

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOULOUD MAMMARI DE TIZI-OUZOU



FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

Mémoire de fin d'études

Présenté en vue d'obtention
du Diplôme d'Ingénieur d'Etat en Electronique

Option : Communication

Thème :

**Application des réseaux de neurones à la
détection et la classification des défauts
dans les machines tournantes.**

Proposé et dirigé par :

M^r : S.HADDAB

Etudié par :

M^{elle} : BELHADJ NORA

M^{elle} : BELMAHDI FATIHA

Année universitaire 2009/2010

Remerciements

A l'issue de ce travail nous tenons à exprimer toute notre gratitude et nos remerciements à notre promoteur M^f S.HADDAB pour nous avoir proposé ce sujet et avoir soutenu et dirigé tout au long de ce travail.

Nos vifs remerciements aux membres de jury pour nous avoir fait l'honneur d'examiner et de juger notre travail.

Nous tenons aussi à remercier toutes les personnes ayant contribué de près ou de loin dans la préparation de ce travail.

Résumé

Résumé :

Dans notre travail, nous nous intéressons à la détection et à la classification des défauts de roulement apparaissant dans les machines tournantes. C'est une approche préventive qui se base sur la mesure de l'état de la machine tout au long de son fonctionnement.

L'expérience a montré que le paramètre le plus fiable qui nous donne le plus précocement et de la meilleure façon l'état de détection d'une machine tournante est bien la vibration.

L'étude d'un signal vibratoire et sa présentation fréquentielle est indispensable; en effet la définition des signaux se fait par trois paramètres qui sont l'amplitude, la fréquence de pic centrale et la bande passante du signal. C'est selon ces paramètres que s'effectue le classement des signaux par les réseaux de neurones.

Mots clés : Maintenance industrielle, analyse vibratoire, réseau de neurones, défaut de roulements.

Sommaire

Introduction générale.....	1
Chapitre I : Généralités sur la maintenance et le diagnostic industriels	
<i>I.1. Concepts et terminologies.....</i>	<i>3</i>
<i>I.1.1. Défaut.....</i>	<i>3</i>
<i>I.1.2. Dégradation.....</i>	<i>3</i>
<i>I.1.3. Défaillance.....</i>	<i>3</i>
<i>I.1.4. Panne.....</i>	<i>4</i>
<i>I.2. Maintenance industrielle.....</i>	<i>5</i>
<i>I.2.1. Maintenance préventive.....</i>	<i>6</i>
<i>I.2.2. Maintenance corrective.....</i>	<i>7</i>
<i>I.3. Diagnostic industriel.....</i>	<i>8</i>
<i>I.3.1. Les différentes étapes techniques du diagnostic.....</i>	<i>9</i>
<i>I.3.2. les différentes méthodes utilisés pour remonter à la cause de la défaillance.....</i>	<i>10</i>
<i>I.3.2.1. Méthodes de raisonnement.....</i>	<i>10</i>
<i>I.3.2.2. Les différentes méthodes.....</i>	<i>10</i>
<i>Conclusion.....</i>	<i>13</i>
Chapitre II : L'Analyse vibratoire	
<i>Introduction.....</i>	<i>14</i>
<i>II.1. Définition d'une vibration.....</i>	<i>14</i>
<i>II.1.1. Les types de vibration.....</i>	<i>15</i>
<i>II.1.2. Les paramètres vibratoires.....</i>	<i>17</i>
<i>II.1.3. Les modes de détection de l'amplitude.....</i>	<i>18</i>
<i>II.2. Les capteurs de vibration</i>	<i>19</i>
<i>II.2.1. Principales caractéristiques des capteurs.....</i>	<i>19</i>
<i>II.2.2. Différents types de capteurs.....</i>	<i>20</i>
<i>II.2.2.1. Capteur de déplacement (proximètre)</i>	<i>20</i>
<i>II.2.2.2. Capteur de vitesse (Vélocimètre).....</i>	<i>21</i>
<i>II.2.2.3. Capteur d'accélération (accéléromètre).....</i>	<i>22</i>
<i>II.3. La représentation d'un signal vibratoire.....</i>	<i>22</i>

II.3.1.Représentation temporelle.....	23
II.3.2.Représentation spectrale.....	24
II.3.2.1. Transformée de Fourier.....	24
II.3.2.2.Les propriétés de la Transformée de Fourier.....	25
II.3.3. La densité spectrale de puissance.....	26
II.4.Détection des défauts de roulements par l'analyse vibratoire.....	27
II.4.1.Les roulements.....	28
II.4.2.Les types de roulements.....	29
II.4.3.Les défauts de roulements.....	30
II.5.Application de l'analyse spectrale aux défauts de roulement.....	31
II.5.1.Densité spectrale sans défaut (roulement sain).....	31
II.5.2.Densité spectrale représentant des défauts (roulement défectueux).....	32
Conclusion.....	39

Chapitre III : Les Réseaux de Neurones Artificiels

Introduction.....	40
II.1.Historique	40
III.2.Le neurone biologique.....	41
III.2.2.Physiologie du neurone.....	41
III.3.Le neurone artificiel.....	42
III.3.1.Les fonctions d'activations.....	43
III.4.Les réseaux de neurones artificiels.....	45
III.4.1.Le Perceptron	45
III.4.2.L'Adaline.....	47
III.4.3.Réseaux multicouches.....	47
III.5.L'apprentissage.....	48
III.5.1.L'apprentissage supervisé.....	48
III.5.2.L'apprentissage non supervisé.....	49
III.6.Quelques Règle d'apprentissage.....	49
III.6.1.Règle de Hebb.....	49
III.6.2.Règle de widrow-Hoff.....	50
III.6.3.Règle de Resenblatt.....	50

III.6.4.Règle de rétro propagation.....	50
III.6.4.1.Algorithme de rétro propagation.....	50
III.6.4.1.1.Fonctionnement de l'algorithme.....	52
III.7.Propriétés des réseaux de neurones.....	56
III.8.Application des réseaux de neurones.....	56
Conclusion.....	57

Chapitre IV : Application des réseaux de neurones à la classification des défauts de roulements

Introduction.....	58
IV.1.Description des signaux étudiés.....	58
IV.1.1.Signaux prélevés d'un roulement en fonctionnement normal.....	59
IV.1.2.Signaux prélevés des roulements défectueux.....	59
IV.2.Définition des sorties désirées.....	60
IV.3.Choix du réseau.....	62
IV.3.1.Choix des variables d'entrées.....	62
IV.3.2.Choix des couches intermédiaires (couches cachées).....	63
IV.4.Lancement de l'apprentissage.....	64
IV.4.1.Variation de coefficient d'apprentissage.....	65
IV.4.2.Variation de nombre de neurones de la couche cachée.....	67
IV.4.3.Variation de nombre d'itérations.....	70
IV.5.Résultats de l'application du réseau de neurones.....	75
IV.5.1.Résultats de l'apprentissage.....	75
IV.5.3.Résultats des tests.....	77
Conclusion.....	78
Conclusion générale.....	79

Annexe

Bibliographie

Introduction générale

La maintenance industrielle est un ensemble d'opérations ayant pour but d'assurer le fonctionnement correct et continu d'appareillage conformément aux normes exigées par l'utilisateur.

Les pannes imprévues pouvant parvenir sur certaines machines ont, parfois, des conséquences très coûteuses. La perte de production pendant les réparations engendre un manque à gagner qui peut affecter les bénéfices de l'entreprise. Si l'on y ajoute les effets sur la gestion du personnel, la qualité de production amoindrie et la perte éventuelle de réputation pour l'entreprise, il devient évident que de telles pannes ne doivent pas être tolérées.

Pour remédier à cela, il faut concevoir une nouvelle approche de maintenance dans les ateliers.

L'approche moderne consiste à mesurer l'état d'une machine tout au long de son fonctionnement afin de n'intervenir que lorsque les paramètres obtenus en imposent la nécessité. Cette méthode est appelée maintenance conditionnelle.

Pour que la maintenance conditionnelle soit efficace il faut effectuer des mesures précises et fiables de l'état des machines. Un certain nombre de variables sont, généralement, choisis comme étant des indicateurs fiables : La température, la pression d'huile,....etc.

Dans le cas des machines tournantes, les expériences ont montré que le paramètre le plus fiable, qui donne le plus précocement et de la meilleure façon l'état de détérioration d'une machine tournante, est la vibration.

L'augmentation des vibrations de la machine permet de détecter un défaut. L'analyse des caractéristiques de vibration de la machine permet d'en identifier la cause. On peut, par la suite, en déduire avec précision le délai à ne pas dépasser sans quoi l'état de fonctionnement deviendrait critique.

Au niveau des outils de traitement, les réseaux de neurones artificiels sont des outils particulièrement adaptés pour aider les spécialistes de la maintenance dans des activités de reconnaissance et de classification des défauts de fonctionnement des machines.

A la lumière de ce qui précède, l'objectif du présent travail est d'élaborer un système de détection et de classification des défauts de roulements de machines tournantes par utilisation des réseaux de neurones artificiels.

Ce mémoire est organisé en quatre chapitres :

-le premier chapitre présente des concepts et terminologies sur l'état de fonctionnement des machines tournantes, les notions de maintenance et de diagnostic industriels.

-le deuxième chapitre est consacré à l'étude de l'analyse vibratoire et aux défauts de roulements les plus fréquemment rencontrés dans les machines tournantes.

-dans le troisième chapitre nous décrivons les concepts de base relatifs aux réseaux de neurones et nous définissons différents types et règles d'apprentissage.

-le dernier chapitre est consacré aux résultats de simulation de l'apprentissage de réseaux de neurones pour la classification des défauts de roulements des machines tournantes.

Nous terminons notre étude par une conclusion générale et les perspectives relatives à la poursuite du travail effectué.

Chapitre I:

Généralités sur la maintenance et le diagnostic industriels

Nous nous intéressons, dans notre travail à la détection et à la classification des défauts de roulements apparaissant dans des machines tournantes.

Nous allons, dans ce chapitre, définir les notions de base en maintenance industrielle nécessaires à la compréhension de notre travail.

I.1. Concepts et terminologies :

L'objectif de la maintenance industrielle est de vérifier l'état de fonctionnement d'une machine puis d'assurer les corrections nécessaires en cas de mauvais fonctionnement.

Une machine, comme tout autre dispositif, peut être en bon état de fonctionnement ou bien présenter des problèmes, ces derniers peuvent être de différentes nature. Si nous les classons par leurs degrés de gravité nous pouvons les définir de la façon suivante :

I.1.1. Défaut :

Le concept de défaut est important dans les opérations de surveillance et la maintenance des processus industriels.

On le définit par l'écart entre la caractéristique observée sur le dispositif et la caractéristique de référence lorsque celui-ci est en dehors des spécifications tolérées.

I.1.2. Dégradation :

Une dégradation représente une perte de performance de l'une des fonctions assurées par un équipement. Si les performances sont au-dessous du seuil défini dans les spécifications fonctionnelles de cet équipement, il ne s'agit plus de dégradation mais de défaillance.

I.1.3. Défaillance :

Une défaillance est une altération ou la cessation de l'aptitude d'un ensemble à accomplir sa (ou ses) fonction(s) requise(s) avec les performances définies dans les spécifications techniques.

Un défaut peut se présenter dans un système sans mener ce dernier à la défaillance.

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

- Défaillance absorbable : pouvant être ignorée dans un premier temps.
- Défaillance significative : nécessitant un processus de traitement.
- Défaillance critique : nécessitant une intervention d'urgence.

On peut aussi distinguer trois types de défaillances classées par leurs apparitions dans le temps :

- Défaillance progressive : La défaillance se développe au fur et à mesure jusqu'à l'arrêt définitif du système.
- Défaillance aléatoire : Dans ce cas la défaillance se présente d'une façon aléatoire, c'est-à-dire, le système s'arrête et reprend son fonctionnement plusieurs fois pendant une période de temps avant sa défaillance complète.
- Défaillance soudaine : C'est le basculement soudain et définitif d'un système au-dessous du seuil du fonctionnement normal.

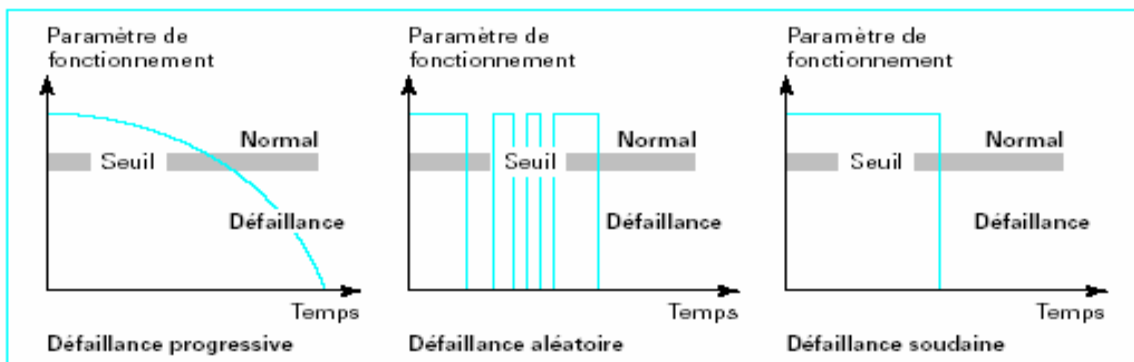


Figure I.1: Cas de figure conduisant à la défaillance

I.1 .4. La panne :

Une panne est une interruption permanente de la capacité du système ou d'un dispositif à réaliser une fonction requise.

I.2. Maintenance industrielle :

La maintenance a pour objet de caractériser les défauts de fonctionnement puis d'optimiser le remplacement ou la réparation d'équipements usés ou défectueux.

La maintenance industrielle nécessite une surveillance qui est un dispositif informationnel analysant l'état du système et fournissant des indicateurs. Cette surveillance consiste, notamment, à détecter et classer les défaillances en observant l'évolution du système puis à le diagnostiquer en localisant les éléments défaillants et en identifiant les causes premières.

La figure suivante regroupe les différents types de maintenance :

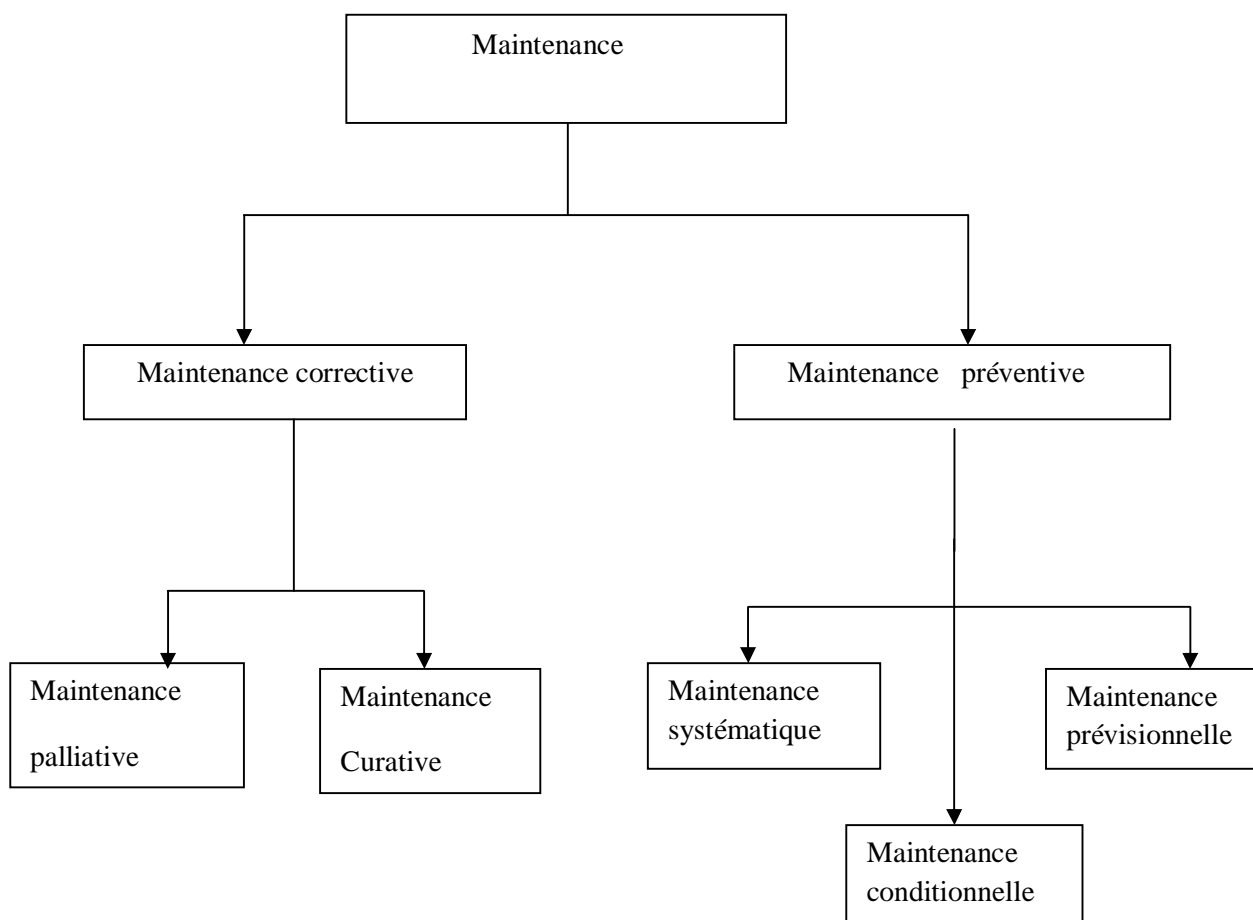


Figure I.2 : Différents types de maintenance.

