].

- $a=0.5$ ondelette contractée.
- $a=1$ ondelette mère.
- $a=2$ ondelette dilatée.

En respectant l'inégalité de Heisenberg, en gardant la surface du rectangle constante, lors de l'analyse des composantes hautes fréquences (petite échelle) la transformée en ondelettes favorise la résolution temporelle, et la résolution fréquentielle lors de l'analyse des composantes basses fréquences (grand échelle).

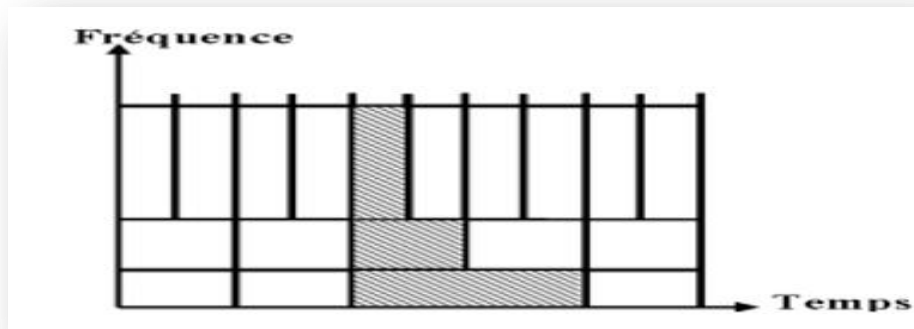


Figure. III.8 : Plans Temps-Fréquence de la transformée en ondelettes [42].

III.6. 4 Famille d'ondelettes

III.6.4.1. Ondelettes de Daubechies

Cette famille d'ondelettes (dbN) à un paramètre, due à I. Daubechies, est la première permettant de manipuler des ondelettes orthogonales à support compact de régularité arbitraire, on dira que N est l'ordre de l'ondelette dbN . Ces ondelettes pour les ordres de 2 à 10 ($db2, db3, \dots, db10$) sont présentées dans la figure (III.9).

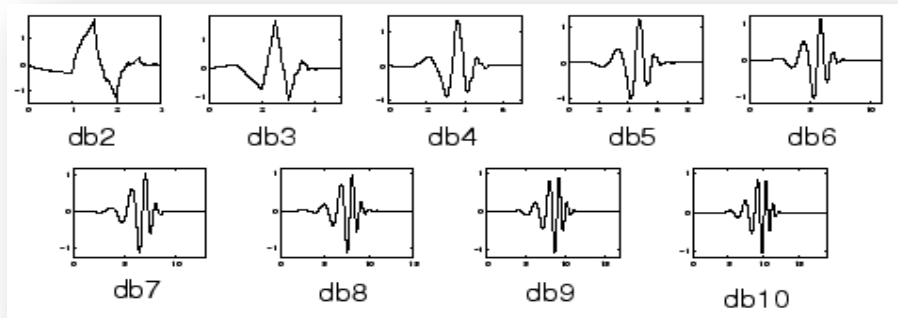


Figure III.9 : Les ondelettes de Daubechies.

III.6.4.2 Ondelettes de Symlets

Les symlets (symN) constituent une famille d'ondelettes presque symétrique, proposée par I. Daubechies en modifiant la construction des dbN. A part la symétrie, les autres propriétés des deux familles sont similaires. Les symlets d'ordre 2 à 8 (sym1 est simplement l'ondelette de Haar) sont présentées dans la figure (III.10).

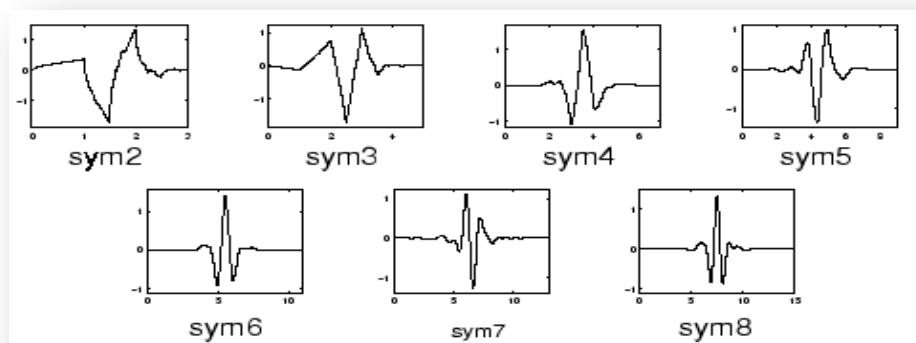


Figure III.10 : Les ondelettes de symlet.

III.6.4.3 Ondelettes de Coiflet

Les coiflet (coifN) constituent une famille d'ondelettes possédant une propriété inhabituelle. Non seulement, comme pour les deux familles précédentes, l'ondelette ψ associée à coifN a $2N$ moments nuls [60].

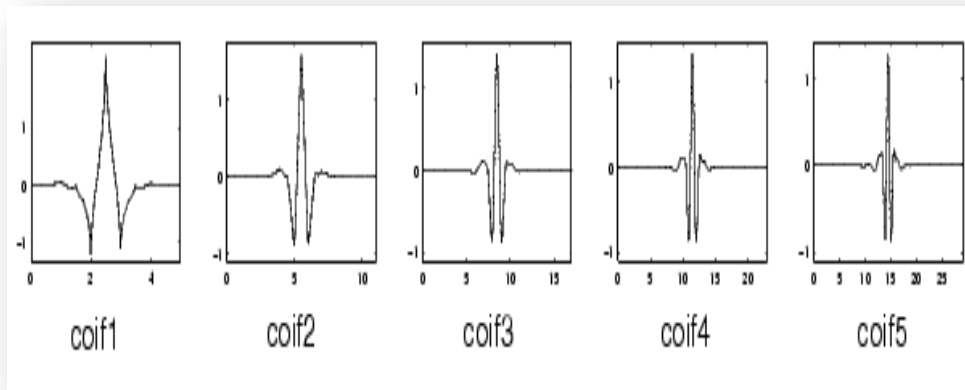


Figure III.11 : Les ondelettes de coiflet [66].

III.6.4.4 Ondelette de Haar

Ondelette assez classique, elle se caractérise par sa fonction d'échelle.

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & \text{pour } 0 \leq t < \frac{1}{2} \\ -1 & \text{pour } \frac{1}{2} \leq t < 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

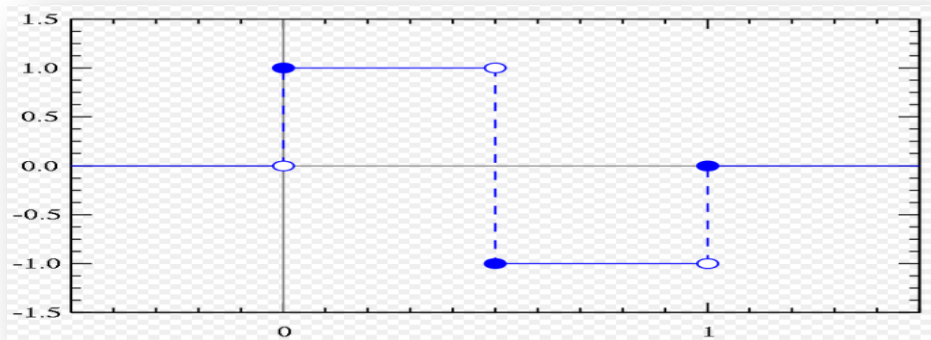


Figure III.12 : Représentation de l'ondelette de Haar dans le domaine fréquentiel.

III.6.4.5 Ondelette de Morlet

L'ondelette de Morlet est l'ondelette complexe la plus fréquemment utilisée. Elle est obtenue en modulant une exponentielle complexe par une enveloppe gaussienne. Elle permet de minimiser le produit des étalements temporel et fréquentiel de l'ondelette, et donc de maximiser la précision de la localisation de l'énergie dans le plan temps-fréquence.

Elle est définie par :

$$\psi_{\sigma}(w) = c_{\sigma} \pi^{-1/4} (e^{-1/2(\sigma-w)^2} - k_{\sigma} e^{-1/2w^2}) \quad (\text{III.10})$$

La figure (III.13) illustre la représentation de l'ondelette de morlet.

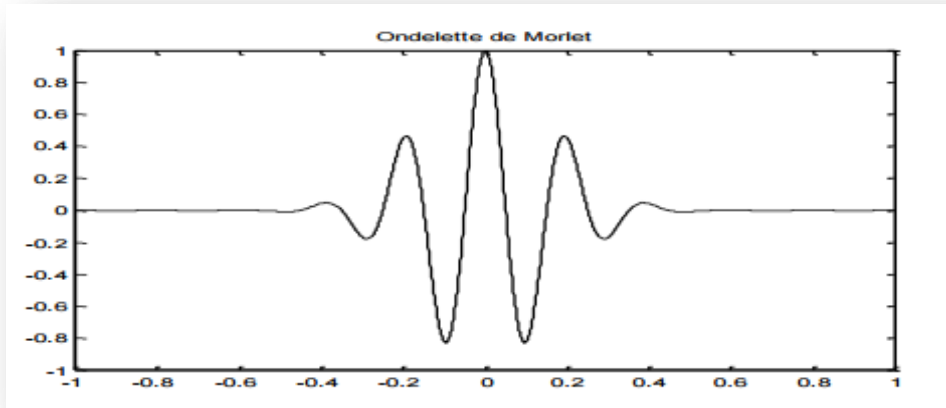


Figure III.13 : Représentation de l'ondelette de Morlet [47].

III.6.4.6 Ondelette de Mexican Hat

Est le négatif normalisé de la dérivée seconde d'une fonction gaussienne, c'est-à-dire à une normalisation près, la seconde fonction d'Hermite. C'est un cas particulier de la famille des ondelettes continues connue sous le nom d'ondelettes hermitiennes. Elle est généralement dénommée "chapeau mexicain" aux États-Unis, car la forme de sa courbe rappelle un chapeau typique du Mexique, le "sombbrero". Dans la nomenclature technique, cette fonction est connue sous le nom d'ondelettes de Ricker, souvent utilisée pour le traitement des données sismiques.

Elle est définie par :

$$\psi(x) = \frac{2}{\sqrt{3}} \pi^{-1/4} (1-x^2) e^{-x^2/2} \quad (\text{III.11})$$

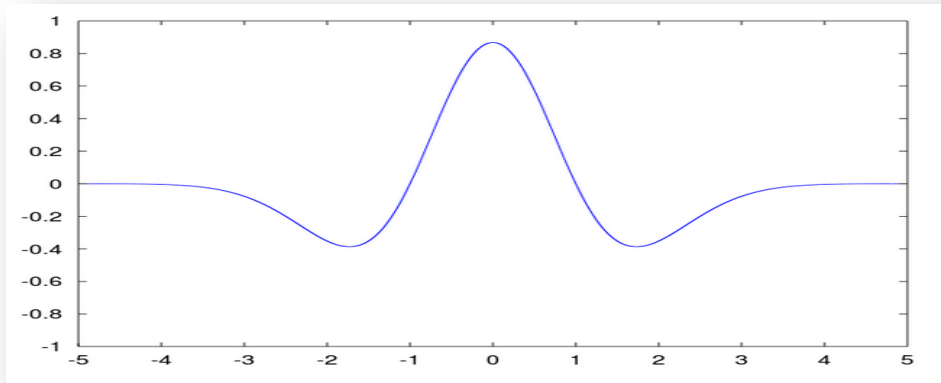


Figure III.14: Représentation d'ondelette de chapeau mexicaine.

III.6.4.7 Ondelette de Shannon

$$\psi^{(sha)}(w) = \Pi\left(\frac{w-3\pi/2}{\pi}\right) + \Pi\left(\frac{w+3\pi/2}{\pi}\right) \quad (\text{III.12})$$

$$\Pi(x) := \begin{cases} 1 & \text{if } |x| \leq \frac{1}{2}, \\ 0 & \text{if otherwise} \end{cases}$$



Figure III.15: Représentation d'ondelette de Shannon [62].

Le tableau (Tableau III.1) donne quelques ondelettes et résume ses diverses propriétés [60].

Ondelettes a filtres		Ondelettes sans filtres	
A support compact		Réelles	Complexes
A support non compact			
orthogonales	Biorthogonales	Orthogonales	
db, haar, sum,coif	Bior	Meyer	Gaus ,mexh,morl Cgaus,shan,cmor

Tableau III.1: Les propriétés principales des ondelettes.

III.7 Transformée en ondelettes

III.7.1 Définition de la transformée en ondelette

La transformée en ondelettes est similaire à la transformée de Fourier avec une fonction de mérite complètement différente. La différence principale est la suivante : la transformée de Fourier décompose le signal en sinus et en cosinus, c'est-à-dire en fonctions localisées dans l'espace de Fourier ; contrairement à la transformée en ondelettes qui utilise des fonctions localisées à la fois dans l'espace réel et dans l'espace de Fourier. De manière générale, la transformée en ondelettes peut être exprimée avec l'équation suivante :

$$F(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \psi_{(a,b)}^*(x) dx \quad (\text{III.13})$$

où le symbole * désigne le conjugué complexe et ψ est une fonction donnée. Cette fonction peut être choisie arbitrairement à condition qu'elle obéisse à certaines règles [67].

III.7.2 Conditions d'existence des ondelettes

Pour que $\psi(t)$ soit une ondelette elle doit remplir les critères mathématiques suivants :

- Elle doit avoir une énergie finie [42]:

$$E = \int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty \quad (\text{III.14})$$

- être admissibles c'est à dire répondre à la condition suivante :

$$C_\psi = \int_0^{+\infty} \frac{|\psi'(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty \quad (\text{III.15})$$

C_ψ : est appelée constante d'admissibilité.

Avec :

$$\psi(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) e^{-2\pi f t} dt \quad (\text{III.16})$$

- La moyenne ou composante continue de la fonction d'ondelette $\psi(t)$ doit être nulle[42]:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = \psi(f=0) = 0 \quad (\text{III.17})$$

III.7. 3 Types de la transformée en ondelette

III.7.3.1 Transformée en ondelettes continue (TOC)

La transformée en ondelettes d'une fonction est une représentation de cette fonction sur la base d'ondelettes définie précédemment. La transformée en ondelettes est dite continue, si les paramètres de dilatation et de translation (a,b) varient continûment dans R.

$$W_{f(a,b)} = [f, \psi_{a,b}] = \int |a|^{-1/2} f(x) \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) dx \quad (\text{III.18})$$

La représentation d'une fonction par sa TOC est redondante et la transformée inverse n'est donc pas unique. De plus toutes les fonctions $W_f(a,b)$ ne sont pas forcément la TOC de la fonction f [68].

La figure (III.16) donne quelques formes d'ondelettes usuelles :

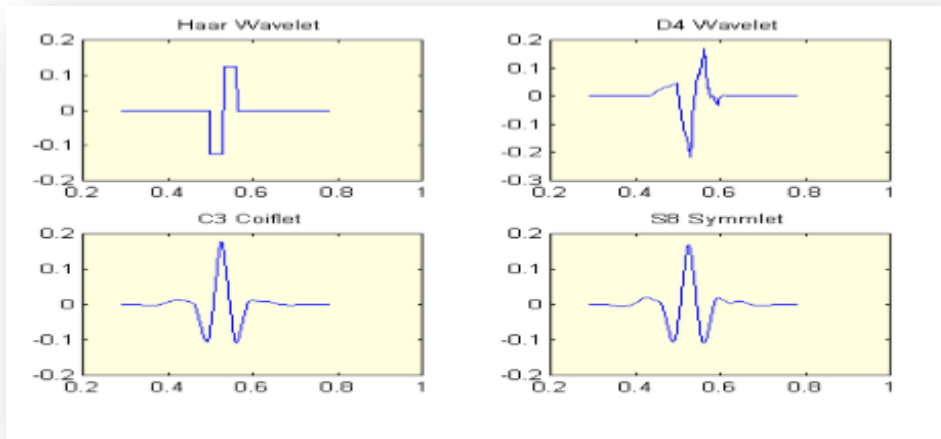
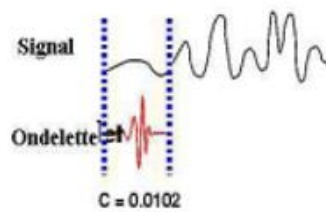


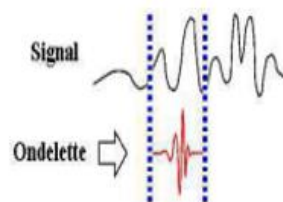
Figure III.16: Quelques formes des ondelettes usuelles[48].

Un résumé qui permet l'implémentation de la TOC est donné comme suit [49]:

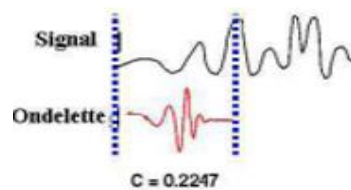
1. Prendre une ondelette et la comparer à une section au début du signal original.
2. Calculer le coefficient $C(a, b)$, Par exemple :



3. Translater l'ondelette à droite et répéter l'étape 1 et 2 sur tout le signal, Par exemple :



4. Dilater ou compresser l'ondelette et répéter les étapes 1 à 3, Par exemple :



5. Répéter les étapes 1 à 4 pour toutes les échelles choisies.

III.7.3.2 La transformation en ondelettes discrète (TOD)

Lorsque les paramètres d'échelle et de translation a et b prennent des valeurs discrètes avec :
 $A=2^j$ et $b=n \cdot 2^j$, Où j et n sont des nombres entiers.

On obtient alors la transformation en ondelettes discrètes (TOD) définie par la relation suivante:

$$W(i,m)=2^{-i/2} \sum_{n \in \mathbb{Z}} x(n) \psi\left(\frac{n}{2^i}-m\right) \quad (\text{III.19})$$

➤ Inconvénient

L'inconvénient majeur de la transformée en ondelettes discrète (TOD) est qu'elle produit un nombre élevé de coefficients pour représenter un signal exigeant un temps de calcul élevé pour reconstituer le signal d'origine.

La transformée en ondelettes discrète décompose le signal en deux parties et ce comme illustré dans la figure (III.17) :

- les approximations qui correspondent à la basse fréquence.
- les détails qui correspondent à la haute fréquence [60].

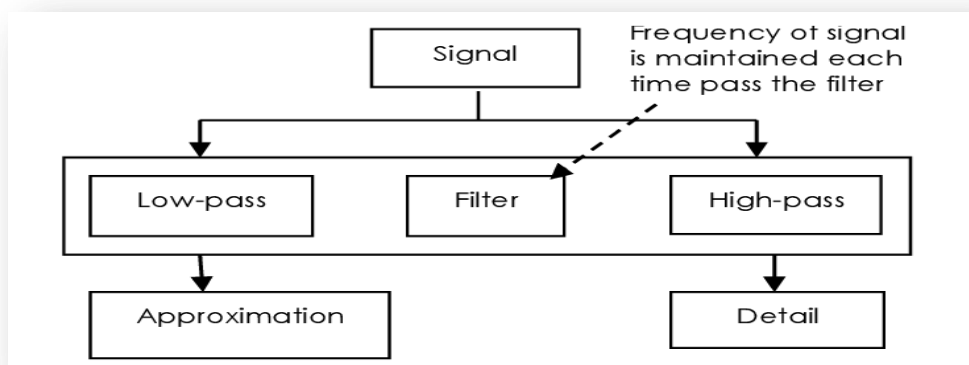


Figure III.17 : Les approximations et les détails [61].

III.8 Exemple

Nous avons appliqué la transformée ondelette sur un signal bruité composé d'une sinus et d'un signal aléatoire.

On a constaté que la décomposition en multi résolution nous a permis de filtrer le signal bruité en un signal plus proche à l'état initial.

Le programme élaboré dans MATLAB est donné comme suit :

```
t = -pi:0.01:pi;
x=sin(t);
plot(t,x)
```

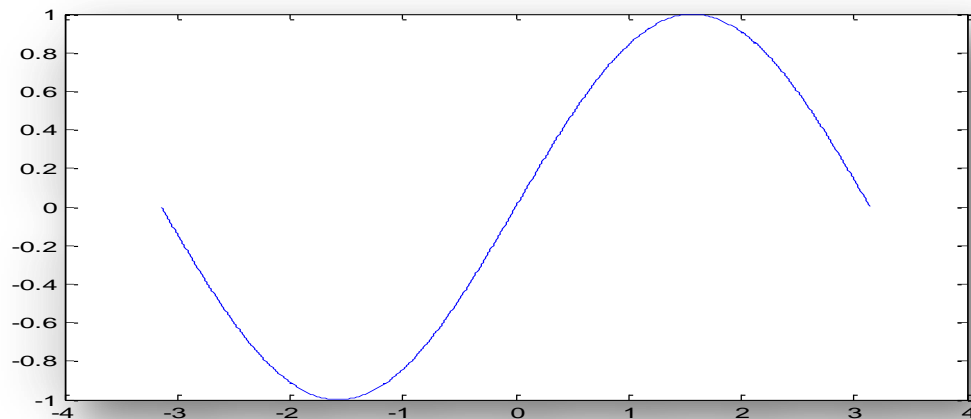


Figure III.18 : Représentation du signal sinusoidal.

```
t = -pi:0.01:pi;
x=sin(t);
plot(t,x);
y=rand(1,629);
g=x+y;
[c,i]=wavedec(g,3,'db8');
approx=appcoef(c,i,'db8');
[cd1,cd2,cd3]=detcoef(c,i,[1 2 3]);
subplot(4,1,1)
plot(approx)
title('approximation coefficients')
subplot(4,1,2)
plot(cd3)
title('level 3 detail coefficients')
subplot(4,1,3)
plot(cd2)
title('level 2 detail coefficients')
subplot(4,1,4)
plot(cd1)
title('level 1 detail coefficients')
```

Le résultat obtenu est illustré par la figure (III.19).