I.2.1.Maintenance préventive :

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

I.2.1.1.Maintenance systématique :

La maintenance préventive systématique intervient avant même qu'une simple dégradation ait été constatée, car, elle intervient à la limite de la durée de vie des composants et sans prendre en considération l'état du système à cet instant. Le composant est alors remplacé d'une façon systématique.

I.2.1.2.Maintenance prévisionnelle :

La maintenance préventive prévisionnelle est liée à la dégradation des composants et son évolution dans le temps. Son rôle consiste à retarder la dégradation et à planifier des interventions.

I.2.1.3.Maintenance conditionnelle :

Cette maintenance consiste à surveiller et analyser de façon continue l'état de fonctionnement et l'évolution dans le temps des installations ou des machines afin de prévenir un dysfonctionnement avant qu'il n'arrive.

En pratique, on parle d'une surveillance de l'état des machines et ceci pendant les phases de démarrage, de fonctionnement et d'arrêt. La connaissance et le traitement de ces données permettent de déceler les anomalies de fonctionnement et de décider les interventions nécessaires.

Cette méthode présente donc l'avantage d'éviter la surprise et de permettre généralement la planification de l'intervention ainsi de limiter au strict minimum les arrêts des machines.

La maintenance conditionnelle aujourd'hui, fait l'objet d'une demande croissante dans un grand nombre d'applications industrielles.

La décision d'intervention préventive est prise lorsqu'il y a évidence expérimentale du défaut imminent, ou approche d'un seuil de dégradation prédéterminé. Elle impose donc des traitements en ligne.

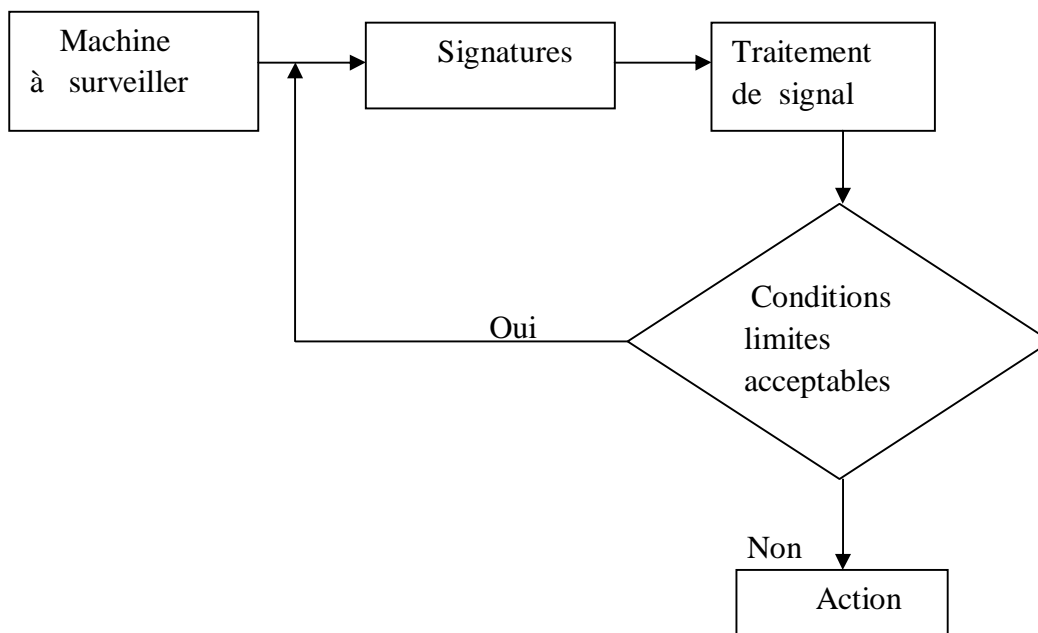


Figure I.3 : Structure de la maintenance Conditionnelle.

I.2.2.Maintenance corrective :

Ce type de maintenance intervient après la détection et la localisation d'un défaut, elle est destinée à remettre une entité dans un état qui lui permet d'accomplir la fonction requise. On distingue deux types de maintenance corrective : la maintenance corrective palliative et la maintenance corrective curative.

I.2.2.1.Maintenance palliative :

La maintenance palliative consiste à rétablir les fonctions requises du système d'une façon temporaire et provisoire. En général, ce type de maintenance est toujours suivi de la maintenance curative, appelée aussi, dans un langage courant, dépannage, son rôle est de gagner du temps pour la préparation et la planification pour les tâches de la maintenance curative.

I.2.2.Maintenance curative :

La maintenance curative est un ensemble d'actions qui permettent de faire rétablir le bon fonctionnement du système d'une façon permanente, ces actions pouvant être des réparations ou des remplacements de composants.

I.3.Diagnostic industriel :

Le diagnostic est l'identification de la cause probable de la (ou des) défaillance(s) à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test.

Deux tâches essentielles sont nécessaires à l'établissement d'un diagnostic :

- Observer les symptômes de défaillance.
- Identifier la cause de la défaillance à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur les observations.

I .3.1. Les différentes étapes techniques du diagnostic :

Les étapes techniques du diagnostic industriel nécessaires à la conception, au développement et à l'exploitation de systèmes d'aide au diagnostic, sont définies dans la figure (I.4).

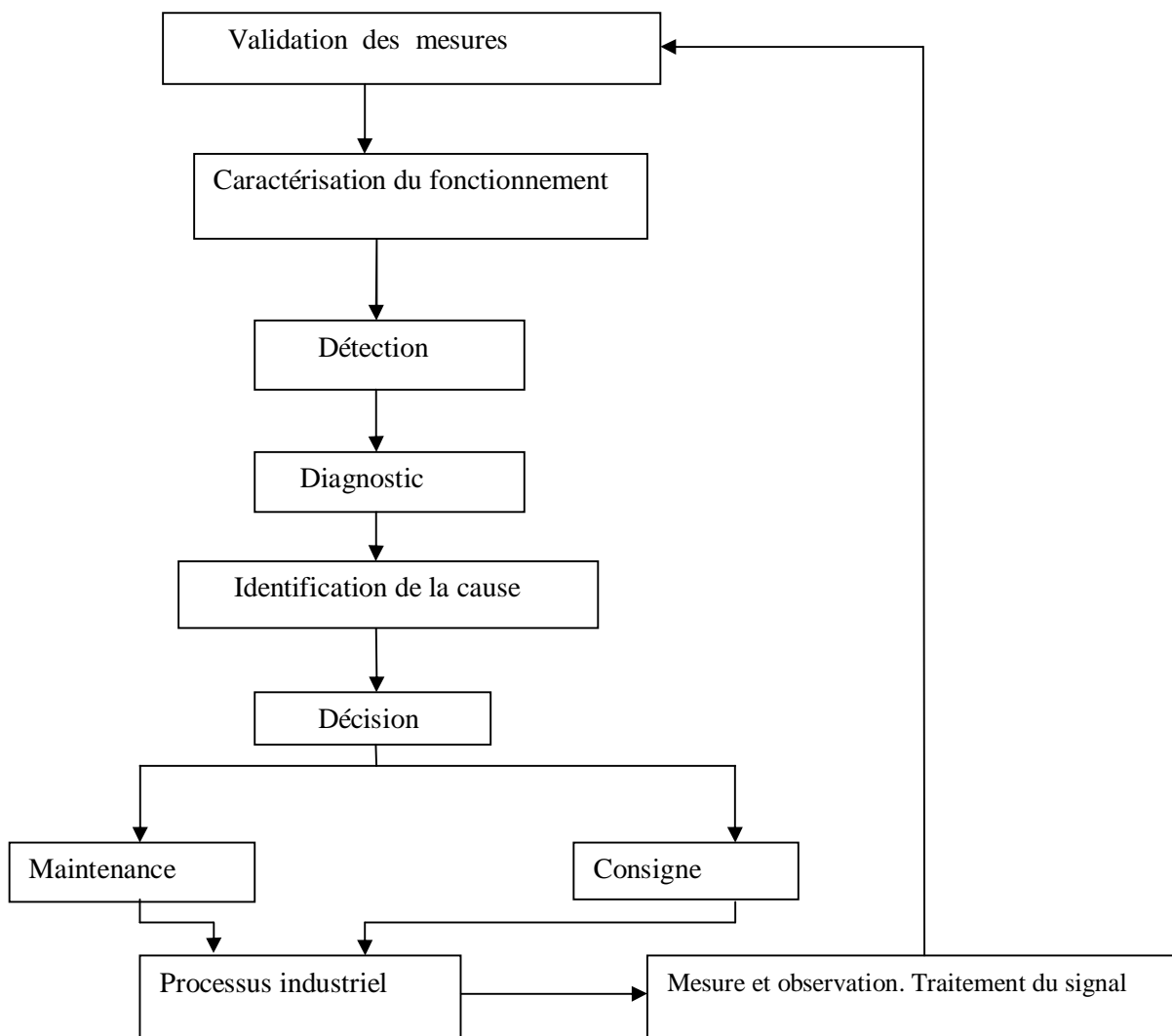


Figure I.4: Les différentes étapes du diagnostic industriel

La première étape en diagnostic industriel consiste à extraire des informations nécessaires à la mise en forme des caractéristiques associées aux fonctionnements normaux

et anormaux. Ces mesures sont réalisées par un personnel compétent avec des moyens de mesure (capteurs), afin de détecter un défaut et identifier ses causes.

La décision consiste à fixer des seuils d'alarme sur la valeur de l'écart mesuré entre la signature nominale (théorique) et celle observée.

La maintenance et la consigne (changements) interviennent pour corriger les anomalies existantes à l'aide d'un processus industriel. Pour s'assurer de l'efficacité de ce processus mis en œuvre, des mesures doivent être réalisées et traitées.

I.3.2. Les différentes méthodes utilisées pour remonter à la cause de la défaillance :

I.3.2.1. mode de raisonnement :

- **Les méthodes inductives :**

Ces méthodes correspondent à une approche montante où l'on identifie toutes les combinaisons d'événements élémentaires possibles qui entraînent la réalisation d'un événement unique indésirable.

- **Les méthodes déductives :**

Pour ces méthodes, la démarche est bien sûr inversée puisque l'on part de l'événement indésirable et l'on recherche ensuite par une approche descendante toutes les causes possibles.

I.3.2.2. Les différentes méthodes :

Les méthodes de diagnostic peuvent, aussi, être divisées en deux grandes familles:

- Les méthodes internes.
- Les méthodes externes.

Ce qui différencie ces deux méthodes est le fait de disposer, au moins, d'un modèle mathématique décrivant le système.

I.3.3.1. Les méthodes internes :

Ces méthodes sont basées sur des modèles physiques ou de comportement (modèles mathématiques) validés expérimentalement par les techniques d'identification des paramètres.

- la méthode du modèle :

Son principe consiste à comparer le comportement prédit issu d'un modèle de représentation (de bon fonctionnement), au comportement réellement observé, afin de détecter les incohérences et en déduire les causes de dysfonctionnement (défauts d'instrumentation "capteurs ou actionneurs" ou défaut du processus "commande, Système d'information, etc.").

- la méthode d'identification des paramètres ou d'estimation du vecteur d'état :

Son principe repose sur la surveillance de l'évolution de certains paramètres physiques lors du fonctionnement d'un processus et qui ne sont pas mesurables directement.

I.3.3.2. Les méthodes externes :

Ces méthodes supposent qu'aucun modèle n'est disponible pour décrire les relations de cause à effet. La seule connaissance repose sur l'expertise humaine confortée par un solide retour d'expérience. Dans cette catégorie, on retrouve toutes les méthodes basées sur l'intelligence artificielle et/ou les approches probabilistes.

On peut citer, dans ce cadre :

- Les réseaux de neurones artificiels :

Les réseaux de neurones artificiels et leur caractère associatif, leur confère la possibilité de reconnaître des données incomplètes et bruitées.

- La reconnaissance de forme :

Les performances des algorithmes de reconnaissance des formes dépendent fortement de la reconnaissance à priori des modes de fonctionnement.

- La logique floue :

La logique floue donne des explications logiques en exploitant toutes les règles disponibles pour approcher le résultat obtenu. En d'autre terme, c'est la logique qui s'efforce d'apporter des solutions à un problème clef de toutes les réalisations pratiques, en exploitant le savoir-faire de l'opérateur expert.

- La neuroflou :

C'est une méthode présentée en combinant les concepts des réseaux de neurones artificiels (RNA) et celles de la logique floue (LF).

Le schéma suivant résume toutes les classifications citées précédemment.

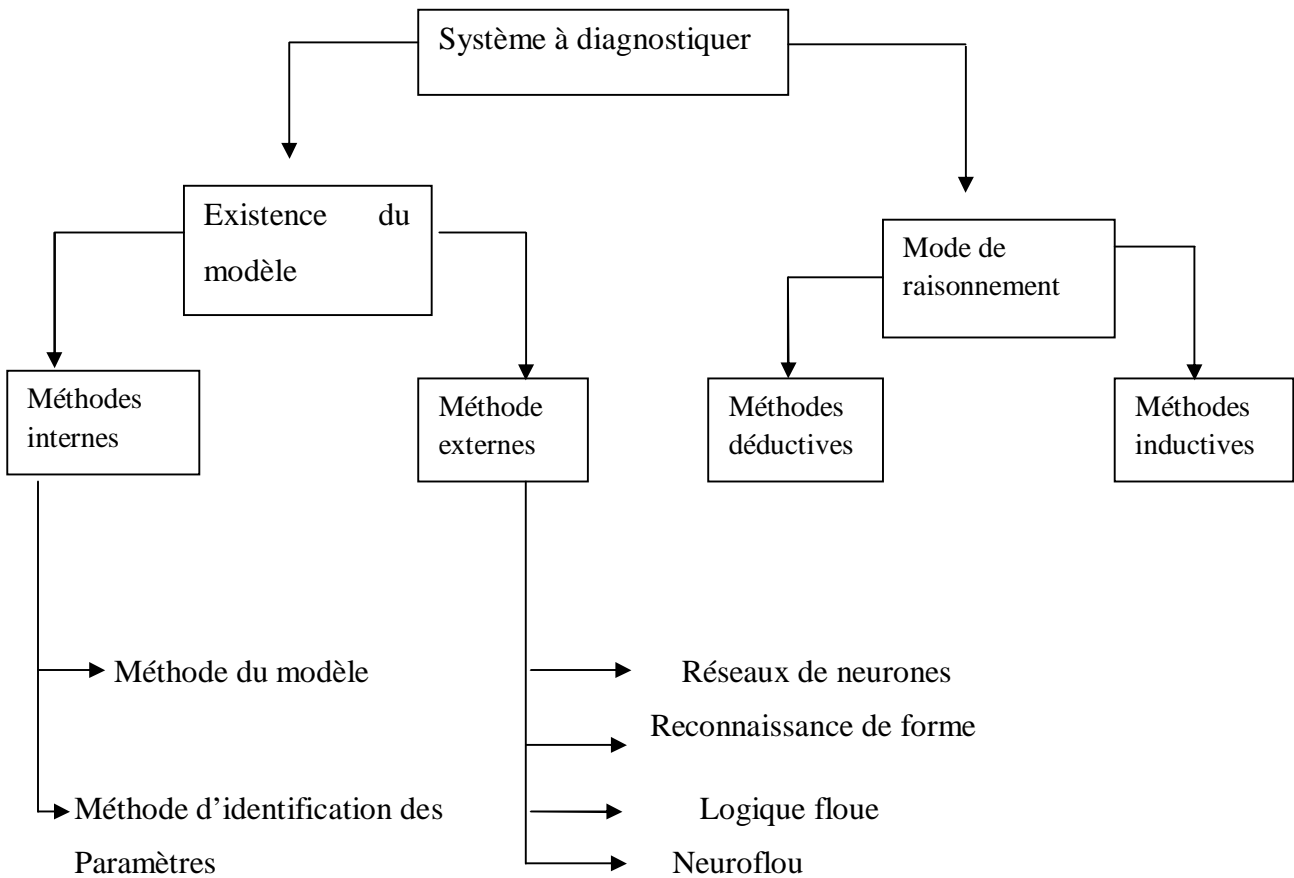


Figure I.5 : Classification des méthodes de diagnostic

Conclusion :

Dans ce présent chapitre nous avons défini les notions de base de la maintenance industrielle, en particulier la maintenance conditionnelle, en s'appuyant sur la surveillance qui consiste à détecter les défauts puis les diagnostiquer pour les localiser et identifier les causes.

Notre travail porte sur la détection et la classification des défauts intervenant lors de fonctionnement des machines tournantes, nous allons, dans ce qui suit, étudier les phénomènes de vibrations qui constituent le paramètre utilisé pour caractériser l'état de fonctionnement du système.