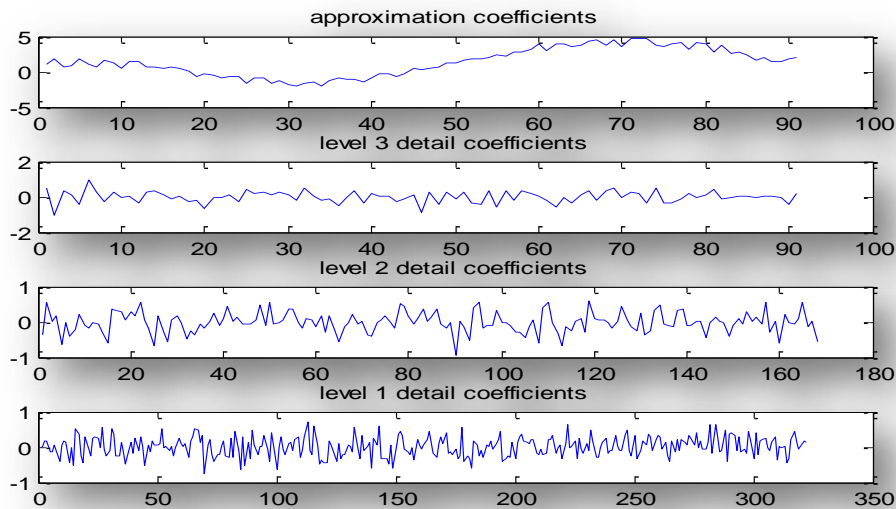


Figure III.19 : Représentation du signal par la transformée en ondelette.

III.9 Analyse multi résolution

Afin de séparer les deux signaux approximation et détail le processus de la TOD se base sur les deux fonctions citées précédemment respectivement (fonction échelle associée à un filtre passe-bas et fonction ondelette associée à un filtre passe-haut). Les échantillons des signaux de détail sont appelés « coefficients de fonction d'ondelettes » [60].

Les coefficients d'approximation d'un signal $x(t)$ sont [67]:

$$S_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \varphi_{j,k}(t) dt \quad (\text{III.20})$$

La transformée inverse des coefficients d'approximations nous fournit les approximations du signal à un niveau particulier [67]:

$$x_j(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} S_{j,k} \varphi_{j,k}(t) \quad (\text{III.21})$$

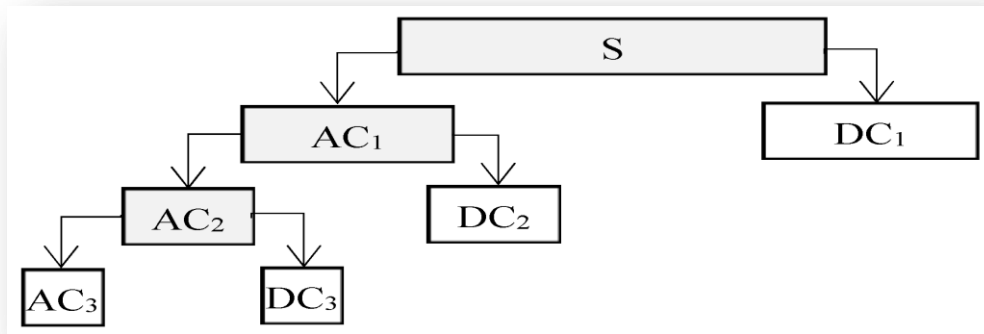


Figure III.20: Décomposition du signal en approximations et détails.

$$S = A1+D1$$

$$=A2+D2+D1$$

$$=A3+D3+D2+D1$$

III.10 Avantages et inconvénients de la transformée en ondelettes

➤ Avantages

- Travailler en sous bandes avec la possibilité de séparer les composantes du bruit du reste du signal.
- la transformée en ondelettes offre une grande aptitude à prendre en charge plusieurs traitements numériques du signal de façon quasi simultanée (fenêtrage, débruitage, détection, filtrage et reconstitution du signal).

➤ Inconvénients

- Elle nécessite un bon choix d'ondelette mère analysante pour les différentes applications. En effet, le choix de l'ondelette utilisée pour la décomposition temps-échelle est le point le plus important et très difficile.

III.11 Technique d'évaluation de distance DET

La technique d'évaluation des distances (DET) est bien établie pour la sélection de attributs pertinents, elle est efficace et facile à réaliser. À l'origine, elle est suggérée par Yang, plus tard, elle a été améliorée par Lei. DET sélectionne un sous-ensemble à partir de l'espace original en calculant des facteurs d'évaluation, de tel sorte que tous les attributs sont disposés

par ordre décroissant en fonction de leurs facteurs d'évaluation, puis les 'D' premiers attributs peuvent être sélectionnés comme étant une entrée du classifieur. Supposons qu'un ensemble de paramètres de 'C' conditions est définie par :

$$\{q_{m,c,j} \quad m=1,2,\dots, M_c; \quad c=1,2,\dots,C; \quad j=1,2,\dots,J\}, \quad (\text{III.22})$$

Avec : $q_{m,c,j}$ représente le j_n paramètre de la m_n échantillon pour la condition c_n , M_c : est le nombre des échantillons dans la classe c et J est le nombre de paramètre de chaque échantillon.

La méthode de sélection des attributs basée sur la technique d'évaluation de distance se déroule comme suit :

-Etape 1 : Calcul de la distance moyenne des échantillons de la même classe.

$$d_{c,j} = \frac{1}{M_c(M_c-1)} \sum_{l,m=1}^{M_c} |q_{m,c,j} - q_{l,c,j}|, \quad l,m = 1,2, \dots, M_c, \quad l \neq m, \quad (\text{III.23})$$

Puis on obtient la distance moyenne pour C conditions :

$$d_j^{(w)} = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C d_{c,j} \quad (\text{III.24})$$

-Etape 2 : Définir et calculer le facteur de variance de $d_j^{(w)}$ comme suit :

$$v_j^{(w)} = \frac{\max(d_{c,j})}{\min(d_{c,j})} \quad (\text{III.25})$$

-Etape 3 : Calcul de la valeur moyenne de tous les échantillons pour une même condition :

$$u_{c,j} = \frac{1}{M_c} \sum_{m=1}^{M_c} q_{m,c,j} \quad (\text{III.26})$$

Puis on obtient la distance moyenne entre les échantillons de toutes les conditions :

$$d_j^{(b)} = \frac{1}{C(C-1)} \sum_{c,e=1}^C |u_{e,j} - u_{c,j}|, \quad c,e = 1,2,\dots,C, \quad c \neq e \quad (\text{III.27})$$

-Etape 4 : Définir et calculer le facteur de variance de $d_j^{(b)}$ comme suit :

$$v_j^{(b)} = \frac{\max(|u_{c,j} - u_{e,j}|)}{\min(|u_{c,j} - u_{e,j}|)}, \quad c,e = 1,2,\dots,C \quad \text{avec } c \neq e \quad (\text{III.28})$$

-Etape 5 : Définir et calculer le facteur de compensation comme suit :

$$\lambda_j = \frac{1}{\frac{v_j^{(w)}}{\max(v_j^{(w)})} + \frac{v_j^{(b)}}{\max(v_j^{(b)})}} \quad (\text{III.29})$$

-Etape6 : Calcul du rapport entre d_j^b et d_j^w et le multiplier par le facteur de compensation :

$$\alpha_j = \lambda_j \frac{d_j^{(b)}}{d_j^{(w)}} \quad (\text{III.30})$$

Puis on normalise α_j par sa valeur maximale et obtention des critères d'évaluation de distance

$$\bar{\alpha}_j = \frac{\alpha_j}{\max(\alpha_j)} \quad (\text{III.31})$$

De toute évidence, un grand $\alpha_j, j=(1,2,\dots,J)$ un grand signifie que le paramètre correspondant est préférable pour séparer les C conditions. Ainsi ,les attributs à partir du $q_{m,c,j}$ selon leur critères d'évaluation de distance α_j de grande valeur à petite valeur [74].

III.12 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons mis en oeuvre les ondelettes continues et discrètes appliqués aux signaux unidimensionnels. Nous avons discuté aussi la décomposition en paquets d'ondelettes d'un signal qui conduit à de nombreux choix possibles de bases.

Les ondelettes sont un outil récent de traitement du signal permettant l'analyse, à plusieurs échelles de temps, des propriétés locales de signaux complexes pouvant présenter des zones d'instationnarités. Elles sont adaptées au débruitage de signaux contenant des transitoires rapides. On utilise un seuillage pour supprimer les coefficients d'ondelettes là où le signal est lisse et les coefficients petits (le débruitage est alors assuré par la cascade de passe-bas), et on garde les coefficients d'ondelettes là où ils sont grands (et sont sensés correspondre à un transitoire grand et rapide du signal).

Chapitre IV

Diagnostic des défauts par analyse vibratoire

IV.1 Introduction

Dans ce chapitre nous allons aborder la géométrie, les caractéristiques des roulements à billes et les différents types. Dans un premier temps nous présenterons une étude théorique sur les origines des défaillances, les causes et leur action corrective. Par la suite nous expliquerons l'approche proposée pour le diagnostic des défauts dans les roulements à billes.

IV.2 Géométrie et constitution d'un roulement

La performance des roulements est directement liée à la qualité du matériau utilisé en particulier sa propreté (qualité).

Le roulement sans glissement des éléments roulants sur les chemins (pistes) assure la transmission de la charge (l'énergie) d'une bague à une autre afin d'assurer un roulement parfait [69]. Il faut que les éléments roulants soient complètement séparés par une cage.

De manière générale, les roulements sont constitués de quatre composants essentiels [70] :

1. La bague extérieure.
2. La bague intérieure.
3. La cage.
4. Les éléments roulants (billes).



Figure IV.1 : Vue éclatée des éléments constitutifs d'un roulement à une rangée de billes[74].

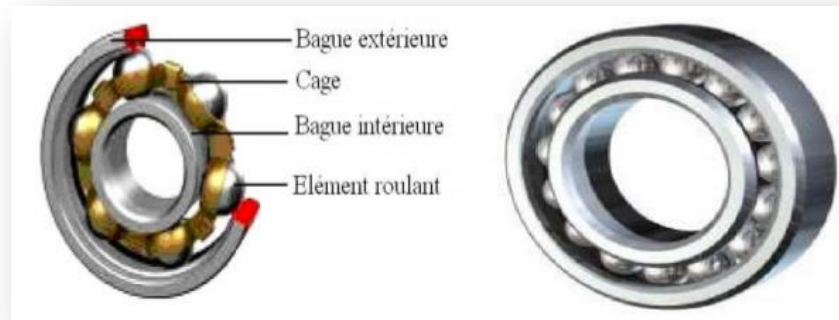


Figure IV.2 : Différentes composantes d'un roulement [71] .

1. **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 tournant (bague extérieure tournante).
2. **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.
3. **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.
4. **Les éléments roulants** : ils s'agissent des billes, rouleaux et des aiguilles .Ce 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 [72].

IV.3 Caractéristiques des roulements

Les roulements sont produits sous de diverses formes et variantes ayant chacune des caractéristiques distinctes. En comparaison avec les paliers lisses, les roulements ont les avantages suivants :

- ✓ Le couple de frottement au démarrage est plus faible et de plus n'est que légèrement supérieur au couple de frottement dynamique.
- ✓ Ils sont fabriqués suivant des normes internationales, sont interchangeables et facilement disponibles.
- ✓ Le graissage est simple et la quantité de graisse consommée très faible.
- ✓ En règle générale, ils acceptent à la fois des charges radiales et des charges axiales.