Chapitre II: Analyse vibratoire

L'expérience a montré que le paramètre le plus fiable, qui nous donne le plus précocement et de la meilleure façon l'état de détérioration d'une machine tournante est bien la vibration.

Par conséquent, nous allons consacrer ce chapitre à l'étude d'un signal vibratoire avec ses représentations dans le domaine fréquentiel et temporel à l'aide de différents outils.

II.1.Définition d'une vibration :

Une vibration est le mouvement d'une particule ou d'un corps autour de sa position d'équilibre. La vibration consiste en un mouvement de va et vient d'une machine ou de ses éléments depuis sa position d'équilibre.

Le moyen le plus simple de mettre en évidence une vibration est de suivre le mouvement d'un poids suspendu à un ressort (figure II.1).

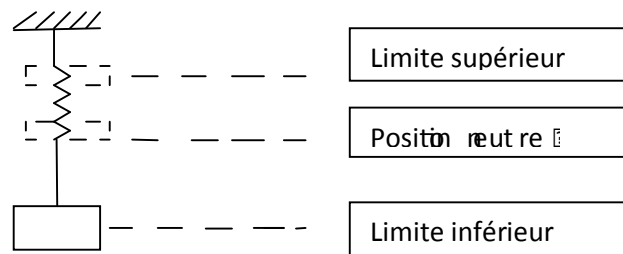


Figure II.1 : Exemple de vibration

Ceci est typique de toute machine car elle possède des caractéristiques d'avoir du poids ainsi que des propriétés élastiques.

En déplaçant le poids vers le haut, l'on comprime le ressort ; en lâchant le poids, celui-ci tombe au dessous de sa position neutre jusqu'à une limite inférieure ou le ressort arrête le poids.

Ensuite le poids se déplacera vers le haut en passant par la position neutre jusqu'à la limite supérieure et retournera vers le bas en passant par la position neutre. Ce mouvement continuera exactement de la même manière tant qu'une force est exercée sur le poids. Ceci s'appelle la vibration.

Elle peut être représentée de deux manières différentes :

-soit dans le domaine temporel avec comme variable le temps.

-soit dans le domaine fréquentiel avec comme variable la fréquence.

II .1.1.Les types de vibrations :

Il existe plusieurs types de vibrations selon les propriétés de leur évolution temporelle :

II.1.1.1.Vibration périodique simple :

C'est un mouvement oscillatoire qui se représente identiquement à lui-même à intervalles réguliers. On peut décrire ce mouvement par trois paramètres de base : la fréquence, l'amplitude et la phase.

Pour une composante de fréquence f donnée, ces trois paramètres sont reliés par la relation suivante :

$$x(t) = D_0 \cos(\omega t + \varphi) \dots\dots\dots(\text{II.1})$$

ω : pulsation de mouvement.

φ : Phase de la vibration.

D_0 : Amplitude maximale de vibration.

II.1.1.2 .Vibration périodique complexe :

Deux ou plusieurs vibrations périodiques peuvent se superposer et donner comme résultante un mouvement qui est la composition de tous les mouvements élémentaires (figure

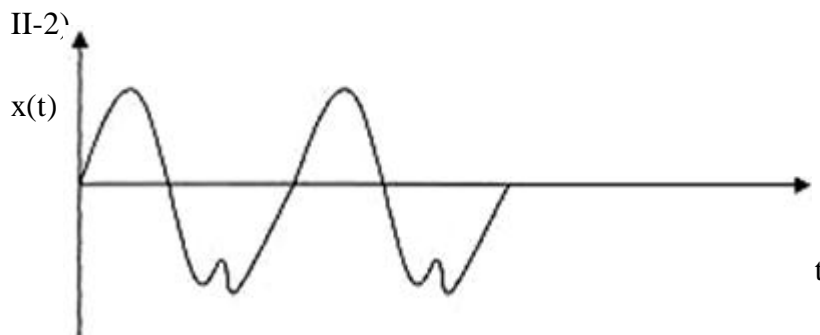


Figure II.2 : Vibration périodique complexe

Dans ce cas on peut écrire :

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) + \dots + x_n(t) \dots\dots\dots(II.2)$$

$$\text{Avec : } x_n(t) = D_n \cos(\omega_n t + \varphi_n) \dots\dots\dots(II.3)$$

II.1.1.3. Vibration aléatoire :

C'est une vibration continue pour laquelle il est impossible de déterminer une période de répétition. Cette vibration ne peut pas être représentée par une fonction mathématique exacte, d'où l'utilisation des paramètres statistiques pour la caractériser (figure II.3)

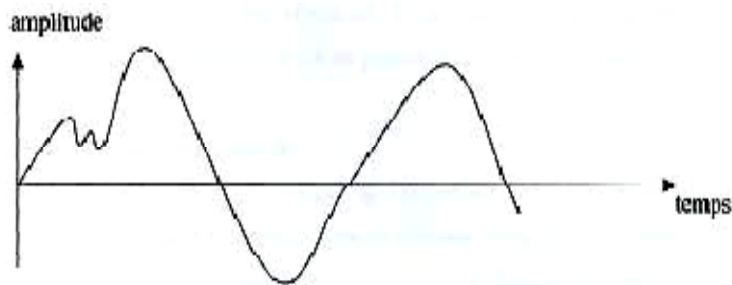


Figure II.3 : Vibration aléatoire.

II.1.1.4. Vibration transitoire :

Une vibration transitoire est une vibration qui n'est observable que pendant un temps très bref. Ce type de vibration se rencontre lors d'impact ou de choc (figure II-4).



Figure II.4 : Vibration transitoire.

II.1.2. Les paramètres vibratoires:

Comme tout phénomène physique, la vibration peut être caractérisée de différentes façons selon le paramètre utilisé. Ainsi, une vibration peut être traduite par un déplacement, une vitesse ou une accélération.

II .1.2.1. Déplacement vibratoire :

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

$$x(t) = D \sin(\omega t + \varphi) \dots\dots\dots (II.4)$$

Avec :

D: amplitude vibratoire du déplacement.

ω : vitesse angulaire ou pulsation du déplacement du mouvement égale à $(2\pi f)$.

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

II.1 .2.2. Vitesse vibratoire :

La vitesse vibratoire s'obtient par dérivation de l'équation précédente :

$$v(t) = \frac{dx(t)}{dt} = D\omega \cos(\omega t + \varphi) \dots\dots\dots (II.5)$$

$$v(t) = D\omega \sin(\omega t + \varphi + \frac{\pi}{2}) \dots\dots\dots (II.6)$$

$$v(t) = V \sin(\omega t + \varphi + \frac{\pi}{2}) \dots\dots\dots (II.7)$$

V : Amplitude vibratoire en vitesse.

II.1.2.3. Accélération vibratoire :

L'accélération $a(t)$ s'obtient par dérivation de l'équation $v(t)$:

$$a(t) = \frac{dv(t)}{dt} = V\omega \cos(\omega t + \varphi + \frac{\pi}{2}) \dots\dots\dots (II.8)$$

$$a(t) = D\omega^2 \sin(\omega t + \varphi + \pi) \dots\dots\dots (II.9)$$

$$a(t) = -D\omega^2 \sin(\omega t + \varphi) \dots\dots\dots (II.10)$$

$$a(t) = -A \sin(\omega t + \varphi) \dots\dots\dots (II-11)$$

A : amplitude vibratoire en accélération.

II.1.3. Les modes de détection de l'amplitude :

L'amplitude d'un mouvement vibratoire peut être défini en fonction des écarts par rapport au point d'équilibre :

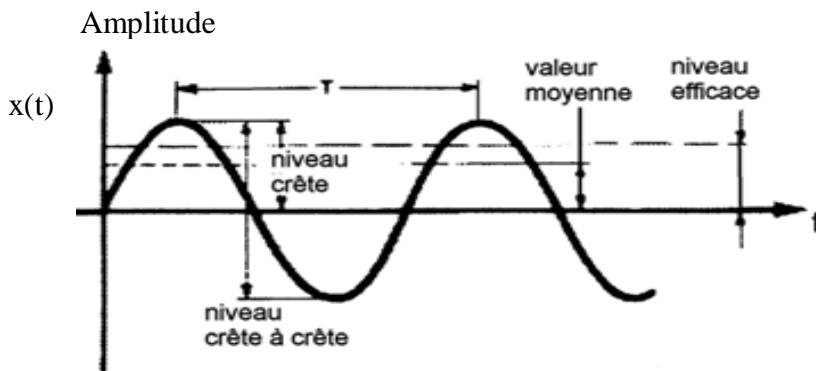


Figure II.5 : les différents modes de détection de l'amplitude

- **En valeur crête :**

La valeur de crête A_c d'un signal périodique $x(t)$ est l'amplitude maximale et positive de ce signal.

- **En valeur crête à crête :**

La valeur crête à crête d'une vibration est la somme des valeurs crêtes pour les sens positif et négatif.

- **En valeur moyenne :**

La valeur moyenne A_m d'un signal périodique $x(t)$ est la moyenne du signal redressé sur une période.

$$A_m = \frac{1}{T} \int_0^T x(t) dt \dots\dots\dots (II.12)$$

- **En valeur efficace :**

La valeur efficace A_{eff} d'un signal périodique continu $x(t)$ est la moyenne quadratique du signal sur une période.

$$A_{\text{eff}} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T x^2(t) dt} \dots\dots\dots (II.13)$$

- **En facteur de crête :**

Le facteur de crête est l'indicateur le plus simple, c'est le rapport de la valeur crête sur la valeur efficace de l'amplitude enregistrée par le capteur.

$$\text{Facteur de crête} = \frac{\text{valeur crête de l'amplitude}}{\text{valeur efficace de l'amplitude}} = \frac{A_c}{A_{\text{eff}}}$$

II.2. Les capteurs de vibrations :

Le capteur est un instrument de mesure qui transforme des informations (vibrations, pression, température,.....etc.), à partir d'une grandeur physique, en un signal électrique.

II.2.1.Principales caractéristique des capteurs :

Un capteur se caractérise principalement par les propriétés suivantes :

- **La sensibilité :** c'est la plus petite variation d'une grandeur physique que peut détecter un capteur.
- **La rapidité :** c'est le temps de réaction du capteur entre la variation de la grandeur physique qu'il mesure, et l'instant où l'information est convertie en signal électrique.
- **La précision :** c'est l'aptitude de répétabilité de l'information convertie par le capteur.
- **L'étendue de la mesure :** c'est la différence entre le plus petit signal détecté et le plus grand perceptible sans risque de destruction pour le capteur.
- **La linéarité :** le capteur présente la même sensibilité sur toute l'étendue de sa plage d'emploi.
- **La fidélité :** un capteur est fidèle si le signal qu'il délivre ne varie pas pour une série de mesures concernant la même valeur de la grandeur.

II.2.2. Différents type de capteurs :

Les capteurs de vibrations utilisés actuellement en industrie dans le cadre de la maintenance conditionnelle sont les capteurs de déplacements (proximètre), de vitesses (vélocimètre) et d'accélération (accéléromètre).

II.2.2.1. Capteur de déplacement (proximètre) :

Les capteurs de déplacements mesurent la distance entre la surface surveillée (généralement celle d'un arbre tournant) et l'élément détecteur du capteur.

Aujourd'hui, le proximètre le plus utilisé pour la surveillance des machines est le capteur inductif à courant de Foucault qui est constitué d'une bobine parcourue par un courant électrique (haute fréquence). Le champ magnétique ainsi créé induit, à la surface de l'arbre, des courants appelés courant de Foucault qui modifient l'impédance de la bobine. Ces variations d'impédance sont transformées en une tension continue proportionnelle à la distance moyenne entre l'arbre et le capteur, ou une tension alternative proportionnelle aux écarts de distance par rapport à la distance moyenne qui renseigne donc sur les déplacements relatifs de l'arbre par rapport au capteur.

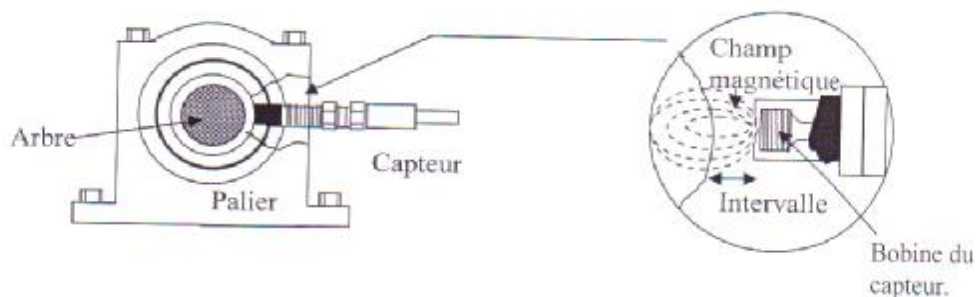


Figure II.6 : Principe du capteur inductif à courant de Foucault

Ces capteurs sont toujours montés sur les paliers et leur mise en place nécessite beaucoup de soin. En effet, ils sont sensibles non seulement au déplacement réel de l'arbre, mais également à des déformations physiques ou mécaniques qui affectent le matériau constituant l'arbre, soit par l'état de surface de l'arbre dans la zone de visée du capteur.

Ces phénomènes parasites peuvent avoir deux origines :

-une origine mécanique due à une déformation de la rotation du rotor, ou encore à des défauts d'usinage.

-une origine électrique consécutive à des défauts d'homogénéité magnétique de l'arbre.

II.2.2.2. Capteur de vitesses (vélocimètre) :

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

Les vélocimètres 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. Le mouvement de la bobine, induit par la vibration du palier sur lequel est fixé le capteur, génère une tension proportionnelle à la vitesse du mouvement de la bobine. Ce type de capteur présente l'avantage de ne nécessiter ni source d'alimentation ni préamplificateur. L'amplitude du signal délivré est directement proportionnelle à la vitesse de la vibration absolue du palier au point de mesure.

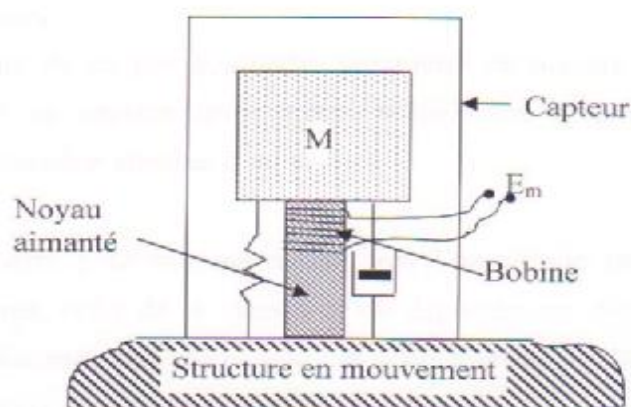


Figure II.7: Schéma de principe d'un vélocimètre

II.2.2.3. Capteur d'accélération (accéléromètre) :

Les accéléromètres piézoélectriques tendent à devenir les capteurs de vibrations absolus les plus utilisés pour la surveillance des machines tournantes. Leur principe de fonctionnement repose sur la propriété des matériaux piézo-électriques, à savoir générer une charge électrique proportionnelle à la contrainte de compression ou de cisaillement que les matériaux subissent. Schématiquement (figure II.8), un accéléromètre est composé d'un disque en matériau piézo-électrique qui joue le rôle d'un ressort sur lequel repose une masse sismique précontrainte.

Quand la masse se déplace sous l'effet d'une accélération, elle exerce sur le disque piézo-électrique des contraintes, induisant à la surface de ce dernier une charge électrique proportionnelle en cette accélération.

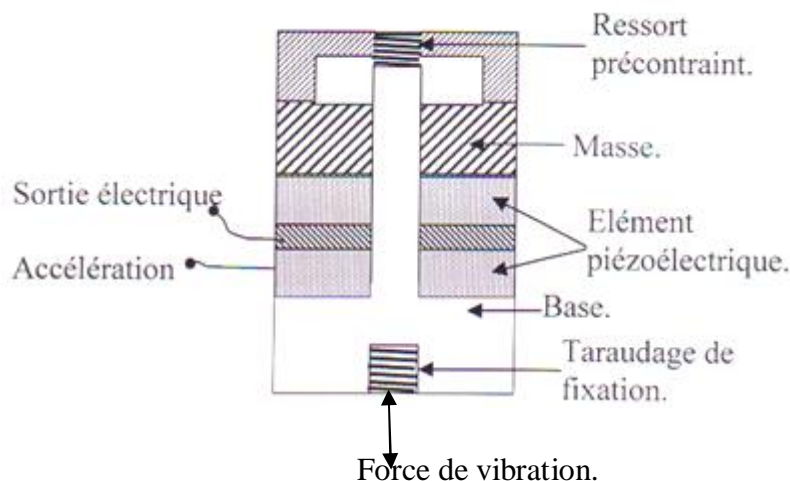


Figure II.8: Schéma de principe d'un accéléromètre

II.3. La représentation du signal vibratoire :

Le diagnostic vibratoire se base sur l'identification du phénomène mécanique. En effet les structures de machines, excitées par des efforts dynamiques, donnent des signaux vibratoires dont la fréquence est identique à celle des efforts qui les ont provoqués. On peut donc, grâce à des capteurs placés en des points particuliers, enregistrer les vibrations transmises par la structure de la machine et, grâce à leur analyse, identifier l'origine des efforts auxquels elle est soumise.

En observant l'évolution du niveau vibratoire, il est, par conséquent possible d'obtenir des informations très utiles sur l'état de la machine.

On peut représenter une vibration en fonction du temps ou en fonction de la fréquence :

II.3.1.Représentation temporelle :

Le signal délivré par un capteur peut être représenté de différentes façons. La première qui vient à l'esprit est la représentation en fonction du temps, (figure II.9). Ce type de représentation est aisé à exploiter lorsque le signal est simple (vibration de type sinusoïdal), mais devient vite inexploitable dans le cas de sollicitations multiples

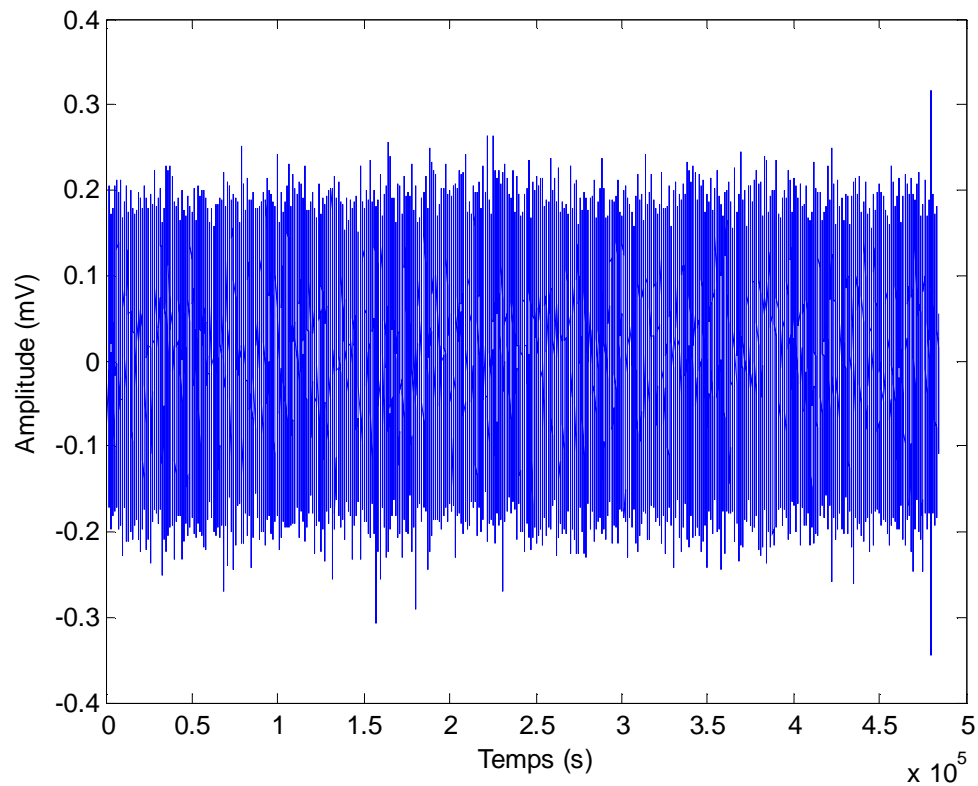


Figure II.9: Représentation temporelle du signal.

II.3.2.Représentation spectrale (ou fréquentielle) :

Le spectre est le concept fondamental de l'analyse en fréquence. C'est la représentation d'un signal dont l'amplitude ne serait plus donnée en fonction du temps mais en fonction de sa fréquence. Avec ce type de représentation, chacune des composantes sinusoïdales élémentaires du signal est parfaitement définie par son amplitude et sa fréquence.

Amplitude

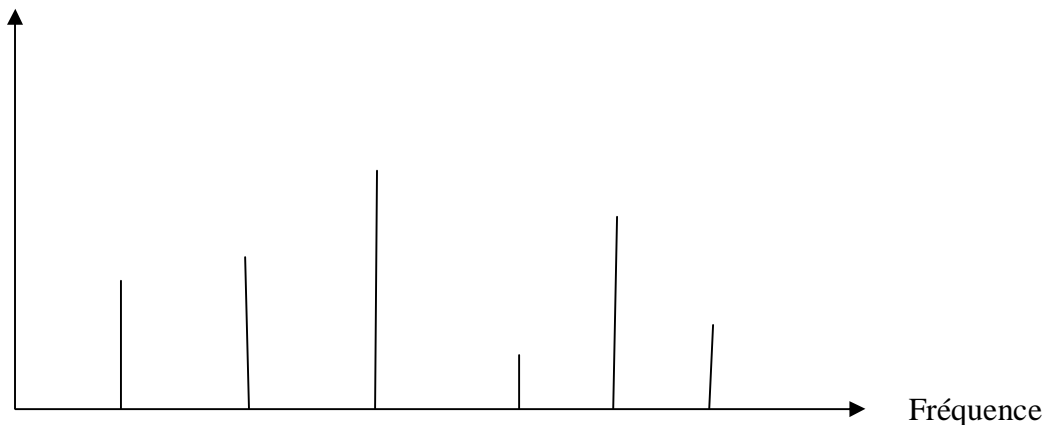


Figure II.10 : Diagramme amplitude-fréquence.

Cette représentation spectrale permet de mettre en évidence la présence d'un défaut ou d'une défaillance dans la machine ou dans l'un de ses organes. Elle sera utilisée, dans notre cas, pour le traitement des données réelles qui sont des signaux vibratoires délivrés par un accéléromètre placé dans l'environnement des roulements d'un banc d'essai.

L'analyse spectrale est basée sur l'utilisation de la transformée de Fourier qui permet le passage de la représentation temporelle vers la représentation fréquentielle du signal grâce à un opérateur mathématique.

II.3.2.1.Transformée de Fourier :

La représentation fréquentielle est souvent plus lisible que la représentation temporelle, d'où l'utilité de la transformée de Fourier, qui est donnée par la formule mathématique suivante :

$$x(t) \xrightarrow{\text{T.F}} X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt \dots\dots\dots (II.14)$$

II.3.2.2. Les Propriétés de la T.F:

La transformée de Fourier possède plusieurs propriétés que l'on peut citer comme suit :

1. La linéarité :

La T.F est une fonction linéaire qui peut être illustrée comme suit :

$$x(t) \xrightarrow{\text{T.F}} X(f)$$

$$y(t) \xrightarrow{\text{T.F}} Y(f)$$

$$ax(t) + by(t) \xrightarrow{\text{T.F}} aX(f) + bY(f)$$

a et b étant des constantes réelles quelconques

2. La translation:

Un signal $x(t)$ et le même signal translaté dans le temps $x(t - a)$ ont le même module de TF, mais $x(t - a)$ subit une rotation de phase supplémentaire de $2\pi af$, elle est donnée par la formule suivante :

$$x(t) \xrightarrow{\text{T.F}} X(f)$$

$$x(t - a) \xrightarrow{\text{T.F}} e^{-j2\pi f a} X(f)$$

3. La similitude:

Cette propriété montre qu'un étallement d'une échelle des temps conduit à une contraction de l'échelle des fréquences et inversement, elle est donnée par :

$$x(t) \xrightarrow{\text{T.F}} X(f)$$

$$x(at) \xrightarrow{\text{T.F}} X_a = \frac{1}{|a|} X\left(\frac{f}{a}\right)$$

4. La dérivation :

Cette propriété donne la TF de la dérivée nième d'un signal $x(t)$.

$$x(t) \xrightarrow{\text{T.F.}} X(f)$$

$$\frac{d^n x(t)}{dt^n} \xrightarrow{\text{T.F.}} (j2\pi f)^n X(f)$$

II.3.2.3. La transformée de Fourier inverse

Il est aussi possible de calculer l'expression temporelle d'un signal à partir de son expression fréquentielle.

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) e^{+j2\pi ft} df \dots\dots\dots (II.15)$$

II.3.3. La densité spectrale de puissance :

La densité spectrale de puissance (dsp) représente la répartition de puissance d'un signal $x(t)$ en fonction de la fréquence. Elle peut se calculer par le carré du spectre d'amplitude de la TF. Tel que

$$P_x = \frac{|X(f)|^2}{T} \dots\dots\dots (II.16)$$

Tel que :

T : est la période du signal $x(t)$

$X(f)$: est la transformée de Fourier du signal $x(t)$.

Lorsque le signal est d'énergie finie (tel que signal transitoire) la notion de puissance n'a plus de sens et on définit alors la densité spectrale d'énergie (Figure (II-11)).

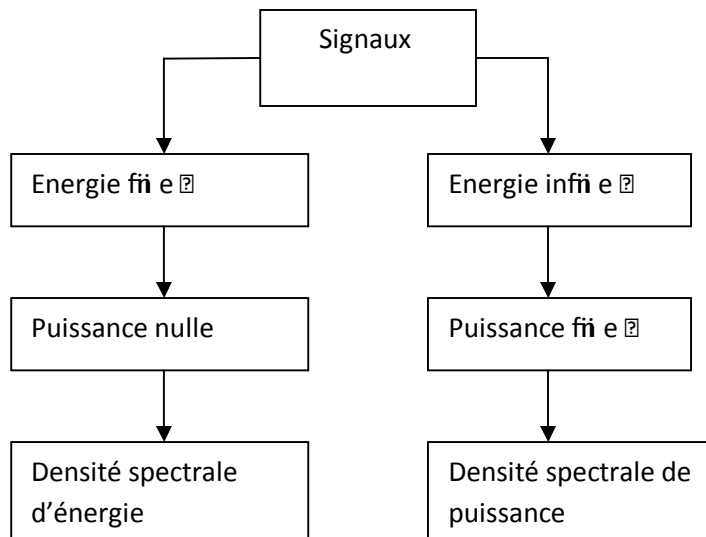


Figure II.11 : Densité spectrale de puissance et d'énergie.

II.4. Détection des défauts de roulements par l'analyse vibratoire:

La détection des défauts de roulements se base sur la bonne interprétation des différents changements enregistrés sur les signaux vibratoires, ces signaux sont exprimés en fonction du temps, nous allons donc appliquer les opérateurs mathématiques nécessaires (la transformé de Fourier et la densité spectrale de puissance) pour obtenir la représentation fréquentielle.

Cependant, la fréquence du défaut dépend de la vitesse de rotation, de l'état et de la géométrie du roulement, donc nous nous intéressons d'abord à l'étude du roulement, ses types et ses caractéristiques.

II.4.1.les roulements :

Le roulement est un organe qui a pour fonction d'assurer une liaison entre deux éléments d'un mécanisme en rotation. Les roulements sont soumis à des charges axiales et radiales à une vitesse de rotation maximale et un alignement entre l'arbre et son logement.

Les roulements se présentent sous la forme de bagues coaxiales entre les quelles sont placées des éléments roulants légèrement lubrifiées et maintenues espacées par une cage, ce que montre la figure(II.12).

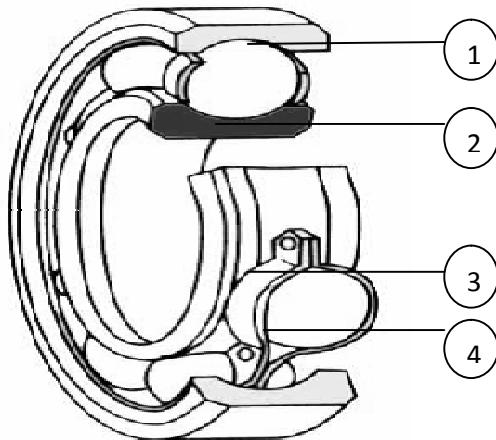


Figure II.12: Les éléments d'un roulement standard

1-la bague extérieure.

2-la bague intérieure.

3-la cage : assure le maintien des éléments roulants.

4-éléments roulants, situés entre les deux bagues (billes, rouleaux ou aiguilles).



II.4.2. Les types de roulements :

Il existe différents types de roulements représentés dans le tableau suivant :


































TYPE	BAGUE EXTÉRIEURE	BAGUE INTÉRIEURE	ÉLÉMENTS ROULANTS	CAGE		
				Matière synthétique	Tôle emboutie	Massive usinée
 Roulements à billes						
 Roulements à rouleaux cylindriques						
 Roulements à rouleaux coniques						
	Cuvette	Cône				
 Roulements à rouleaux sphériques						
 Roulements à aiguilles						

Figure II.13 : différents type de roulements

II.4.3.les défauts de roulements :

Les roulements sont les composants les plus fragiles des machines tournantes. Les rotations des billes ou le passage de celles-ci sur un chemin de roulement endommagé, produit des chocs ; ces chocs engendrent une vibration du type impulsionnel.

Quand un roulement se casse, c'est la machine entière qui tombe en panne. C'est pourquoi il est important de pouvoir suivre l'évolution d'un défaut de roulement.

Dans un roulement, quatre éléments peuvent poser des problèmes : la cage, la bague intérieure, la bague extérieure et les billes.

Quand une fissuration se forme dans une bague extérieure, des signaux extérieurs de haute fréquence sont générés à chaque passage d'une bille dans le défaut de la bague. Les micros fissures vont s'élargir suite aux passages répétitifs des billes. Ces petits creux provoqueront à chaque passage un choc ou un impact.



Figure II.14 : Exemple d'un défaut de roulement

Les défauts de roulements représentent 41% des défauts d'après une statique effectuée en 1998 par une compagnie d'assurance allemande sur les pannes des machines de moyenne puissance de (50 Kw).

II.5. Application de l'analyse en densité spectrale aux défauts de roulements :

Après avoir rappelé les outils de base utilisés en analyse spectrale, nous passons au traitement des données issues de mesures effectuées sur des machines en différents état de fonctionnement

On prend un signal délivré par l'accéléromètre lors du fonctionnement normal de la machine (aucun défaut n'est introduit dans la machine) et d'autres signaux représentant des défauts sur la bague intérieure ou sur les billes avec des diamètres différents.

Nous choisissons ces signaux qui sont captés à une même vitesse de rotation du moteur 1772tr/min, et échantillonnés à une même fréquence de 12 kHz

Les figures qui suivent représentent les résultats obtenues après calcul de la densité spectrale de puissance pour différent état de la machine. On y constate clairement que l'état de la machine et le type de défaut qui y apparait agit directement dans le domaine fréquentiel par une variation de la dsp du signal correspondant.

II.5.1. Densité spectrale d'un signal sans défaut (roulement sain) :

- Signal normal :

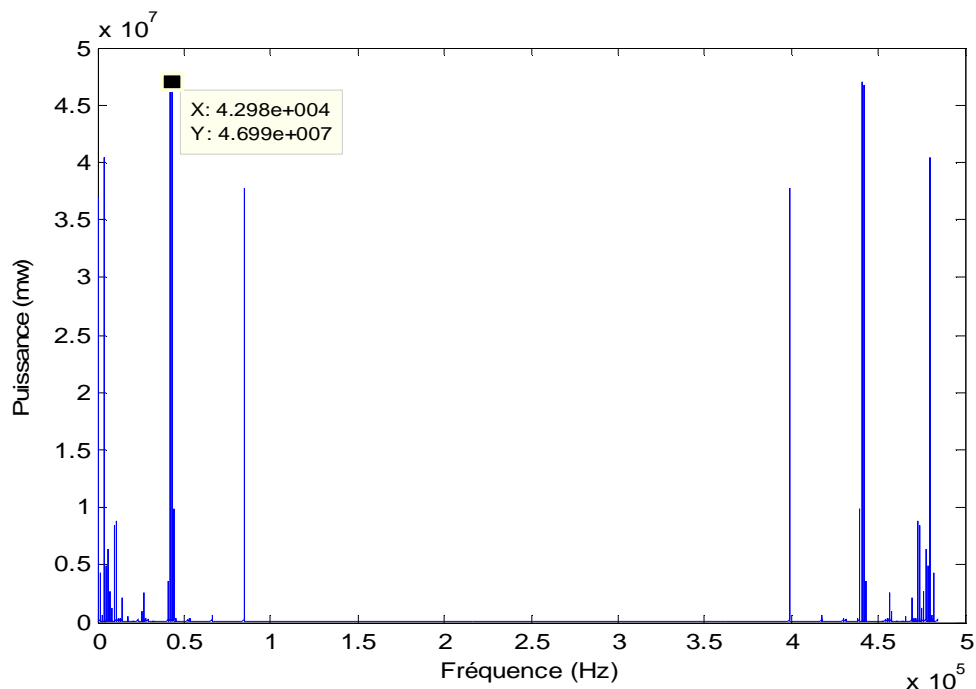


Figure II.15: Densité spectrale de puissance du signal normal

La figure (II.15) présente des harmoniques à des fréquences variant entre 0 et 50000HZ avec des amplitudes différentes. La fréquence principale est égale à 42980Hz, son amplitude de 4.996×10^7 mw avec une bande de fréquence égale à 83520 Hz.