- ✓ Leur utilisation à basse comme à haute température est possible.
- ✓ La rigidité des roulements peut être augmentée par un pré charge [73].

IV.4 Différents types des roulements à billes

Quel que soit la taille, la qualité et la matière utilisée pour la fabrication du roulement, les roulements sont classés de plusieurs manières. En premier lieu, ils sont classés d'après la forme des éléments roulant utilisés (roulements à billes ou à rouleaux), et l'importance de la charge appliquée au roulement (si la charge est importante, il faut choisir le roulement à rouleaux, ce type de roulement est très proche de celui à billes, la cage contenant des rouleaux au lieu de billes. Selon la forme des bagues. Le problème d'assemblage du roulement n'est alors plus le même.

Le roulement à rouleaux supporte un effort radial supérieur par rapport au roulement à billes, car le contact des éléments roulants avec les bagues est linéaire. On utilise le roulement à rouleaux pour augmenter la surface de contact afin de minimiser les contraintes ou les pressions sur les pistes. En deuxième lieu, ils sont classés d'après la direction d'application de ces charges, à cet effet, il existe les roulements radiaux s'il s'agit d'une charge radiale et des roulements axiaux (butées) dans le cas d'une charge axiale importante.

- ✓ **Les roulements rigides à billes (à rouleaux cylindriques)** : ce sont les roulements les plus répandus, ils sont conçus pour des charges radiales, mais peuvent supporter une petite charge axiale. Les roulements à rouleaux peuvent supporter des charges plus élevées.
- ✓ **Les roulements à aiguilles** : ils possèdent une forme cylindrique, et sont suffisamment fin pour résoudre le problème où l'espace radial est fin.
- ✓ **Roulements à billes à contact oblique** : l'architecture de ces roulements les rend capable de supporter des charges axiales et radiales à la fois.
- ✓ **Roulements à rotules sur billes (de même sur rouleaux)** : Ce type de roulement est célèbre, inventé en 1907 par le fondateur de SKF Sven Wingquist, a permis de résoudre l'un des problèmes industriels les plus épineux de l'époque, celui des arrêts de production récurrents dus à des défaillances de roulements. Comme l'alignement des arbres n'était pas suffisamment précis pour permettre une utilisation normale des roulements rigides à billes, les pannes étaient fréquentes. Les roulements à rotule sur billes à deux rangées, qui tolèrent un défaut d'alignement pour une durée de service identique, ont permis de résoudre le problème [72].

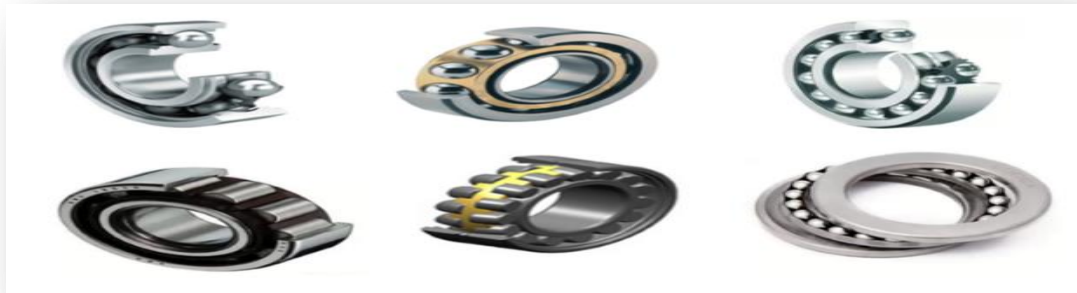


Figure IV.3 : Une variété des roulements [72].

IV.5 Origines des défaillances des roulements à billes

IV.5.1 Avaries de roulement et remèdes

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 quelles sont leurs causes potentielles. Les principales avaries d'un roulement, leurs causes et les actions correctives applicables sont discutés par la suite [74].

IV.5.1.1 Ecaillage

La surface des pistes présente des lésions superficielles. Par la suite, l'écaillage des pistes se généralise.



Figure IV.4 : L'écaillage des pistes.

➤ **Causes**

- Charges trop importantes, fatigue, mauvaise manipulation.
- Montage incorrect.
- Précision de fabrication du logement ou de l'arbre insuffisante.
- Jeu interne trop faible.
- Présence de particules étrangères.
- Corrosion.
- Mauvaise lubrification.
- Baisse de dureté suite à des températures trop importantes.

➤ **Actions correctives**

- Vérifier la sélection du roulement.
- Vérifier le jeu interne du roulement.
- Vérifier la définition de l'arbre et du logement.
- Vérifier les conditions de fonctionnement.
- Revoir les méthodes de montage.
- Vérifier les pièces annexes du montage.
- Revoir le système de lubrification.

IV.5.1.2 Blocage

Le roulement chauffe de façon continue, la matière change de couleur. Le roulement peut se bloquer.



Figure IV.5 : Blocage.

➤ **Causes**

- Jeu interne trop faible (éventuellement par suite de l'ovalisation des portées de roulements).
- Lubrification insuffisante ou mal adaptée.

- Surcharge importante.
 - Rouleaux inclinés ou de travers.
 - Baisse de dureté suite à des températures trop importantes.
- **Action correctives**
- Vérifier l'efficacité du lubrifiant ainsi que le type de lubrifiant.
 - Vérifier le jeu interne du roulement (à augmenter si nécessaire).
 - Vérifier la valeur de désalignement.
 - Vérifier les différentes conditions d'utilisation.
 - Vérifier la méthode de montage des roulements.

IV.5.1.3 Fissures et cassures

Ecaillages ponctuels : Présence de fissures et de cassures.

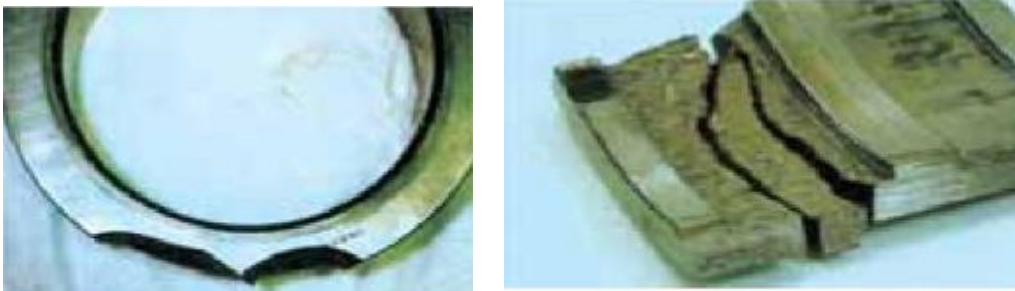


Figure IV.6 : Fissure et cassure des bagues.

- **Causes**
- Chocs excessifs.
 - Mauvaise manipulation (coups trop violents portés sur le roulement, présence de particules métalliques de taille importante).
 - Ecaillage important au niveau des pistes.
 - Ajustements trop serrés.
 - Chanfreins d'entrée trop faibles.
- **Actions correctives**
- Vérifier le type de lubrifiant.
 - Revoir l'ajustement et les matières.
 - Vérifier les conditions d'utilisation.
 - Vérifier les conditions de manipulation lors du montage.

IV.5.1.4 Détérioration de cage

Cage déformée, rupture de la cage, rupture de rivets.



Figure IV.7 : Détérioration de cage.

➤ **Causes**

- Moment excessif.
- Vitesse de rotation trop élevée ou survitesses ponctuelles.
- Lubrification insuffisante.
- Chocs avec corps étrangers.
- Vibrations excessives.
- Mauvaise manipulation lors du montage (désalignement).

➤ **Actions correctives**

- Vérifier le type de lubrification.
- Vérifier si le type de cage est adapté.
- Vérifier la rigidité de l'arbre et du logement.
- Vérifier les conditions de fonctionnement.
- Vérifier les conditions de manipulation lors du Montage.

IV.5.1.5 Déformation du chemin de roulement

Usure ou déformation irrégulière le long des surfaces du chemin de roulement.

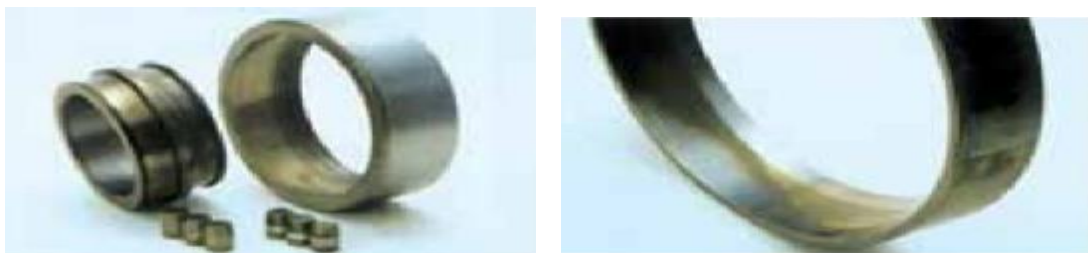


Figure IV.8 : Déformation du chemin de roulement.

➤ **Causes**

- Précision incorrecte de l'arbre ou du logement.
- Mauvais montage.
- Rigidité de l'arbre ou du logement insuffisante.
- Vibration de l'arbre causée par un jeu interne trop grand.

➤ **Actions correctives**

- Vérifier le jeu interne du roulement.
- Vérifier la tolérance de l'arbre et du logement.
- Vérifier la rigidité de l'arbre et du logement.

IV.5.1.6 Usure et grippage

Les pistes sont rugueuses et présentent des empreintes superficielles. Les épaulements de guidage ainsi que les extrémités des rouleaux deviennent rugueux.



Figure IV.9 : Usure et grippage.

➤ **Causes**

- Lubrification insuffisante.
- Présence de fines particules étrangères.
- Désalignement du logement par rapport à l'arbre.
- Rugosité de surface.
- Glissement des éléments roulants.

➤ **Actions correctives**

- Vérifier l'efficacité du lubrifiant ainsi que le principe de lubrification.
- Améliorer l'étanchéité.
- Vérifier la valeur de la pré-charge.
- Vérifier les conditions d'utilisation.
- Vérifier les méthodes et manipulations et de montage du roulement.

IV.5.1.7 Corrosion

Trace de corrosion sur le roulement, coloration rougeâtre, corrosion éventuelle au pas des éléments roulants.



Figure IV.10 : Corrosion des pistes.

➤ **Causes**

- Stockage du roulement inadapté.
- Emballage endommagé ou inefficace.
- Produit anticorrosion en quantité insuffisante. -Pénétration d'eau, d'acide, etc.

➤ **Actions correctives**

- Vérifier les conditions de stockage.
- Vérifier l'absence d'eau dans le lubrifiant.
- Améliorer l'étanchéité.
- Manipuler le roulement avec soin.

IV.5.1.8 Corrosion de contact

Les surfaces de contact sont recouvertes de fines particules colorées provenant de micro-vibrations en fonctionnement.



Figure IV.11 : Corrosion de contact.

➤ **Causes**

- Ajustements inadéquats.
- Micromouvements oscillants.
- Lubrifiant inadapté.
- Charges non constantes.
- Vibrations et oscillations avec roulement à l'arrêt.