II.5.2.Densités spectrales présentant des défauts (roulement défectueux) :

Lors des mesures, un défaut se traduit par une modification dans les valeurs des paramètres caractérisant sa densité spectrale de puissance, dans notre étude nous prenons compte des modifications en amplitude, en fréquence, et la bande de fréquence enregistrés sur les différents spectres en précisant le diamètre de chaque défaut (trou par exemple), ainsi que son emplacement.

II .5.2.a. Défaut dans les billes :

Les figures qui suivent représentent les caractéristiques d'un défaut de différents diamètres (0.007, 0.014,0.021, 0.028 pouces) sur les billes.

- **Défaut de 0.007 pouces :**

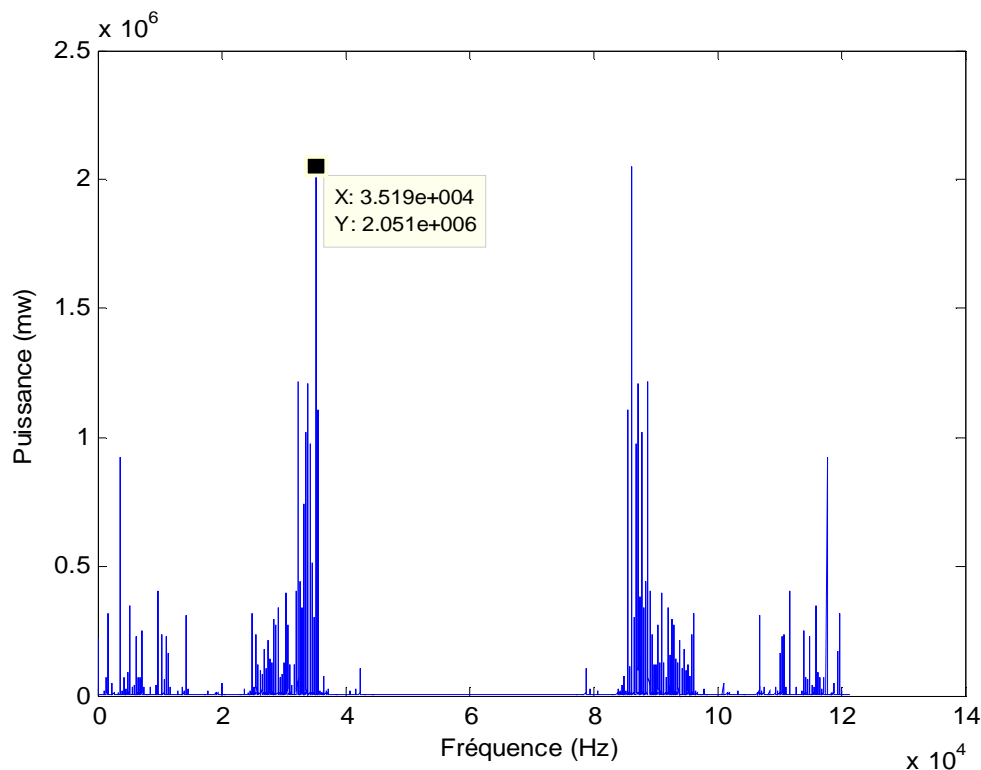


Figure II.16: Densité spectrale de puissance du signal avec un défaut sur les billes.

La figure (II.16) montre qu'un défaut repéré dans les billes du roulement est caractérisé par des harmoniques, dont la fréquence principale est de 35190Hz avec une amplitude égale à $2.051 \cdot 10^6$ mw et une bande de fréquence de $4,248 \cdot 10^4$ Hz.

On remarque que la fréquence principale et son amplitude sont différentes de celles mesurées sur le signal normal.

- **Défaut de 0.014 pouces :**

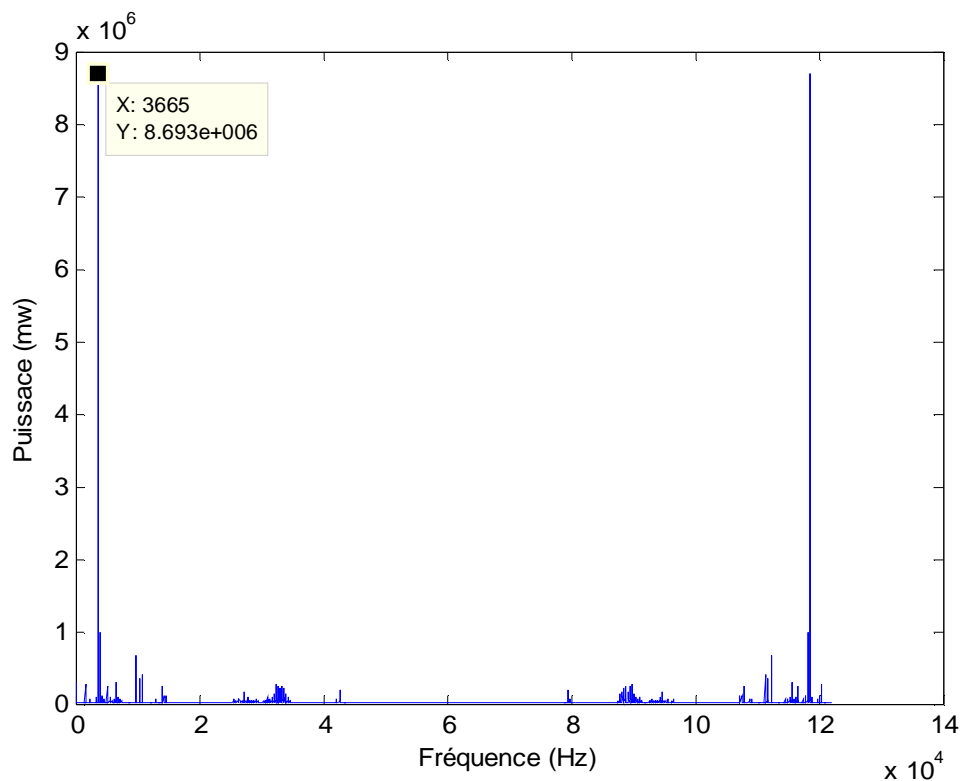


Figure II.17 : Densité spectrale de puissance avec un défaut sur les billes.

On voit clairement sur la figure (II.17) un changement dans les valeurs des paramètres, la fréquence centrale est de 3665Hz, l'amplitude est égale à 86930 mw, une bande de fréquence de 42770Hz. On remarque aussi que le nombre d'harmoniques a diminué ainsi que leurs amplitudes sauf celle du pic principal.

- **Défaut de 0.021 pouces :**

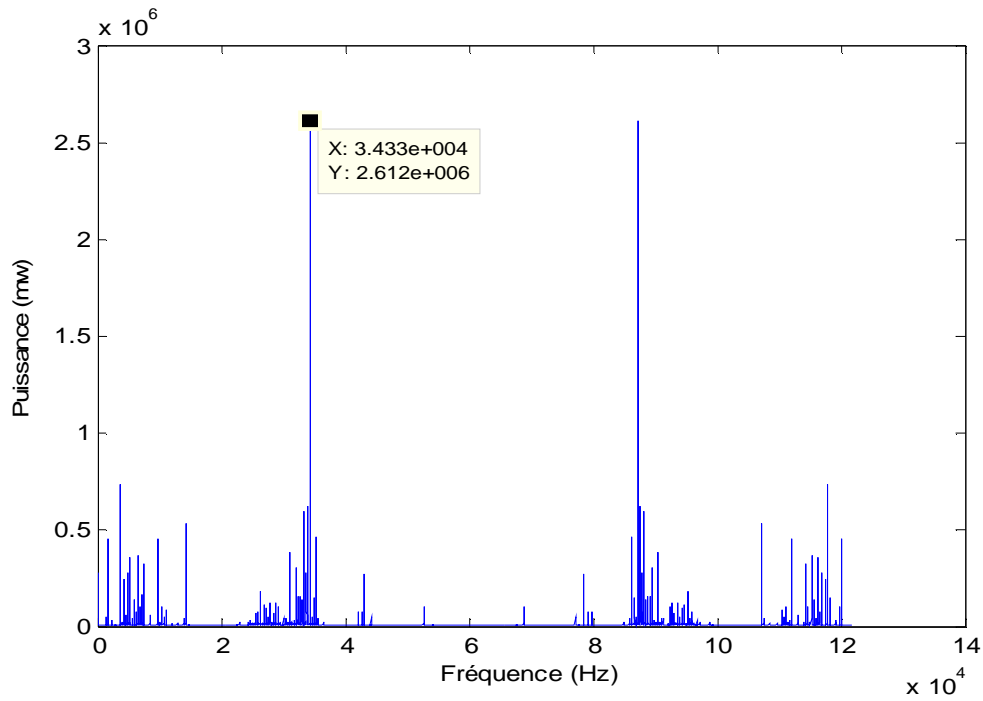


Figure II.18 : Densité spectrale de puissance du signal avec un défaut dans les billes.

Pour un défaut du diamètre 0.028 pouces, l'amplitude est égale à $2,612 \cdot 10^6$ mw, la fréquence centrale est de 34330Hz et une bande fréquence de 44400Hz.

- **Défaut de 0.028 pouces :**

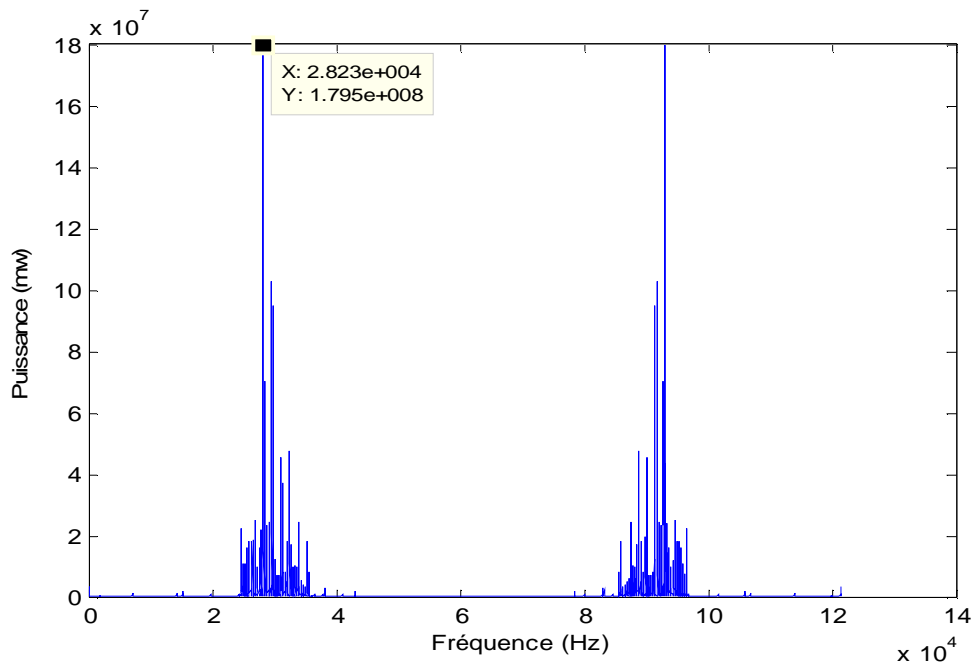


Figure II.19: Densité spectrale de puissance du signal avec défaut dans les billes.

Dans ce cas la fréquence principale est de 28230Hz et son amplitude est égale à $1,795.10^8$ mw avec une bande de fréquence égale à 35717 Hz comme le montre la figure (II.16).

II.5.2.b.Défauts sur la bague intérieure:

Les figures suivantes représentent les caractéristiques d'un défaut sur la bague intérieure du roulement avec différents diamètres (0.007, 0.014,0.021, 0.028 pouces).

- **Défaut de 0.007 pouces :**

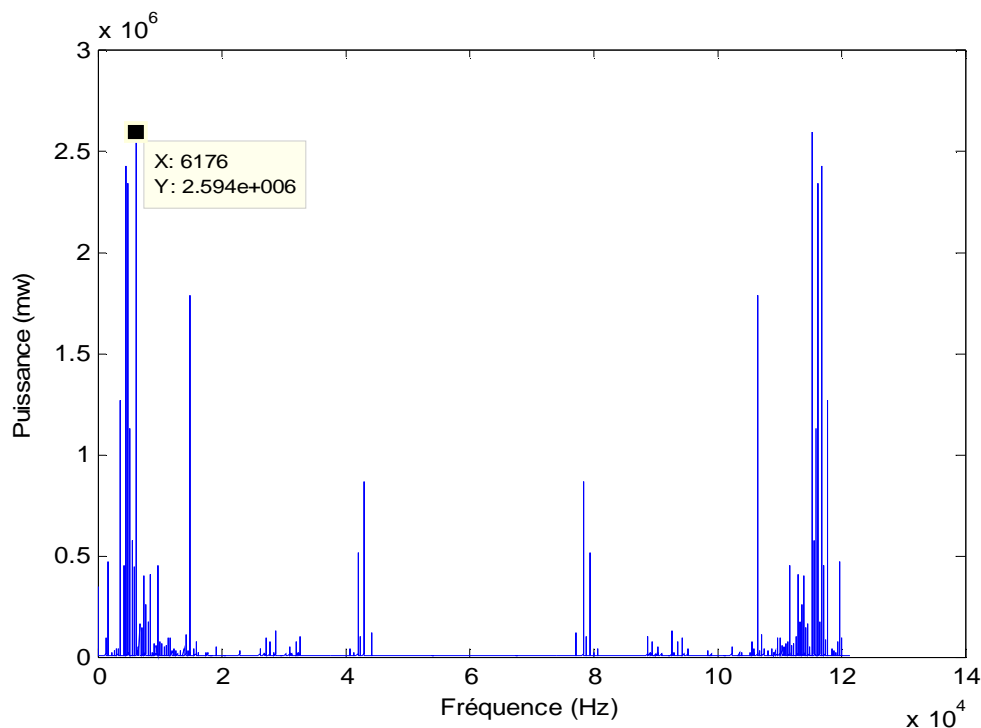


Figure II.20: Densité spectrale de puissance du signal avec sur la bague intérieure.

La figure ci-dessus montre que la fréquence principale est de 6176Hz et son amplitude est égale à $2,594.10^6$ mw avec une bande de fréquence de 43320Hz.

On remarque que la densité spectrale pour un défaut d'un diamètre égal à 0,007 pouces sur la bague intérieure du roulement est différente de celle d'un défaut de même diamètre sur les billes, et diffère aussi de la densité spectrale d'un signal normal.

- **Défaut de 0.014 pouces :**

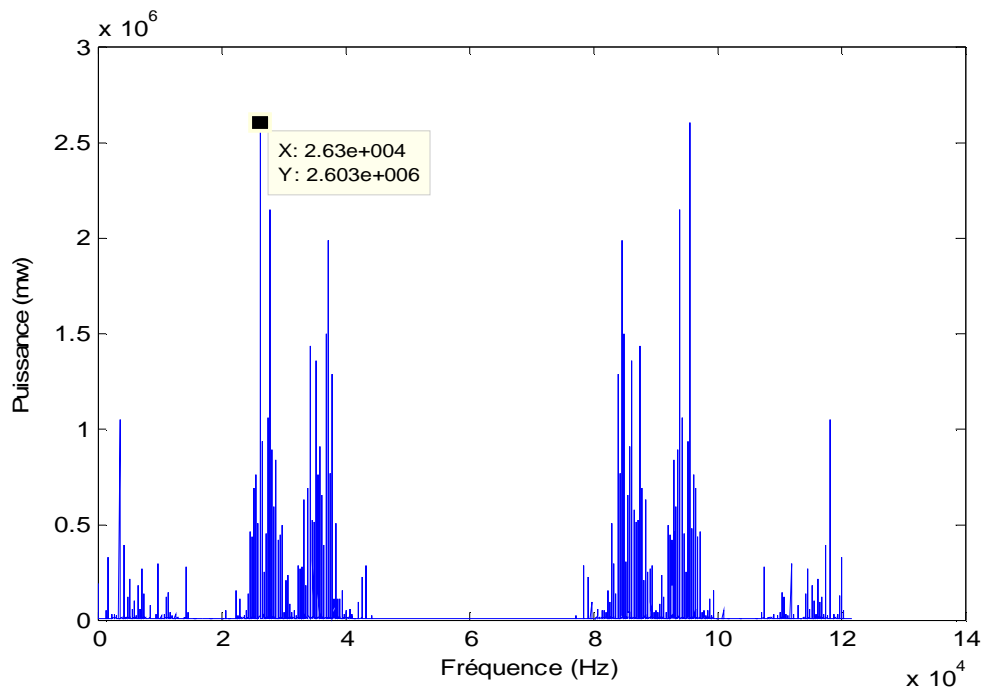


Figure II.21 : Densité spectrale de puissance du signal avec un défaut sur la bague intérieure.

Pour un défaut du diamètre 0.014 pouces dans la bague intérieure, la fréquence de l'harmonique principal est de 26300Hz, son amplitude est égale à $2,603 \cdot 10^6$ mw, et la bande de fréquence est égale à 4449Hz. Figure (II.18).

- **Défaut de 0.021 pouces :**

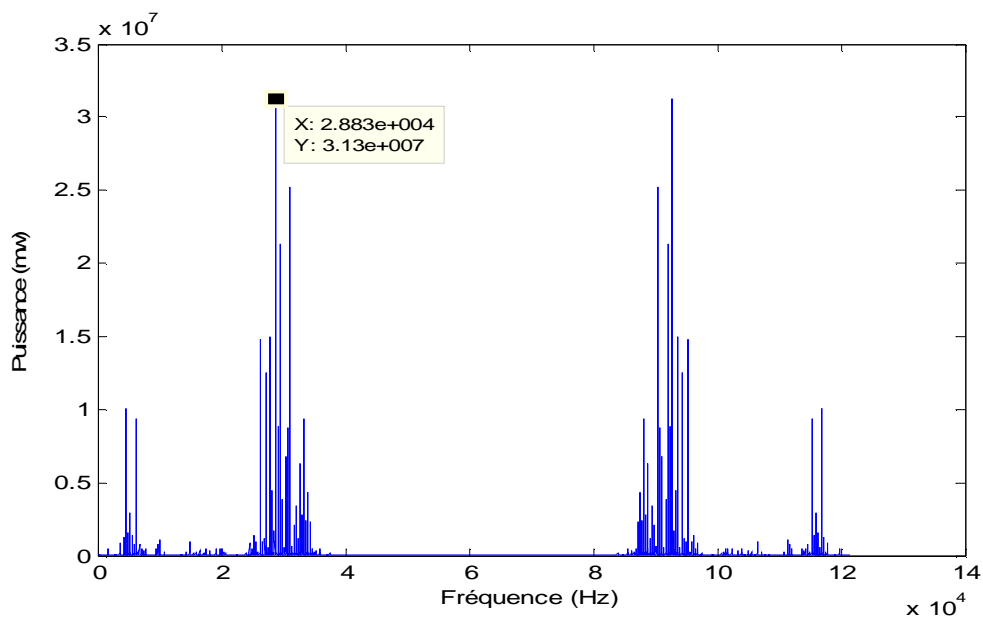


Figure II.22: densité spectrale de puissance du signal avec un défaut dans la bague intérieure.

D'après la figure (II.19), un défaut d'un diamètre égal à 0.021 pouces dans la bague intérieure est caractérisé par une fréquence principale de 28830Hz avec une amplitude égale à $3,13.10^7$ mw et une bande de fréquence égale à 33422Hz.

- **Défaut de 0.028 pouces :**

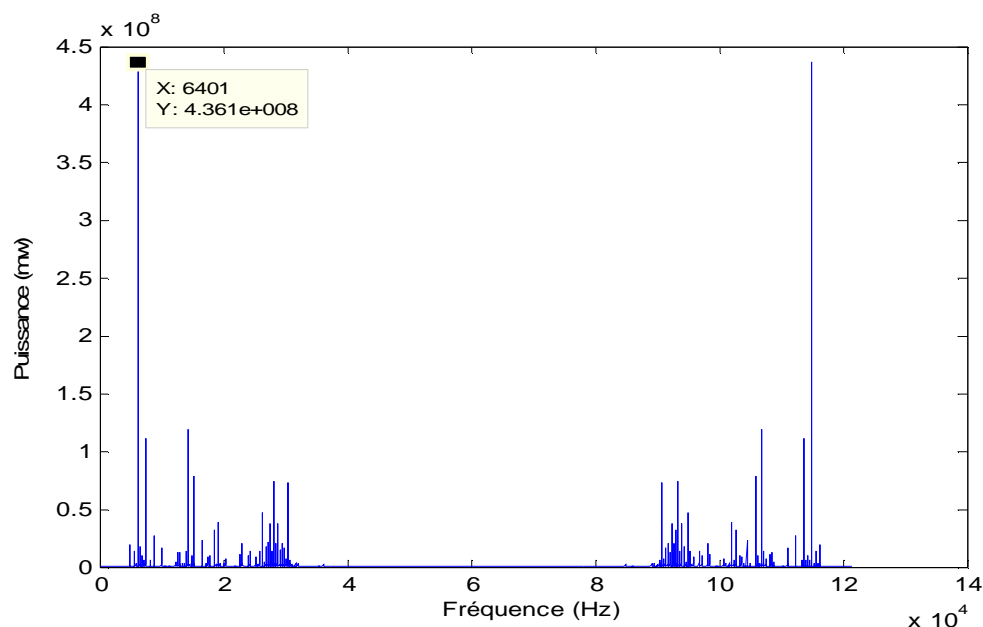


Figure II.23 : Densité spectrale de puissance du signal avec un défaut dans la bague intérieure.

Dans ce cas la fréquence principale est de 6401Hz, son amplitude est égale à $4,361.10^8$ mw avec une bande de fréquence de 2538 Hz comme le montre la figure.

Commentaire :

Nous avons vu que chaque spectre correspond à un défaut spécifique, d'où l'avantage d'une étude individuelle des densités spectrales, cette étude permet de réaliser un pré diagnostic sur la base de l'étude expérimentale.

Le tableau suivant récapitule toutes les mesures que nous avons effectuées pour chaque spectre représentant des défauts :

Diamètre de défaut	vitesse du moteur	bague intérieure			billes		
		Fréquence principale (Hz)	Amplitude du .fréquence principale (mW)	Bande de fréquence (Hz)	Fréquence principale (Hz)	Amplitude du fréquence principale (mW)	Bande de fréquence (Hz)
0,007 pouces	1797 tr/mn	$2.645.10^4$	$2.13. 10^7$	$4.308. 10^4$	$0.0001.10^4$	$2.388. 10^7$	$4.228. 10^4$
	1772 tr/mn	$3.598.10^4$	$2.607. 10^7$	$4.332. 10^4$	$3.519.10^4$	$2.051. 10^6$	$4.248. 10^4$
	1750 tr/mn	$2.913. 10^4$	$3.73. 10^7$	$4.336. 10^4$	$3.477.10^4$	$9.398. 10^6$	$4.253. 10^4$
	1730 tr/mn	$2.568. 10^4$	$2.904. 10^7$	$4.402. 10^4$	$1.401.10^4$	$5.253. 10^6$	$4.253. 10^4$
0,014 pouces	1797 tr/mn	$0.0001. 10^4$	$1.760. 10^7$	$4.331. 10^4$	$1.459.10^4$	$4.912. 10^6$	$4.339. 10^4$
	1772 tr/mn	$2.63. 10^4$	$2.603. 10^6$	$4.449. 10^4$	$0.3665.10^4$	$8.693. 10^6$	$4.277. 10^4$
	1750 tr/mn	$1.426. 10^4$	$2.211. 10^6$	$4.564. 10^4$	$0.0036.10^4$	$3.332. 10^6$	$4.339. 10^4$
	1730 tr/mn	$1.407. 10^4$	$1.671. 10^7$	$4.077. 10^4$	$0.3664.10^4$	$4.540. 10^6$	$4.277. 10^4$
0.021 pouces	1797 tr/mn	$2.935. 10^4$	$4.206. 10^7$	$3.491. 10^4$	$3.261.10^4$	$9.175. 10^6$	$4.469. 10^4$
	1772 tr/mn	$2.883. 10^4$	$3.130.10^7$	$3.3422. 10^4$	$3.433.10^4$	$2.612. 10^6$	$4.440. 10^4$
	1750 tr/mn	$2.855. 10^4$	$5.104. 10^7$	$3.3075. 10^4$	$1.430.10^4$	$3.700. 10^6$	$5.353. 10^4$
	1730 tr/mn	$2.877. 10^4$	$6.144. 10^7$	$3.273. 10^4$	$1.412.10^4$	$9.917. 10^6$	$5.311. 10^4$
0.028 pouces	1797 tr/mn	$0.6457. 10^4$	$4.106. 10^8$	$2.5865. 10^4$	$2.842.10^4$	$1.263. 10^8$	$3.580. 10^4$
	1772 tr/mn	$0.6401. 10^4$	$4.361. 10^8$	$2.538. 10^4$	$2.833.10^4$	$1.795. 10^8$	$3.571. 10^4$
	1750 tr/mn	$0.6319. 10^4$	$7.170. 10^4$	$2.6625. 10^4$	$2.916.10^4$	$3.05. 10^8$	$2.235. 10^4$
	1730 tr/mn	$0.6234. 10^4$	$6.173. 10^8$	$2.5904. 10^4$	$2.874.10^4$	$1.763. 10^8$	$2.936. 10^4$

Ce tableau représente les mesures effectuées pour les spectres qui ne représentent aucun défaut.

Les vitesses (tr/min)	fréquence principale (Hz)	Amplitude de la fréquence principale	Bande de fréquence (Hz)
1797 tr/mn	$2.106. 10^4$	$4.789. 10^7$	$4.274. 10^4$
1772 tr/mn	$4.298. 10^4$	$4.699. 10^7$	$8.352. 10^4$
1750 tr/mn	$0.3639. 10^4$	$6.398. 10^7$	$8.477. 10^4$
1730 tr/mn	$8.507. 10^4$	$5.439. 10^7$	$9.378. 10^4$

Remarque :

1 pouce = 2,54 cm

Conclusion :

L'analyse fréquentielle représente un outil primordial dans la détection des défauts de roulements par l'interprétation des signatures vibratoires obtenues.

Ainsi, dans le domaine spectral, chaque défaut est caractérisé par une signature spécifique et des paramètres différents, ce qui permettra une classification automatique basée sur l'utilisation des réseaux de neurones

Chapitre III:

Les réseaux de neurones artificiels

Le terme réseau de neurones regroupe un certain nombre de modèles de calcul dans l'intention d'imiter certaines fonctions du cerveau humain.

Les réseaux de neurones constituent un outil adapté à la reconnaissance, à la classification et à la résolution de problème de diagnostic.

Ce chapitre a pour but d'exposer les éléments nécessaires à la compréhension de la théorie et de la pratique des réseaux de neurones, qui seront utilisés dans le chapitre suivant, en vue d'élaborer un système d'aide au diagnostic des défauts des machines tournantes.

III.1. Historique :

En s'inspirant des travaux sur les neurones biologiques, W. PITTS et MC CULLOCH proposent, en 1943, la première modélisation d'un neurone formel.

En 1949, D.HEBB publie un ouvrage sur l'organisation du comportement et des relations existantes entre la physiologie et la psychologie. La règle de HEBB est toujours utilisée dans les techniques d'apprentissage des réseaux de neurones.

En 1958, F.ROSENBLATT commence à travailler sur le Perceptron, un des premiers modèles spécifiés de manière suffisamment complexe pour en espérer des résultats intéressants.

En 1960, B.WINDROW, chercheur Américain à STANFORD, développe le modèle Adaline (adaptive linear element). Ce réseau est la base des réseaux multicouches.

En 1969, M.MINSKY et S.PAPERT publient un ouvrage démontrant les limites du perceptron, puis ils étendent ses limitations à tous les modèles des réseaux de neurones.

Par la suite, plusieurs recherches dans ce domaine ont été abandonnées, beaucoup de chercheurs se tournant vers d'autres domaines plus prometteurs tels que l'intelligence artificielle. Toutefois certains d'entre eux persistent et les réseaux de neurones demeurent dans l'ombre jusqu'en 1982, date où J.J.HOPFIELD, provoque un renouvellement d'intérêt pour les réseaux de neurones.

En 1985, on note l'apparition de l'apprentissage par l'algorithme de rétro propagation pour les réseaux multicouches.

Aujourd'hui, l'étude des réseaux de neurones est une voie prometteuse de l'intelligence artificielle, et leurs applications concernent plusieurs domaines tels que l'industrie, les finances et la télécommunication.....etc.

III.2. Le neurone biologique :

III.2.1. Définition :

Le neurone biologique est l'élément fonctionnel de base du système nerveux ; en effet le cerveau humain contient environ 10 milliards de neurones et chacun d'entre eux connecté à environ 10^5 autres neurones qui assurent l'émission et la réception des signaux engendrés par les neurones eux-mêmes.

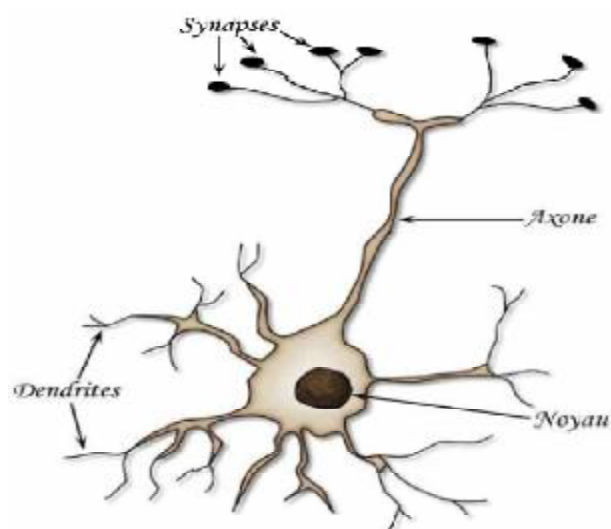


Figure III.1 : le neurone biologique

Les différents éléments constituent le neurone biologique sont les suivants :

- **Corps cellulaire :**

Le corps cellulaire appelé également soma, il contient un noyau entouré de cytoplasme et des organites. Dont le rôle est de combiner les informations reçues des autres neurones.

- **Dendrites :**

Les dendrites sont des prolongements courts, effilés et ramifiés du corps cellulaire. Elles reçoivent les stimuli nerveux et produisent des potentiels générateurs d'influx nerveux.

- **Axone :**

C'est un prolongement long et unique du corps cellulaire, le long duquel se conduisent les influx nerveux vers un neurone, une fibre musculaire ou une cellule glandulaire.

- **Synapse :**

Les synapses constituent les zones de jonction entre deux neurones ou entre un neurone et une cellule effectrice (cellule musculaire par exemple) et permettent la transmission d'une information de l'un à l'autre.

III.2.2. Physiologie du neurone :

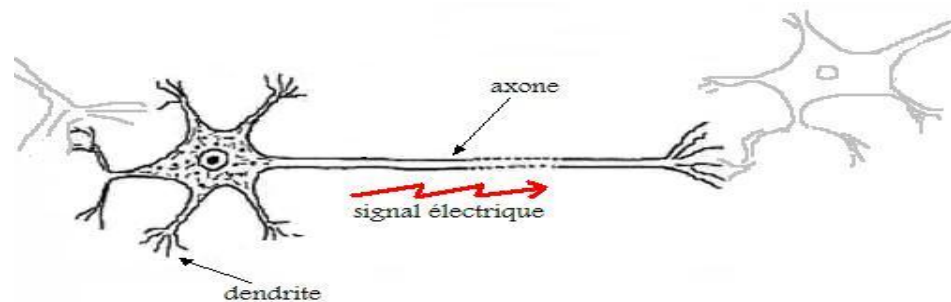


Figure III.2 : Impulsion électrique entre les neurones

Les neurones communiquent entre eux par des connexions dites « synaptiques ». Ainsi, un neurone reçoit des impulsions de ses voisins par l'intermédiaire des « dendrites ». Si la somme des signaux dépasse un certain seuil, il renvoie un signal vers d'autres neurones par son « axone ».

Ce mécanisme résume la façon dont les informations sont transmises. Un neurone ne se limite pas à faire passer l'information, il la filtre.

Pour résumer, un neurone peut-être schématisé comme suit :

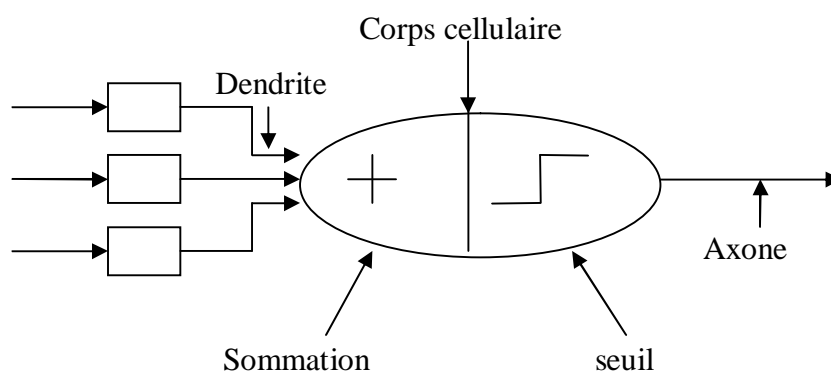


Figure III.3 : Un soma comme sommateur à seuil

III.3. Le neurone artificiel :

Un neurone formel (artificiel) est un automate, inspiré du neurone biologique, et possédant n entrées réelles X_1, X_2, \dots, X_n . Son traitement consiste à présenter à sa sortie S , les résultats d'une fonction de seuillage F de la somme pondérée de ses sorties.

$$S_i = F(\sum_{j=1}^n (W_{ij} X_j)) \dots \dots \dots (III.1)$$

W_{ij} est la pondération, ou coefficient synaptique associé à l'entrée X_j , la fonction F est une fonction d'activation.