➤ **Actions correctives**

- Sélectionner un roulement mieux adapté.
- Vérifier le type de lubrification.
- Choisir des ajustements adaptés.
- Transporter séparément la bague intérieure et extérieure

IV.5.1.9 Usure

Usure des pistes, modification de la précision géométrique, présence de rayures, rodages des différents éléments roulants.



Figure IV.12 : Usure (modification de la précision géométrique).

➤ **Causes**

- Présence de particules étrangères dans le lubrifiant.
- Quantité de lubrifiant insuffisante.
- Rouleaux déformés.

➤ **Actions correctives**

- Vérifier l'efficacité du lubrifiant ainsi que le principe de lubrification.
- Améliorer l'étanchéité.
- Vérifier la valeur de désalignement.

IV.5.1.10 Passage de courants électriques à travers le roulement

Présence de cratères ainsi que de cannelures sur les pistes du roulement.



Figure IV.13 : Effet de passage du courant sur les roulements.

➤ **Causes**

- Fuite de courant électrique passant au travers du roulement.

➤ **Actions correctives**

- Vérifier ou établir une mise à la terre de l'ensemble de la machine.
- Prévoir une isolation électrique du roulement.

IV.5.1.11 Rayures et empreintes

Eraflures provoquées lors du montage, rayures provoquées par des corps étrangers très durs, enfoncement de la matière dû à une manipulation inadaptée.

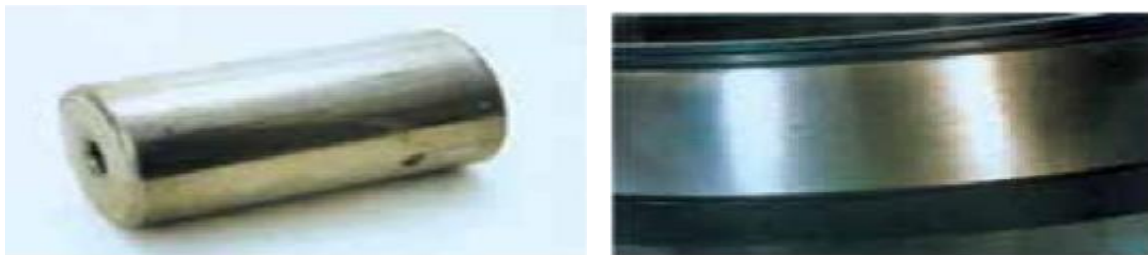


Figure IV.14 : Rayures et empreintes.

➤ **Causes**

- Présence de corps étrangers dans le roulement.
- Efforts de montage trop violent suite à un désalignement important.

➤ **Actions correctives**

- Montage minutieux à effectuer.
- Améliorer l'étanchéité (pour éviter l'entrée de corps étrangers).
- Améliorer la propreté du poste de travail et des pièces annexes.

IV.5.1.12 Contamination du roulement

La contamination du roulement est une cause fréquente de dommages. La contamination du roulement provient principalement de la poussière et des particules étrangères entrant dans le roulement à travers un joint d'étanchéité inadéquat, ou une lubrification contaminée, ce qui entraîne une augmentation du frottement entre les contacts métalliques, et les changements de la géométrie des bagues interne et externe. Le roulement exposé aux dommages causés par l'usure, se détériore progressivement, entraînant une perte de dimensions, des fissures, voire un écaillage des constituants du roulement [75].

La figure (IV.15) résume le mécanisme de la contamination du roulement

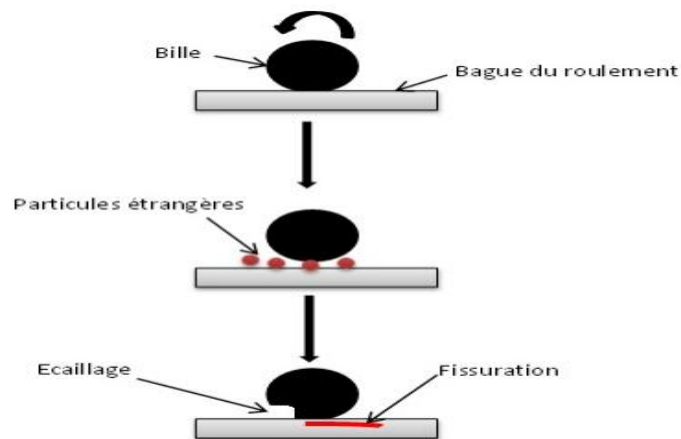


Figure IV.15 : Mécanismes généraux d'usure en présence de contaminant [75].

IV.6 Méthode appliquée pour diagnostic

IV.6.1 Configuration expérimentale et acquisition de données

Les mesures expérimentales sont entièrement basées sur les données de vibration obtenues à partir de la base de données de l'université de Western Reserve [76]. Comme il montre la figure (IV.16), le système est composé d'un moteur asynchrone connecté à un dynamomètre par un couplage auto-aligné. Les données ont été recueillies à partir d'un accéléromètre monté sur l'extrémité de l'entraînement du moteur.

Les défauts ont été provoqués pour des roulements rigides à bille de type 6205-2RS-EM-SKF.

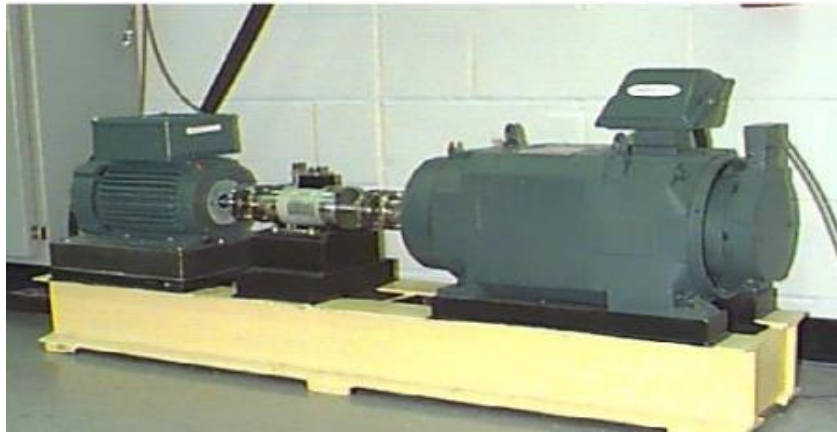


Figure IV.16 : a) Banc d'essais et b) son schéma synoptique.

Les données de vibration ont été recueillies à l'aide d'un accéléromètre, qui a été placé dans la position de 12 heures à la fin de la carcasse du moteur.

Des signaux de vibration ont été recueillis à l'aide d'un enregistreur DAT 16 canaux, et ont été traités dans un environnement Matlab. Les données numériques ont été recueillies à 12.000 échantillons par seconde.

Les données collectées sont classées en sept (07) classes, successivement comme suivant :

- Classe 1 : 40 signaux de roulement avec un défaut de 0.007 pouces sur la bague interne (BI1).
- Classe 2 : 40 signaux de roulement avec un défaut de 0.014 pouces sur la bague interne (BI2).
- Classe 3 : 40 signaux de roulement avec un défaut de 0.007 pouces sur la bille (L1).
- Classe 4 : 40 signaux de roulement avec un défaut de 0.014 pouces sur la bille (L2).
- Classe 5 : 40 signaux de roulement avec un défaut de 0.007 pouces sur la bague externe (BE1).
- Classe 6 : 40 signaux de roulement avec un défaut de 0.014 pouces sur la bague externe (BE2).
- Classe 7 : 40 signaux de roulement sain (S).

Pour chaque classe ; Trente (26) échantillons sont utilisés pour l'apprentissage du classifieur et dix (10) échantillons pour faire le test.

IV.6.2 Analyse dans le domaine temporel

La représentation temporelle des signaux vibratoires pour les différentes conditions de fonctionnement est illustrée par la figure (IV.17)

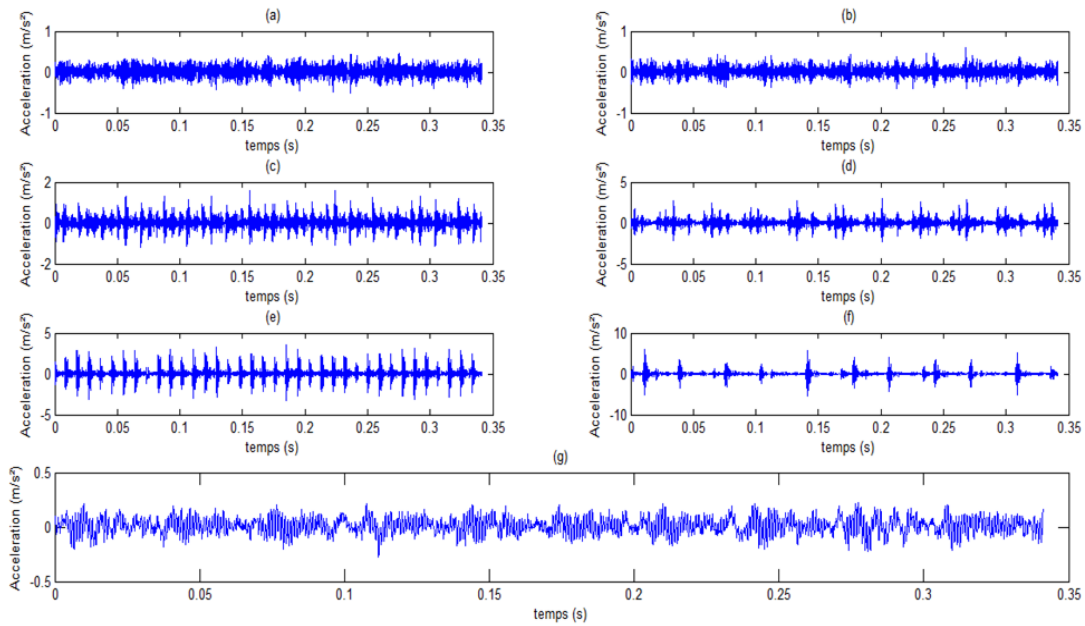


Figure IV.17 : Représentation temporelle des signaux vibratoire (a) et (b) un roulement avec défaut de bille {BF1, BF2}, (c) et (d) un roulement avec défaut de bague intérieure {IF1, IF2}, (e) et (f) un roulement avec défaut bague extérieure {OF1, OF2}, (g) un roulement normal {N}.

IV.6.2.1 Extraction des paramètres

Indicateurs scalaires

Les indicateurs scalaires sont des outils statistiques appliqués à un signal temporel puis traités afin d'aider à l'analyse des vibrations. Ils permettent de suivre l'évolution d'une grandeur décrivant de la puissance ou de l'amplitude crête du signal. Sa valeur peut ne pas avoir de signification intrinsèque, c'est son évolution dans le temps qui est significative du défaut. De nombreux indicateurs existent dans la littérature ont été utilisés dans le domaine de diagnostic vibratoire automatisé, et certains sont le résultat de la combinaison de plusieurs d'entre eux. Nous avons proposé un ensemble d'indicateurs pour le diagnostic automatisé des défauts de roulements. Il s'agit des indicateurs statistiques suivants:

1. Le minimum :
$$x_{\text{Min}} = \min_{[f_0]}(x) \quad (\text{IV.1})$$

2. La valeur efficace (Root Mean Square) :
$$x_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n))^2}{N}} \quad (\text{IV.2})$$

3. L'écart type (standard déviation) :
$$x_{\text{std}} = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - x_m)^2}{N-1}} \quad (\text{IV.3})$$

4. La valeur Crête a crête (Peak- Peak) :
$$x_{\text{PPV}} = \max(x_n) - \min(x_n) \quad (\text{IV.4})$$

$$5. \text{ Le Skewness : } x_{\text{ske}} = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - x_m)^3}{(N-1)x_{std}^3} \quad (\text{IV.5})$$

$$6. \text{ Le kurtosis : } x_{\text{kur}} = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - x_m)^4}{(N-1)x_{std}^4} \quad (\text{IV.6})$$

$$7. \text{ Le facteur de crête : } x_{\text{CRF}} = \frac{PV}{RMS} \quad (\text{IV.7})$$

IV.7 Classification par réseaux de neurones de type MLP

L'objectif de ce travail, est la détection des défauts de roulements en utilisant un classifieur basé sur les réseaux de neurones artificiel (RNA) de type MLP (Multi layer Perceptron en anglais). La structure de ce RNA est mise en œuvre en utilisant comme entrées des descripteurs issus du signal vibratoire du roulement sain et des roulements endommagés, et les sorties sont les classes de roulement.

La figure (IV.18) représente le principe de la classification basée sur un réseau de neurones.



Figure IV.18 : Classificateur basé sur réseaux de neurones.

IV.7.1 Configuration du MLP

La configuration du réseau est une étape cruciale dans l'élaboration d'un système de reconnaissance à base de réseaux de neurones. La recherche bibliographique sur les études menées dans le même domaine nous a amené à l'adoption d'un système à base de MLP. Ce type de réseau MLP a été retenue, tout en évaluant la configuration optimale adaptée à l'objectif initial, et ce, en terme des nombres de couches intermédiaires et des nombres de neurones de chaque couche.

Pour configurer le réseau de neurones, 2 étapes s'imposent, soit :

- Détermination du nombre de couches intermédiaires optimal.
- Détermination du nombre de neurones optimal pour chaque couche.

Plusieurs essais ont été effectués pour la recherche du réseau optimale, la configuration suivante sera retenue :

- **Nombre de couche** : 3 couches.
- **Nombre de neurone** : 15 neurones dans chaque couche cachée.

La figure (IV.19) présente un exemple d'une structure du réseau de neurones de trois couches cachées dont chacune est composée de 15 neurones.

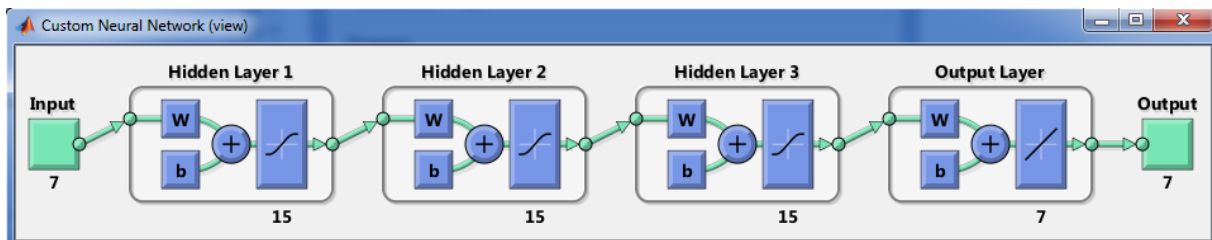


Figure IV.19: Structure d'un réseau des neurones de trois couches cachées.

IV.8 Méthodologie proposée pour le diagnostic des défauts dans les roulements à bille

Les paramètres du domaine temporel statistique, tels que : la variance, le kurtosis, etc., sont efficaces pour le diagnostic des défauts de roulement en raison de leur sensibilité au changement de forme du signal. Malheureusement, ils sont généralement affectés par le bruit. Pour améliorer la sensibilité des paramètres statistiques, on utilise la transformée en ondelettes, en tant qu'un outil puissant de filtrage. Ensuite, la technique d'évaluation des distances (DET) est utilisée pour la sélection des attributs pertinents.

IV.8.1 Organigramme de la méthode proposé

La méthode proposée pour le diagnostic des défauts dans les roulements à billes, est représentée dans la figure (IV.20). Elle contient essentiellement trois étapes : l'extraction des paramètres, la sélection des attributs pertinents, et la classification.

La procédure de diagnostic se déroule comme suit :

- Etape 1** : Acquisition des données.
- Etape 2** : Filtrage des signaux en utilisant l'analyse multi résolution à trois niveaux.

–**Etape 3** : Extraction des sept paramètres statistiques du signal original et de toutes les bandes de fréquences de l’approximation et détail. En conséquence, on a obtenu un ensemble de paramètres contenant 49 attributs pour chaque état.

–**Etape 4** : Application de de l’algorithme DET et arrangement des paramètres en ordre décroissant de leurs facteur DET.

–**Etape 5** : Utilisation du premier paramètre qui a un facteur DET le plus grand ($N=1$).

–**Etape 6** : Apprentissage du classifieur RNA- PMC, ensuite calculer le taux de test et d’apprentissage.

–**Etape 7** : Test de la condition d’arrêt: si la condition d’arrêt est satisfaite, arrêter l’algorithme, et enregistrer le sous-ensemble optimal, sinon, ajouter un nouveau paramètre ($N=N+1$) et aller à l’étape 6.

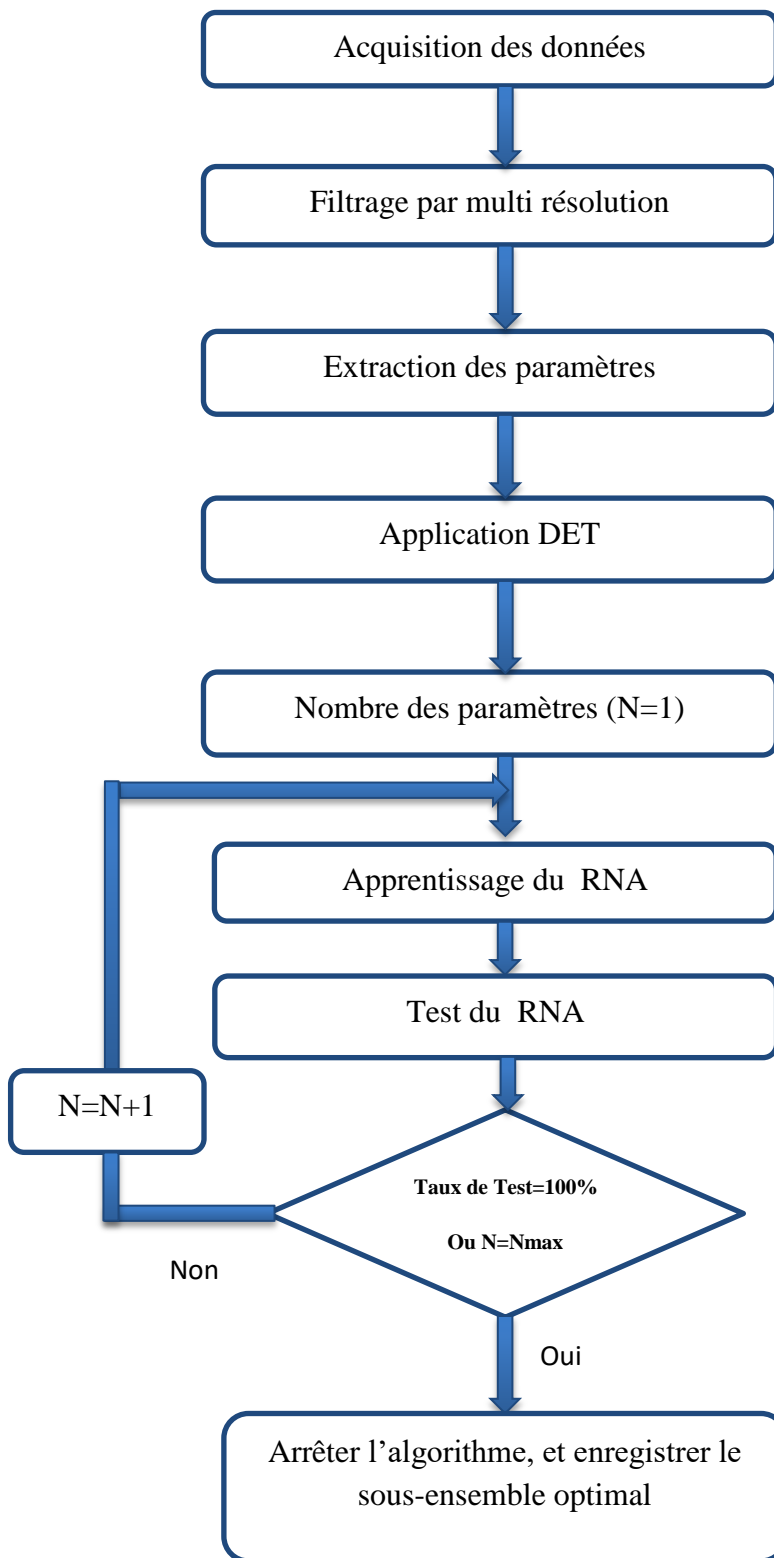


Figure IV.20 : Procédure de la méthode proposée pour le diagnostic des défauts dans les roulements à billes.

IV.8.2 Représentation des facteurs de DET en fonction des paramètres.

Les résultats obtenus après l'application de l'algorithme DET sont illustrés par la figure (IV.21).

A partir des résultats obtenus on remarque que le facteur DET varie en fonction du paramètre et du niveau de filtrage.

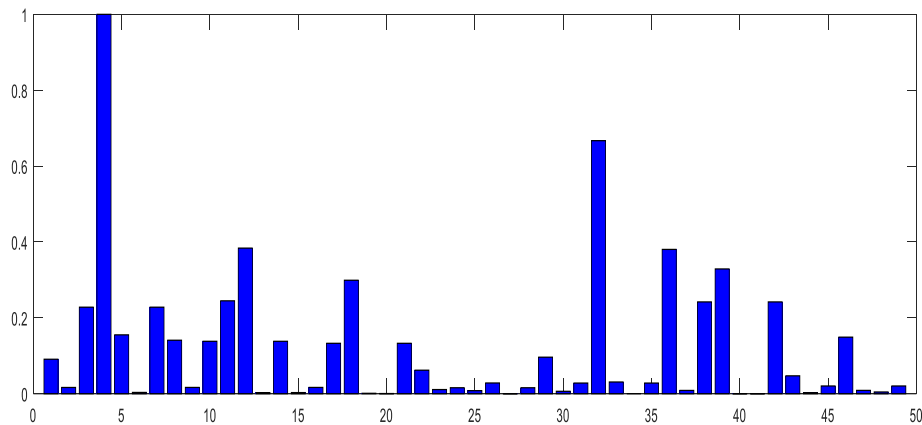


Figure IV.21 : Variation des Facteurs DET en fonction des paramètres.

IV.8.3 Représentation de la variation de taux de test et d'apprentissage en fonction de nombre des paramètres d'entrée.

Après l'application de la méthode proposée, les taux d'apprentissage et de test sont donnés dans le tableau (IV.1).