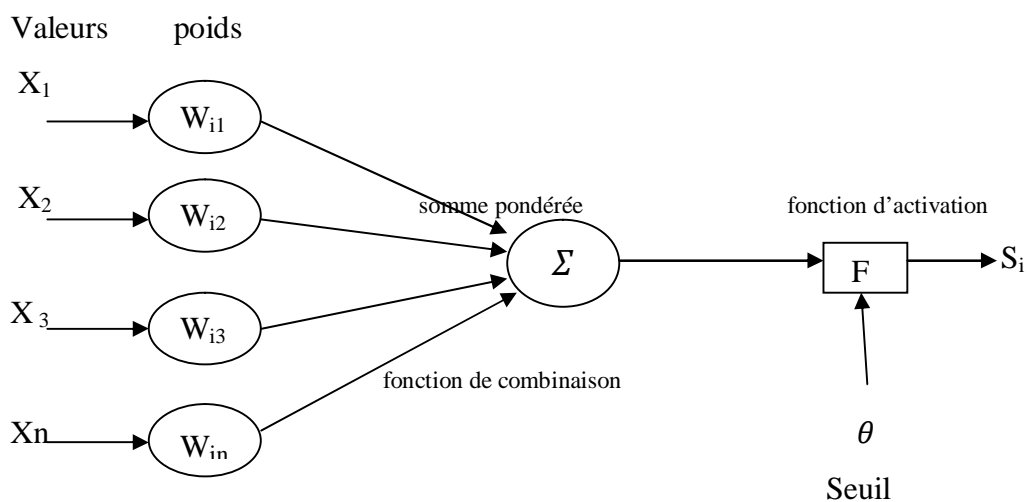


Figure III.4 : modèle du neurone formel

III .3.1. Les fonctions d'activation :

La fonction d'activation permet de définir l'état interne du neurone en fonction de son entrée.

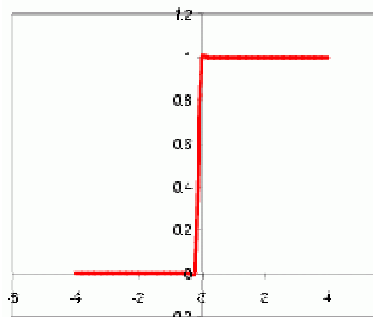
Elle est caractérisée par :

- sa monotonie : généralement monotone croissante.
- son seuillage : possède une valeur au-dessous de laquelle sa valeur est négligeable.
- sa saturation : elle possède une valeur maximale au-dessus de laquelle sa valeur de réponse est essentiellement fixe, ceci permet d'éviter de propager de grandes valeurs dans le réseau.

Différents choix de fonctions d'activation sont possibles :

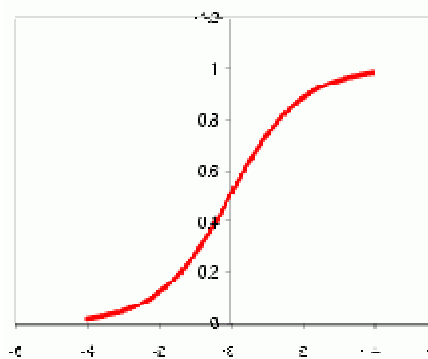
- **Fonction seuil :**

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{autrement} \end{cases}$$



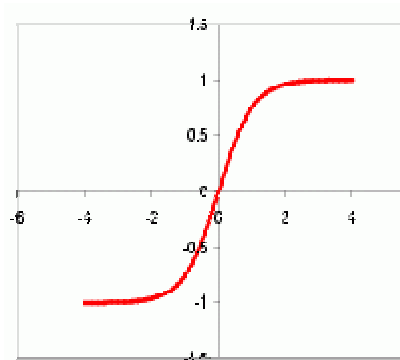
- **Fonction sigmoïde :**

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$



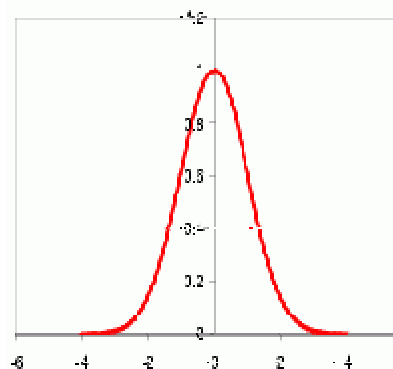
- **Fonction tangente hyperbolique:**

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$



- **Fonction gaussienne :**

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$



III.4. Les réseaux de neurones artificiels :

Un réseau de neurones est un ensemble de processeurs élémentaires qui échangent des informations par les liaisons. Entre neurones les connexions sont unidirectionnelles et chacune est affectée par un poids de connexion.

Selon la topologie de connexion des neurones et le nombre de couches, on peut classifier les réseaux de neurones en plusieurs modèles:

III .4.1.Le Perceptron :

Le Perceptron est le premier des réseaux de neurones ; il a été mis au point dans les années cinquante par F. Rosenblatt. Sa structure se compose de deux couches de neurones, la première appelée, à l'origine, la rétine du perceptron et la deuxième couche qui donne les réponses correspondantes à la stimulation des données en entrée.

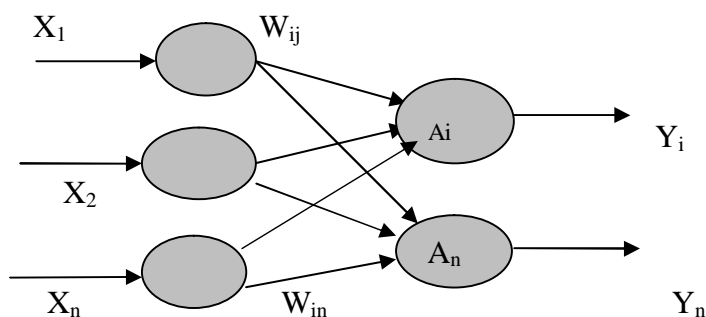


Figure III.5: le perceptron

Chaque neurone de la couche de sortie effectue une somme pondérée de ses entrées ce qui est donné par l'équation suivante :

$$A_i = \sum_{j=1}^n X_j W_{ij} + W_{0j} \dots\dots\dots (III-2)$$

A_i : activation de la $i^{\text{ème}}$ cellule de sortie.

X_j : valeur de sortie (0 ou 1) de la $j^{\text{ème}}$ cellule d'entrée.

W_{ij} : est le poids de connexion.

W_{0j} : le seuil ou le biais.

La fonction d'activation des unités de cette fonction est de type fonction à seuil

$$f(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } x < 0 \\ +1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases} \dots\dots\dots (III-3)$$

Par conséquent,

$$Y_i = \begin{cases} 1 & \text{pour } A_i < 0 \\ 0 & \text{pour } A_i \geq 0 \end{cases} \dots\dots\dots (III-4)$$

Le perceptron peut ainsi servir pour la classification car si le total des entrées est positif l'individu est assigné dans la classe +1, si non l'individu est assigné dans la classe -1, la séparation entre ces deux classes est une ligne droite donnée par l'équation suivante :

$$\sum_{i=0}^n W_{ij} X_i + W_{0j} = 0 \dots\dots\dots (III-5)$$

Prenons un exemple avec deux entrées et un seuil $W_{0j} = b$:

$$W_1 X_1 + W_2 X_2 + b = 0 \dots\dots\dots (III-6)$$

$$X_1 = \frac{W_1}{W_2} X_2 + \frac{b}{W_1} \dots\dots\dots (III-7)$$

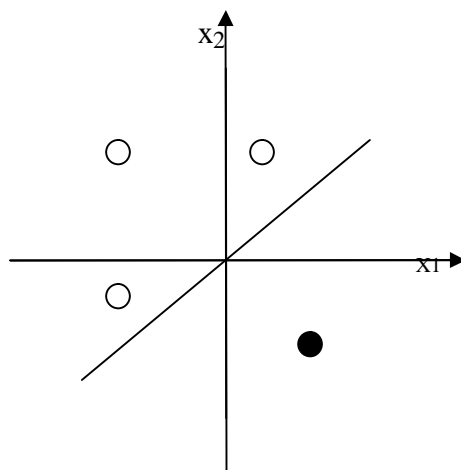


Figure III.6 : Séparation linéaire

La séparation des deux classes se fait par une droite comme le montre la figure ci-dessus.

III.4.2. L'Adaline (adaptive linear element):

L'adaline est un réseau de neurones avec une fonction d'activation sigmoïde. Dans sa structure, le modèle ressemble au perceptron, cependant la loi d'apprentissage est différente. Celle-ci est à l'origine de l'algorithme de rétro propagation de gradient très utilisé aujourd'hui avec les perceptrons multicouches.

- Le problème de XOR (ou exclusif) :

Le modèle à couche unique a ouvert la voie à beaucoup d'applications, cependant ce modèle a des limites, qui ont été mises en évidence par M.Minsky et S.Papart.

Les réseaux de neurones sans couches cachées, peuvent représenter par exemple les fonctions AND et OR, mais pas la fonction XOR.

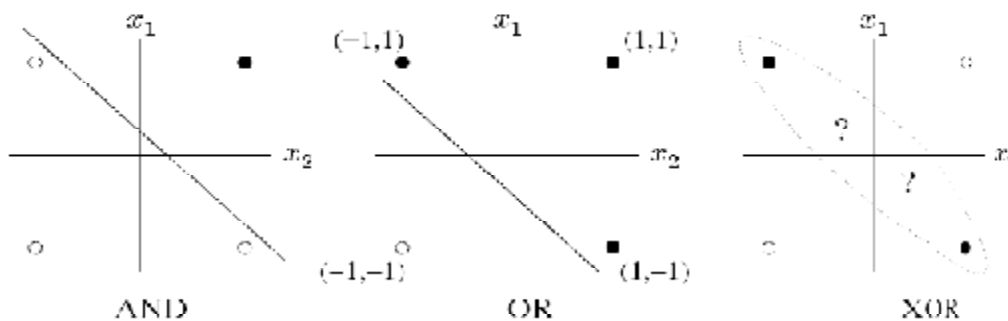


Figure III.7 : représentation graphique du problème XOR.

Ce problème a été résolu par l'usage des réseaux de neurones à une couche cachée.

III.4.3. Réseaux multicouches :

Dans les réseaux multicouches les neurones sont arrangés par couches, et il n'y a pas de connexions entre neurones d'une même couche. La connexion ne se fait qu'avec les neurones des couches en aval.

Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement, ce qui nous permet d'introduire le sens de parcours de l'information au sein du réseau et de définir les concepts de neurones d'entrée et de neurones de sortie. Par extension on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée et la couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couche cachées, tel que représenté sur la figure (III-8).

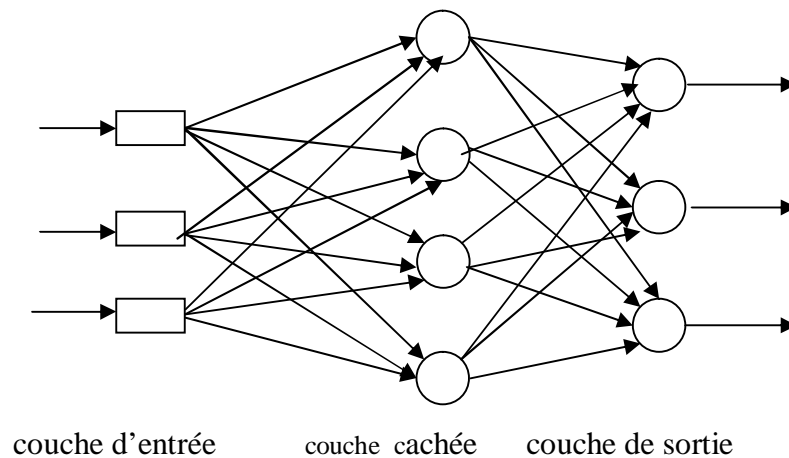


Figure III.8 : Réseau multicouches

III.5. L'apprentissage :

L'apprentissage est le processus d'adaptation des paramètres d'un système pour donner une réponse désirée à une entrée ou stimulation quelconque.

Au niveau des algorithmes d'apprentissage, il a été défini deux grandes classes selon que l'apprentissage est dit supervisé ou non supervisé.

Cette distinction repose sur la forme des exemples d'apprentissage.

III.5.1.Apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé permet de déterminer les poids synaptiques du réseau, de manière à minimiser l'erreur entre la sortie réelle du réseau et une sortie cible fournie par un expert. Les règles d'apprentissage supervisé les plus connues sont :

- la règle de Windrow-Hoff.
- La règle de rétro propagation de gradient

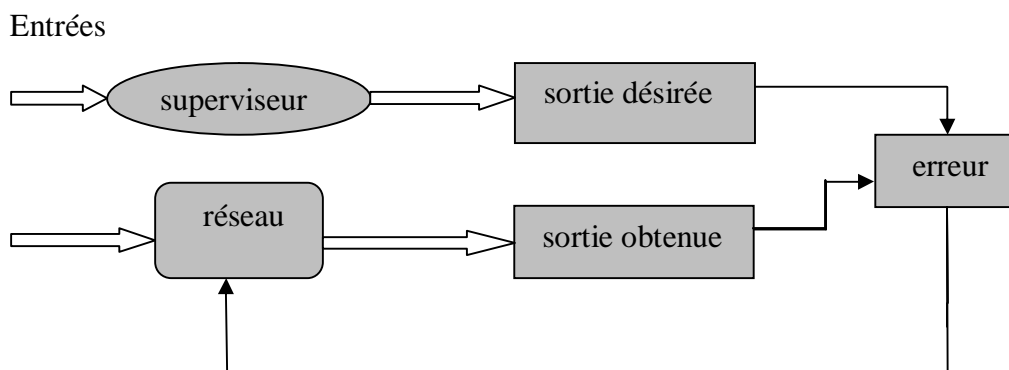


Figure III.9: Illustration de l'apprentissage supervisé

III.5.2. Apprentissage non supervisé :

Les données fournies en entrée ne contiennent pas d'information sur la sortie désirée. L'apprentissage est réalisé à l'aide de règles qui modifient les paramètres du réseau en fonction des exemples fournis en entrée. On peut citer la règle de Hebb.

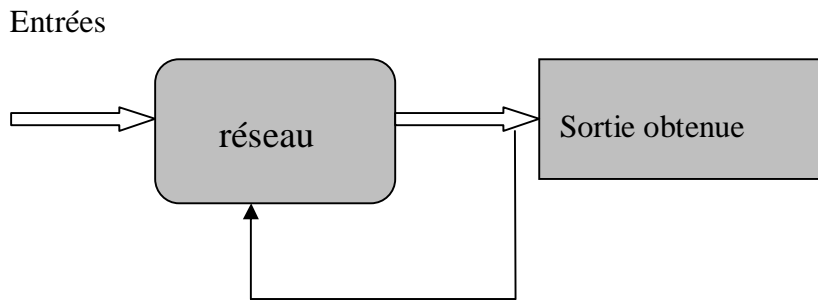
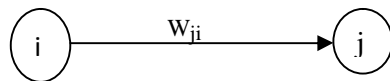


Figure III.10: Illustration de l'apprentissage non supervisé

III.6. Quelques règles d'apprentissage :

III.6.1. Règle de Hebb :

La loi de Hebb (1949) s'applique aux connexions entre neurones, comme le représente la figure suivante :



Elle s'exprime de la façon suivante :

«Si 2 cellules sont activées en même temps alors la force de la connexion augmente».

Cette règle peut être traduite par l'équation suivante :

$$W_{ji}(t + 1) = W_{ji}(t) + \eta \cdot S_i \cdot S_j \dots \dots \dots (III-8)$$

$W_{ji}(t)$: le poids de la connexion entre le neurone j et le neurone i à l'instant t.

η : est une constante positive représentant le pas d'apprentissage

S_i : la sortie du neurone i.

S_j : la sortie du neurone j.

III.6.2. Règle de Windrow-Hoff:

Cette règle s'applique uniquement aux réseaux monocouches. Elle est utilisée pour ajuster les poids d'un réseau linéaire (ayant des fonctions d'activation linéaires).

Les valeurs de W_{ji} au temps $(t+1)$ s'obtient par :

$$\begin{aligned} W_{ji}^{(t+1)} &= W_{ji}^{(t)} + \eta (Y_d - Y_j) X_i \dots\dots\dots(III-9) \\ &= W_{ji}^{(t)} + \Delta W_{ji} \end{aligned}$$

Avec :

ΔW_{ji} : changement à effectuer pour la valeur W_{ji} .

X_i : valeur de sortie (0 ou 1) de la $i^{\text{ème}}$ cellule d'entrée.

Y_d : réponse théorique (ou désirée).

Y_j : réponse de la $j^{\text{ème}}$ cellule de sortie (0 ou 1).

$W_{ji}^{(t)}$: le poids de connexion au temps t

η : Constante positive généralement comprise entre 0 et 1.

III.6.3. Règle de Rosenblatt :

Son principe est d'adapter les poids suivant ces formules :

$$W_{ji(t+1)} = W_{ji(t)} + \Delta W_{ji} \dots\dots\dots(III-10)$$

$$\Delta W_{ji} = \eta (Y_d - Y_j) \dots\dots\dots(III-11)$$

III-6-4- Règle de rétro propagation :

Appliquée aux réseaux multicouches, son principe est de minimiser l'erreur quadratique entre la sortie du réseau et la sortie désirée et cela en modifiant les poids des neurones du réseau.

C'est ce type d'algorithme que nous allons utiliser dans notre application.