Nombre de paramètre	Taux de test %	Taux d'apprentissage %
1	56.4902%	92.0236%
2	73.8941%	97.7210%
3	95.6490%	96.5816%
4	85.8593%	100%
5	100%	100%
6	96.7368%	100%
7	100%	100%
8	98.9123%	100%
9	100%	99.4303%
10	23.8579%	25.9337%
11	100%	100%
12	100%	99.4303%
13	97.8245%	100%
14	94.5613%	98.8605%
15	92.3858%	100%

16	98.9123%	100%
17	95.6490%	99.4303%
18	100%	100%
19	98.9123%	100%
20	100%	100%
21	90.2103%	100%
22	100%	100%
23	97.8245%	100%
24	100%	100%
25	90.2103%	98.8605%
26	97.8245%	100%
27	100%	100%
28	98.9123%	100%
29	100%	100%
30	97.8245%	100%

Tableau IV.1 : Taux d'apprentissage et de test en fonction des paramètres.

Les résultats d'apprentissage et de test sont représentés par les deux figure IV.22 et IV.23, respectivement.

Les résultats illustrés par le tableau (IV.1), montrent que le meilleur taux de test est de 100%, il est obtenu on utilisant les 5 paramètres de (DET) et en employant un neurone de trois couches cachées dont chacune est composée de 15 neurones.

Les résultats confirment aussi l'efficacité de l'utilisation de la technique d'évaluation des distances pour la sélection des indicateurs sensibles aux variations de l'état du roulement à surveiller.

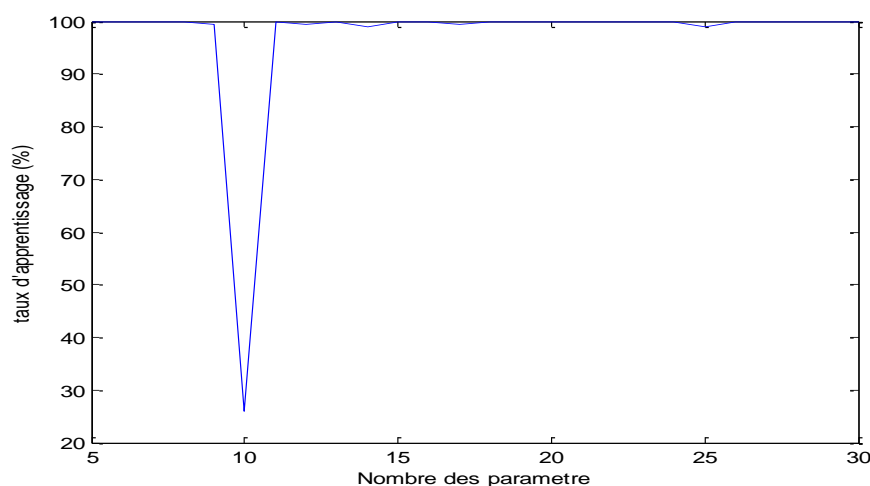


Figure IV.22 : Variation du taux d'apprentissage en fonction du nombre d'attributs.

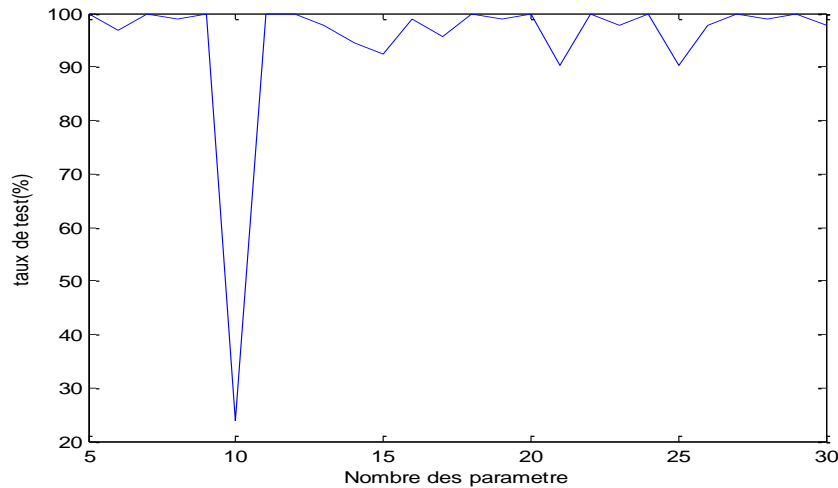


Figure IV.23 : Variation du taux de test en fonction du nombre d'attributs.

IV.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les performances de la méthode testée pour le diagnostic de sévérité des défauts dans les roulements à bille.

La méthode proposée est basé sur deux étapes : la réduction de dimension et la classification.

Dans la première phase, nous avons effectué un filtrage des signaux en utilisant l'analyse multi résolution à trois niveaux. Ensuite, sept paramètres statistiques sont calculés à partir du signal original et de toutes les bandes de fréquences de l'approximation et détail. En conséquence, nous avons obtenu un ensemble de paramètres contenant 49 attributs pour chaque état.

La technique d'évaluation des distances est ensuite utilisée pour la sélection des paramètres pertinents.

Dans la seconde étape, un perceptron multi couche (MLP) basée sur l'algorithme de rétro-propagation est employé pour assurer la phase de classification.

Les résultats obtenus montrent les bonnes performances de la méthode appliquée pour le diagnostic de sévérité de défauts dans les roulements à billes.

Conclusion

Générale

Conclusion générale

Ce présent travail a été consacré à la mise en œuvre d'une nouvelle contribution pour le diagnostic des défauts dans les roulements à billes. Les défauts de roulement représentent environ la moitié de toutes les pannes de la machine électrique. Ces défauts apparaissent au niveau de la bague extérieure, la bague intérieure, la cage et les éléments roulants (billes). Chaque type de défaut dans ces quatre éléments de roulement a une fréquence caractéristique spécifique.

Dans ce travail, une analyse multi résolution en ondelettes, a été appliquée pour améliorer la sensibilité des paramètres statistiques, en filtrant le bruit du système d'acquisition pour n'avoir uniquement que la signature du défaut.

Dans un second temps, nous avons admis pour l'extraction des paramètres les paramètres statistiques calculés à partir des différents approximations et détails obtenus. La sélection des paramètres pertinents est assurée par l'algorithme DET.

Pour la phase de classification, nous nous sommes concentrés sur les réseaux de neurones artificiels particulièrement, le perceptron multicouche basé sur l'algorithme de rétro-propagation.

Les résultats obtenus montrent l'efficacité de l'approche appliquée pour le diagnostic des défauts dans les roulements à billes.

Bibliographie

- [1] NF-EN-13306-X-60-319. Terminologie de la maintenance. Norme AFNOR ,2001.
- [2] C. VALDEZ-FLORES, R. FELDMAN. A survey of preventive maintenance models for stochastically deteriorating single-unit systems. International Journal of Naval Research Logistics, 36/4 : 419-446. 1989.
- [3] Mr. Mohsein TEDJINI « Sélection d'un outil du traitement du signal pour le diagnostic d'une machine tournante » thèse de magister, Université Mohamed Chérif Messaâdia de Souk-Ahras
- [4] Mr Mahmoud AMRANI « surveillance et diagnostic d'une ligne de production par les réseaux de neurone artificiel » thèse de magister, M'HAMAD BOUGARA, BOUMERDES, 2010.
- [5] F. CHAMPAVIER, « Analyse Vibratoire des machines Tournantes », la maintenance Edition METRAVIB, janvier 1990.
- [6] Monchy F, Maintenance - méthodes and organization. Dunod, Paris, 2000.
- [7] Alain Boulenger, et Christian PACHAUD, « Analyse Vibratoire en maintenance », 3ème édition, Dunod, Paris, 2007.
- [8] Ch. ABDELALI, et A Elamarty.PFE : « Maintenance des Machines Tournantes par Analyse Vibratoire ». Université sidi Mohamed Ben Abdellah de FFS. (Maroc), 2007.
- [9] Samira BELHOUR, Thèse de doctorat, « Contribution à l'Optimisation de la Maintenance prédictive par l'Utilisation Du Logiciel OMNITREND (Système EN LINE), Cas CIMENTERIE HAMA BOUZIANE », Université de Montouri (Constantine), 01/07/2008.
- [10] Isermann, R. and P. Balle (1997). Trends in the Application of Model-Based Fault Detection and Diagnosis of Technical Processes, Control Engineering, institute of Automatic Control, Laboratory of Control Engineering and Process Automation, Darmstadt University of Technology, Landgraf-Georg.Str. 4, D-64283, Darmstadt, Germany –science direct 7 May 1998.
- [11] perso.esiee.fr/~alanit/cours_diagnostic/diagnostic/diagnostic.pdf.
- [12] Ilhem BOUCHEREB, Modélisation et outils d'aide au diagnostic de défauts de machines synchrones à reluctance variable. Thèse doctorat en sciences université de constantine1, 03/07/2013.
- [13] Chemse-Eddine DJOUDI Modélisation et diagnostic des systèmes non linéaires par acp à noyaux, Badji Mokhtar University - Master 2 - Robotique & informatique industrielle 2015.

- [14] V Venkatasubramanian., Rengaswamy R. Yin K., Kavuri S., "A review of process fault detection and diagnosis Part I: Quantitative model-based methods", Computer and Chemical Engineering, 2003.
- [15] O.ONDEIL, "Diagnostic par reconnaissance des formes application à un ensemble 'convertisseur –machine asynchrone'." Thèse de l'Ecole Doctorale électronique, électrotechnique, automatique de Lyon, 2006.
- [16] B. Dubuisson, "Diagnostic et Reconnaissance des Formes ". Traité des nouvelles technologies. Série diagnostic et Maintenance. Hermès, Paris, 1990
- [17] Peltier, 93] M. A. Peltier, B. Dubuisson, "A human operator monitoring process based on a fuzzy approach" In Tooldiag'93, International conference on Fault diagnosis, 1993.
- [18] Bernard G. « Application de réseaux de neurones artificiels a la reconnaissance au de caractères manuscrits» Thèse de Doctorat, Faculté polytechnique de Mons ,1996.
- [19] H. FARRENY, "Les systèmes experts – Principes et exemples" Cépadues, 1989.
- [20] M BEGGAS. et H LIHIUO.. Diagnostic et étude du réseau d'assainissement de la cité elham aissa –Commune de Hessi Khalifa (W.EL-Oued), octobre 2014.
- [21] Mr. Mohamed Tahar NABTI « Etude de l'évolution des indicateurs spectraux et cestreaux dans la détection des défauts mécaniques », mémoire de magister, UNIVERSITE FERHAT ABBAS – SETIF UFAS (ALGERIE), 2011.
- [22] Landolsi Foued, "Cours de techniques de surveillance".
- [23] T.DESRUS, Développement de Cellules Photovoltaïques à Hétérojonctions Silicium et Contacts en Face Arrière", Thèse de Doctorat, l'institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 2009.
- [24] Mohamed SENOUCI et Hadj Ali BEGHADI, «Réseaux de neurones », Edition décembre 2005.
- [25] François B. et Michel V. « Les réseaux de neurones artificiels» Presses Universitaire, Paris, 1996.
- [26] Bernard G. « Application de réseaux de neurones artificiels a la reconnaissance au de caractères manuscrits» Thèse de Doctorat, Faculté polytechnique de Mons ,1996.
- [27] Gérard D. « Reducing the complexity of neural nets for industrial applications and biological models » Neuronal Information Processing - From Biological Data to Modelling and Applications (World Scientific, 1998).
- [28] Mr Mohamed AMRANI « surveillance e diagnostic d'une ligne de production par les réseaux de neurones artificiels», mémoire de magister, université M'AMED BOUGARA, BOUMERDES ,2010.

- [29] M.AMMAR « Mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnelles en vue de la transposition batch/continu », INP de Toulouse France, juillet 2007.
- [30] Sastry, P.S .G.Santharam et K.P. Unnikrishnan (1994). Memory neuron networks for identification and control of dynamical systems. IEEE Transactions on Neural Networks (2), 306–319.
- [31] Burns, R.S. (2001). Advanced Control Engineering. Butter Worth Heinemann Ed
- [32] Institut de Mécanique Céleste de Calcul des Ephémérides, Caractéristiques du Soleil, Lien. <https://www.imcce.fr/langues/fr/grandpublic/systeme/promenade/pages1/134.html> (Dernière Visite : 09 Juin 2017).
- [33] SENOUCI MOHAMED et BEGHADI HADJ ALI, «Réseaux de neurones », Edition décembre 2005.
- [34]C. Hatem, "Commande d'un robot mobile type voiture par réseaux de Neurones (problème suivi d'un chemin", science de l'ingénieur, université de Biskra, 2006.
- [35] G. DREYFUS « les réseaux de neurones, une technique opérationnelle pour le traitement des données industrielles, économiques et financières » École Supérieure de Physique et de Chimie Industrielles de la Ville de Paris (ESPCI), Novembre 1997.
- [36] J. HERAULT, C. JUTT EN « Réseaux neuronaux et traitement du signal », Editions Hermés, Paris, 1994.
- [37] Marc Parizeau « Le perceptron multicouche et son algorithme de rétropropagation des erreurs », Rapport, Université Laval, septembre 2004.
- [38] R. MAHADOUÏ « diagnostic industriel par neuro-floue application a un système de production » Thèse Ingénieur d'état en Informatique, Université de Batna 2007.
- [39] Anand, Mehrotra, Mohan et Ranka «Intelligent Control Using Neural Networks», IEEE Control System mag; Avril, pp 11-18, 1992.
- [40] Watrous R.L. « Learning Algorithms for Connectionist Networks: Applied Gradient Methods of Nonlinear Optimization», IEEE First International Conference on Neural Networks, 2, pp 619-627, 1987.
- [41] C.TOUZET « Les réseaux de neurones artificiels introduction au connexionnisme cours, exercices et travaux pratiques », Humaine, Marseille, Juillet 1992.
- [42] Mr.AMRAOUI Rachid «Application de l'Algorithme K-S et de l'Ondelette discrète au traitement d'images satellitaires». Thèse de magister. UNIVERSITE ABD EL HAMID IBN BADIS DE MOSTAGANEM, 2015.

- [43] J.-Luc Raimbault : Analyse de Fourier L3/M1, LPP. Polytechnique, 3-30-2008.
- [44] J.Kahane, P. Lemmarie : Fourier series and Wavelets. Amsterdam OPA (Overseas Publishers Association); pp.394, 1995.
- [45] Francis Cottet « Aide-Mémoire : Traitement Du Signal », Sciences Sup série Aide-Mémoire, Dunod, Paris, 2000.
- [46] M. Brucher, «La transformée de Fourier rapide et d'une de ses dérivées », [http : //matthieu-brucher.developpez.com/](http://matthieu-brucher.developpez.com/),Mai, 2007.
- [47] Cours et TP de M. Z.E. Hadj slimane, Département du génie biomédical, Faculté de Technologie, université de Tlemcen.
- [48] A. MEKDAD, A. BETTACHE. « Filtrage et analyse fréquentielle du signal électrocardiogramme par la décomposition modale empirique ». Mémoire de Master en Electronique biomédicale. Département génie biomédical. Faculté de Technologie. Université de Tlemcen. Soutenu en juillet 2009.
- [49] Ouarda Soltani, « Restauration d'Images Satellites Via la Transformée en Ondelette », Mémoire de Magister, Université de Batna, 2011.
- [50] Hassanpour, H. Parsaei, A. « Fetal ECG Extraction Using Wavelet Transform », IEEE Trans., 2006, p. 179-179.
- [51] M. Pinsky, «Introduction to Fourier Analysis and Wavelets». United State of America : Wadsworth Group; pp 387; 2002
- [52] Serge Ekambi-Pokossi, «Caractérisation et identification multiéchelle de la signature peinture», thèse de Doctorat, Ecole Centrale de Lyon, juillet 2005.
- [53] Youssef Bentaleb, «Analyse par ondelettes des signaux sismiques : Applications auxondes de surface », thèse de Doctorat, Universite Mohammed V - Agdal, Mai 2007.
- [54] Camille Truche, « caractérisation et quantification des minéraux argileux dans les sols expansifs par spectroscopie infrarouge aux échelles du laboratoire et du terrain», thèse de Doctorat, Université Toulouse 3 Paul Sabatier, Décembre 2010.

Bibliographie

- [55] Bourdim Samia, «Méthodes ondelettes et Bayésiennes pour le diagnostic : Application aux machines asynchrones», Mémoire de Magister, Université Ferhat Abbas-Setif, Juillet 2011.
- [56] M. Misiti, Y. Misiti. G. Oppenheim. J. M. Poggi, «Wavelet Toolbox for Use with MATLAB», 2010.
- [57] David Bonacci, «Intérêt du Découpage en Sous-Bandes Pour L'analyse Spectrale », thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique De Toulouse, Décembre 2003.
- [58]https://fr.wikibooks.org/wiki/Compression_de_donn%C3%A9es/Le_format_JPEG_2000.
- [59] Hbubard, B. B., Ondes et ondelettes : la saga d'un outil mathématique. Pour la science, 1995.
- [60] ABID Tarek, "analyse du signal ECG par les ondelettes". Mémoire de Magister. Option : intelligence artificielle. Département d'informatique. Faculté des sciences de l'ingénieur. Université d'Annaba, 2008.
- [61] I. Daubechies, "Ten Lectures on Wavelets", Philadelphia Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992
- [62] Meyer, Y. Wavelets-algorithms and applications, volume 1. Society for Industrial and Applied Mathematics Translation, 1993.
- [63] Hamdad Nassima, «Transformée de Huang-Hilbert : application de la détection des défauts », Mémoire de Magister, Université Mouloud Mammeri, Mars 2013.
- [64] Brahim Mohamed, «Utilisation des Ondelettes dans la Segmentation d'images Medicales», Mémoire de Magister, Ecole Nationale Polytechnique.
- [65] H. Sharabty. Diagnostic de la somnolence d'un opérateur : Analyse des signaux physiologiques. Thèse de Doctorat, Université Paul Sabatier Toulouse III, 2007.
- [66] DAUBECHIES, I. « The wavelet transforms time-frequency localization and signal analysis ». IEEE Trans. On information theory, Vol. 36, N° 5, pp. 961-1005, September 1990.
- [67] A. Bultheel: Bull. Belg. Math. Soc. (1995).

- [68] DRAI REDOUANE « Techniques de traitement des signaux ultrasonores Appliquées au contrôle non destructif des matériaux » mémoire de doctorat, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene USTHB – ALGER, 2005.
- [69] SKF -<<catalogue technique France >>1981.
- [70] AFNOR. Norme AFNOR X 60 - 010. Paris Afnor(1990).
- [71] Q. Meng, L. Qu, Rotating machinery fault diagnosis using Wigner distribution, Mechanical Systems and Signal Processing, pp 155-166, 1991.
- [72] SKF : fournisseur de produits et de solutions sur les marchés des roulements, des systèmes de lubrification, de la mécatronique, de l'étanchéité et des services.
<http://www.skf.com/>.
- [73] “Roulement à bille et à rouleaux. (2007), document NTN (for new technologie network) corporation. CAT. NO. 2202-VIII/F.
- [74] Toufik THLAJIA, Thèse de doctorat, «Conception d'un système intelligent de diagnostic des défauts dans les machines tournantes», Université 8 mai 1945 Guelma, 13/12/2017.
- [75] K.A. Loparo, Bearings vibration data set, Case Western Reserve University (<http://www.eecs.cwru.edu>), 2003.
- [76] Bruel and Kjaer, “Détection des défauts de roulement par calcul du Facteur de crête et analyse d'enveloppe”, Notes d'applications, BO 0367- 11–Copenhague, 11 p, 1994

Résumé

Dans ce travail nous avons proposé une démarche pour améliorer le diagnostic automatique des défauts de roulement à bille.

La contribution proposée, consiste à utiliser, dans un premier temps, l'analyse multi résolution en ondelettes pour décomposer le signal de vibration à différents niveaux. Les paramètres statistiques sont ensuite extraits à partir du signal original et de toutes les bandes de fréquences obtenues.

La technique d'évaluation de la distance (DET) est ensuite employée pour la sélection des paramètres pertinents.

Finalement, la phase de classification est assurée par un perceptron multicouche.

Les résultats obtenus montrent l'efficacité de l'approche appliquée pour le diagnostic des défauts dans les roulements à billes.

Mots clés : Analyse multi-résolution; Analyse vibratoire ; DET; Diagnostic des défauts ; Paramètres statistiques ; Perceptron multi couche; Roulement à billes.

Abstract

In this work we have proposed an approach to improve the automatic diagnosis of ball bearing defects.

The suggested approach consists on using multi-resolution wavelet analysis to decompose the vibration signal at different levels. The statistical parameters are then extracted from the original signal and from all the obtained frequency bands.

The distance evaluation technique (DET) is then employed to select the salient features.

Finally, the classification step is guaranteed by using multi-layer perceptron algorithm.

The obtained results show the effectiveness of the suggested approach for faults diagnosis of ball bearings.

Keywords: Ball bearing; DET; Fault diagnosis; Multi-resolution analysis; Multi-layer perceptron; Statistical parameters; Vibration analysis.

المخلص

في هذا العمل، اقترحنا طريقة جديدة لتحسين التشخيص التلقائي لأعطال المدرجات.

تتمثل الطريقة المقترحة أولاً في استخدام تحليل الموجات متعدد الدقة لتحليل إشارة الاهتزاز على مستويات مختلفة. ثم تُستخرج المعلمات الإحصائية من الإشارة الأصلية ومن جميع نطاقات التردد التي تم الحصول عليها.

ثم يتم استخدام تقنية تقييم المسافة (DET) لتحديد احسن المعلمات.

وأخيراً، فقد تم ضمان مرحلة التصنيف بواسطة استخدام المستقبلات متعدد الطبقات.

أظهرت النتائج التي تم الحصول عليها فعالية النهج المطبق لتشخيص الأعطال في المدرجات.

الكلمات المفتاحية: تحليل الاهتزاز؛ تحليل الموجات متعدد الدقة؛ المعلمات الإحصائية؛ تقنية تقييم المسافة؛ تشخيص الأعطال؛ المدرجات؛ المستقبلات متعددة الطبقات.