III-6-4-1- Algorithme de rétropropagation :

L'idée principale apportée par cette solution dans le but d'adapter les poids des connexions, est que les erreurs d'unités des couches cachées sont déterminées par la rétropropagation des erreurs d'unités des couches de sortie. En d'autres termes, pour pouvoir adapter les poids de la couche cachée, on doit avant tout calculer l'erreur de sortie puis à l'aide

d'une méthode que nous allons développer plus tard, on va calculer les erreurs de la couche cachée utilisée dans le processus d'adaptation des poids.

Avant de passer au fonctionnement de l'algorithme du rétropropagation, on doit d'abord calculer les sorties du réseau en propageant les valeurs du vecteurs d'entrées de couche en couche jusqu'à la couche de sortie.

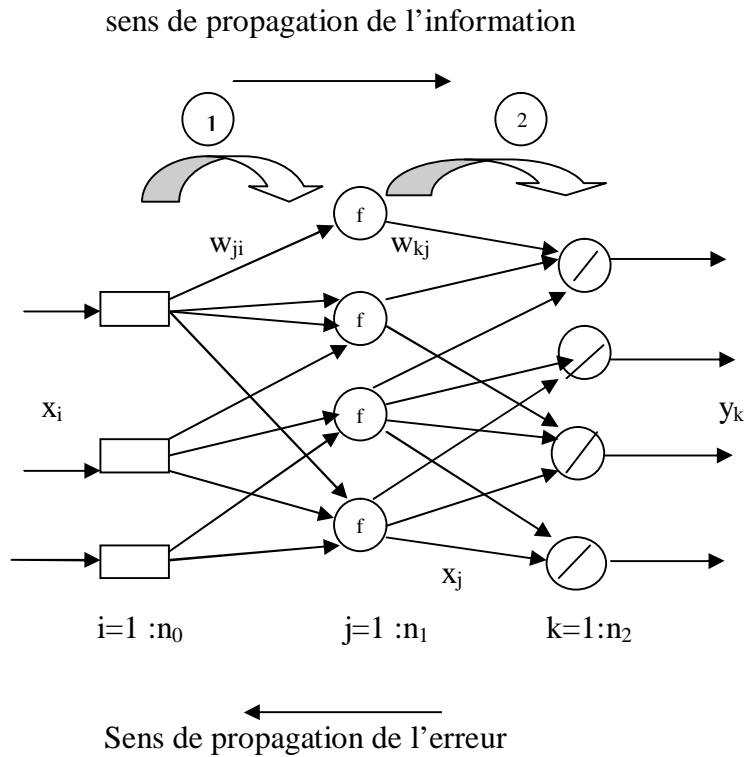


Figure III.11: réseau à une seule couche cachée

Soient :

$x=[x_1 \dots x_{n_0}]$ le vecteur d'entrée et $y=[y_1 \dots y_{n_2}]$ le vecteur de sortie, avec y^{des} la sortie désirée.

$$a_j = \sum_{i=1}^{n_0} w_{ji} x_i \dots \dots \dots (III-12)$$

$$x_j = f(a_j) \dots \dots \dots (III-13)$$

$$a_k = \sum_{j=1}^{n_1} w_{kj} x_j \dots \dots \dots (III-14)$$

$$y_k = g(a_k) \dots \dots \dots (III-15)$$

III.6 .4.1.1.Fonctionnement de l'algorithme :

1.Calcul de l'erreur :

L'algorithme de rétropropagation consiste à déterminer l'erreur entre la sortie désirée et la sortie du système.

$$e_k = y_k^{\text{des}} - y_k \dots\dots\dots (III-16)$$

ensuite, cette erreur est propagée à travers les couches cachées en allant de la couche de sortie vers la couche d'entrée. C'est ce qu'on appelle :Processus de rétropropagation de l'erreur.

2. Adaptation des poids :

Le réseau adapte ses poids en commençant par les poids des neurones de sortie puis il revient vers les neurones d'entrée.la méthode d'adaptation des poids pour les neurones de la couche de sortie et pour les neurones des couches cachées n'est pas la même.

2.1. Cas de la couche de sortie :

soit l'erreur :

$$e_k = y_k^{\text{des}} - y_k \dots\dots\dots(III-17)$$

et soit J la somme des erreurs quadratiques observées sur l'ensemble des neurones de la couche de sortie .

$$J = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{n_2} e_k^2 \dots\dots\dots(III-18)$$

pour modifier les poids w_{kj} , on doit minimiser le gradient de l'erreur suivant : $\frac{\partial J}{\partial w_{kj}}$

On définit la variation des poids Δw_{kj} selon la règle de delta sous la forme suivante :

$$\Delta w_{kj} = -\eta \frac{\partial J}{\partial w_{kj}} \dots\dots\dots (III-19)$$

Le facteur η , qui représente le taux d'apprentissage, varie entre 0 et1.

Le problème maintenant est le calcul de : $\frac{\partial J}{\partial w_{kj}}$

On a:

$$\frac{\partial J}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial J}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{\partial a_k} \frac{\partial a_k}{\partial w_{kj}} \dots\dots\dots (III-20)$$

En dérivant chaque terme de la relation (III-20) :

- $J = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{n_2} (y_k^{\text{des}} - y_k)^2 \dots\dots\dots (III-21)$

$$\frac{\partial J}{\partial y_k} = -(y_k^{\text{des}} - y_k) \dots\dots\dots \text{(III-22)}$$

- $y_k = g(a_k) \dots\dots\dots \text{(III-23)}$

$$\frac{\partial y_k}{\partial a_k} = g'(a_k) \dots\dots\dots \text{(III-24)}$$

- $a_k = \sum_{j=0}^{n_1} w_{kj} x_j \dots\dots\dots \text{(III-25)}$

$$\frac{\partial a_k}{\partial w_{kj}} = x_j \dots\dots\dots \text{(III-26)}$$

En remplaçant les résultats obtenus dans la relation (III-20) on aura :

$$\frac{\partial J}{\partial w_{kj}} = -(y_k^{\text{des}} - y_k) g'(a_k) x_j \dots\dots\dots \text{(III-27)}$$

$$\frac{\partial J}{\partial a_k} = -(y_k^{\text{des}} - y_k) g'(a_k) \dots\dots\dots \text{(III-28)}$$

On pose :

$$\delta_k = (y_k^{\text{des}} - y_k) g'(a_k) \dots\dots\dots \text{(III-29)}$$

$$\frac{\partial J}{\partial w_{kj}} = -\delta_k x_j \dots\dots\dots \text{(III-30)}$$

Donc on a :

$$\Delta w_{kj} = -\eta \frac{\partial J}{\partial w_{kj}} = \eta \delta_k x_j \dots\dots\dots \text{(III-31)}$$

Ainsi pour ajuster les poids de la couche de sortie on utilise la formule suivante :

$$w_{kj} = w_{kj}(n-1) + \Delta w_{kj}(n) \dots\dots\dots \text{(III-32)}$$

2.2. Cas de la couche cachée :

Calcul de $\frac{\partial J}{\partial w_{ji}}$

$$\frac{\partial J}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial J}{\partial x_j} \frac{\partial x_j}{\partial a_j} \frac{\partial a_j}{\partial w_{ji}} \dots \dots \dots \text{(III-33)}$$

En dérivant chaque terme de la relation (III-33) :

- $\frac{\partial J}{\partial x_j} = \sum_{k=0}^{n_2} \frac{\partial J}{\partial a_k} \frac{\partial a_k}{\partial x_j} \dots \dots \dots \text{(III-34)}$

$$\frac{\partial J}{\partial x_j} = - \sum_{k=0}^{n_2} \delta_k w_{kj}$$

- $x_j = f(a_j) \dots \dots \dots \text{(III-35)}$

$$\frac{\partial x_j}{\partial a_j} = f'(a_j)$$

- $a_j = \sum_{i=0}^{n_0} w_{ji} x_i \dots \dots \dots \text{(III-36)}$

$$\frac{\partial a_j}{\partial w_{ji}} = x_i$$

En remplaçant les résultats obtenus dans la relation (III-33) on aura :

$$\frac{\partial J}{\partial w_{ji}} = (- \sum_{k=0}^{n_2} \delta_k w_{kj}) f'(a_j) x_i \dots \dots \dots \text{(III-37)}$$

$$\frac{\partial J}{\partial a_j} = (- \sum_{k=0}^{n_2} \delta_k w_{kj}) f'(a_j) = -\delta_j \dots \dots \dots \text{(III-38)}$$

On a donc :

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial J}{\partial w_{ji}} = \eta \delta_j x_i \dots \dots \dots \text{(III-39)}$$

Donc :

Les poids de la couche cachée peuvent être réajustés par la formule suivante :

$$w_{ji} = w_{ji}(n - 1) + \Delta w_{ji}(n) \dots \dots \dots \text{(III-40)}$$

La phase d'apprentissage peut être représentée par l'organigramme suivant :

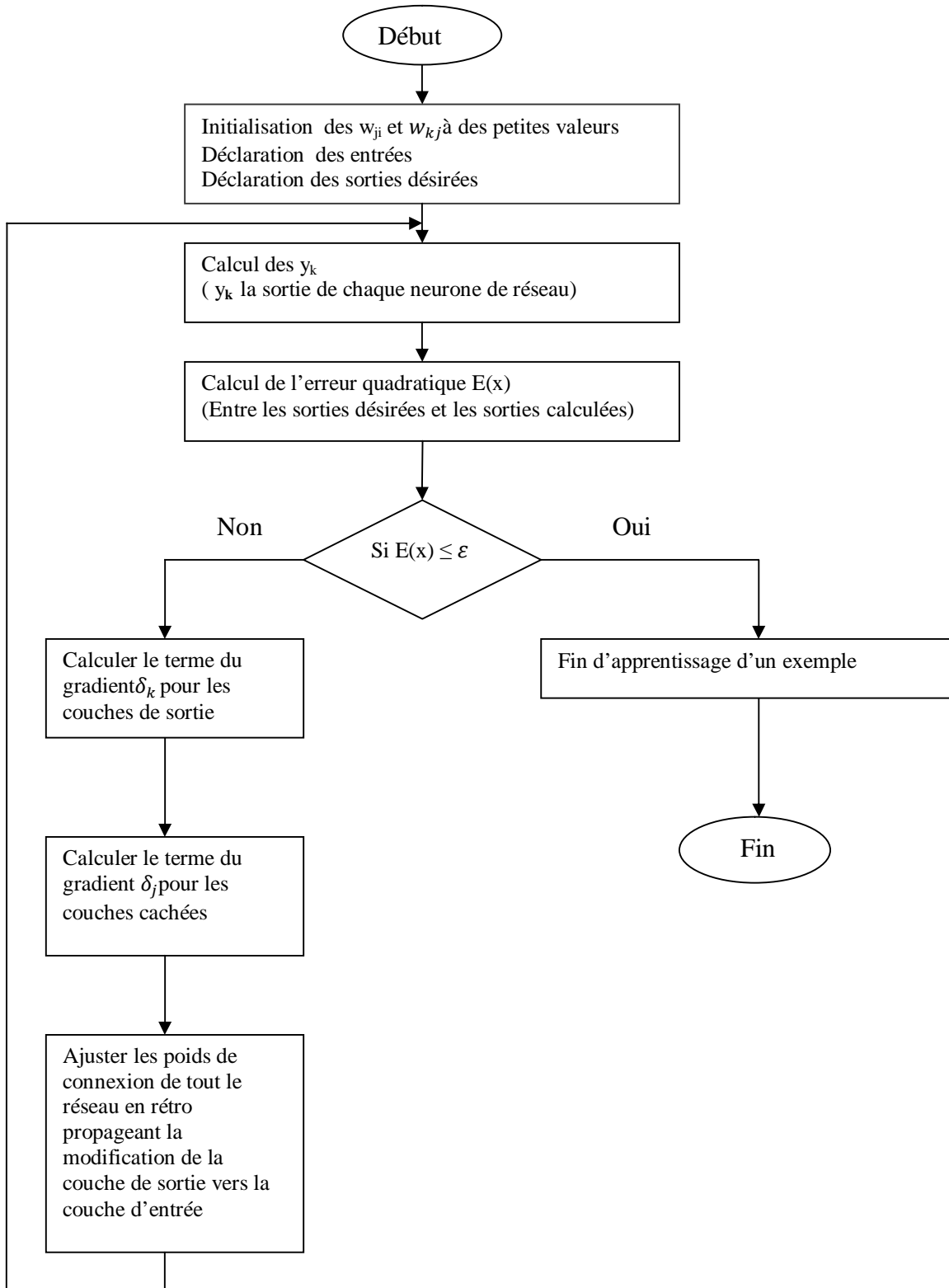


Figure III.14 : Organigramme d'apprentissage par rétro propagation.

III-7-Propriétés des réseaux de neurones :

Les réseaux de neurones sont caractérisés par les propriétés suivantes:

- **Le parallélisme :**

Cette notion constitue un intérêt très important de l'architecture des réseaux de neurones. ces derniers sont un ensemble d'entités élémentaires qui travaillent simultanément, ce qui permet d'assurer une rapidité de calcul.

- **La capacité d'adaptation :**

Elle se manifeste dans la capacité d'un réseau de neurones à s'adapter aux nouvelles contraintes et aux nouvelles données du monde extérieur.

- **La mémoire distribuée :**

Elle correspond à une carte d'activation des neurones, c'est en quelque sorte un codage du fait mémorisé.

- **La généralisation :**

Elle se traduit par la capacité d'un système à apprendre, à partir d'un certain nombre d'exemples, des comportements qui permettent de résoudre un problème donné.

III-8-Applications des réseaux de neurones :

Les domaines d'application des réseaux de neurones sont très variés et sont dus à propriété fondamentales précédentes. On peut citer les cas suivants :

- **Application à la reconnaissance des formes :**

L'utilisation des réseaux de neurones a été largement étudiée et appliquée pour la reconnaissance des voix et des images.

- **Application à la planification :**

L'optimisation est souvent sollicitée pour la planification des actions ou des tâches de paraissent très utiles pour la résolution des problèmes d'optimisation.

- **L'application à l'identification :** ☐ ☐ ☐ ☐

Les réseaux de neurones, comme nous l'avons vu ci-dessus, offrent des avantages, intéressants pour l'application de fonction sur la base d'exemple ; il est, dès lors, naturel de penser à appliquer ces techniques à l'identification des processus, surtout, pour les phénomènes non linéaires complexes. L'emploi de réseaux neuronaux à l'identification de processus a un intérêt évident de commande.

- **L'application au diagnostic :**

Les réseaux de neurones sont bien adaptés à la résolution des problèmes de diagnostic et la classification automatique.

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 tournantes.

Conclusion :

Le présent chapitre a été consacré à la présentation de la théorie des réseaux de neurones, en partant de neurone biologique, jusqu'à l'étude des différents type de réseaux, ainsi que leur principe d'apprentissage.

A la lumière de l'étude effectuée, il a été constaté que les réseaux de neurones multicouches entraînés par l'algorithme de rétro propagation du gradient sont aujourd'hui les modèles les plus utilisés en diagnostic en raison de leur capacité à résoudre les problèmes de classification.

Chapitre VI: Application des réseaux de neurones à la classification des défauts

Le but de ce chapitre est la conception d'un réseau de neurones artificiel capable de signaler la présence d'un défaut, localiser son emplacement et lui attribuer une criticité en déterminant son diamètre.

Dans notre application, nous nous disposons de plusieurs signaux représentant différents états de roulements.

IV.1. Description des signaux étudiés :

Les données de vibration que nous avons utilisées dans notre application ont été extraites du site 'bearing data center', ce site web '<http://www.eecs.case.edu/laboratory/bearing/cwruflash.htm>' nous a permis d'accéder à la base de données des essais de roulements à billes de machines tournantes en fonctionnement normal ou défectueux.

La figure ci-dessous représente le banc d'essai qui se compose principalement d'un moteur (à gauche) d'un accouplement (centre), d'un dynamomètre (droite) et des circuits de commande.



Figure IV.1 : Banc d'essai de roulements

IV.1.1. Signaux prélevés d'un roulement en fonctionnement normal :

On dispose de quatre signaux prélevés d'un roulement sain (sans défaut), ces signaux sont enregistrés sur une gamme de vitesses différentes du moteur comme le montre le tableau suivant :

Les vitesses (tr /min)	Normale
1797	Normal(0)
1772	Normal(1)
1750	Normal(2)
1730	Normal(3)

Remarque :

L'indice (0) correspond à la vitesse 1797tr/min.

IV.1.2. Signaux prélevés des roulements défectueux :

Les roulements comptent parmi les parties les plus actives dans une machine tournante et sont soumis à différentes contraintes lors de fonctionnement. Ils sont composés d'éléments pouvant être fragilisés tels que la bague intérieure et la bague extérieure, qui sont soumises à des fissures, des déchirures...etc. Pour contrôler ce phénomène, des défauts sous forme de points ont été créés sur les roulements d'essais, en utilisant l'usinage électro décharge.

Dans ce travail nous nous intéressons à l'étude des défauts créés sur la bague intérieure et sur les billes avec des diamètres différents (0.007,0.014 ,0.021et 0.028 pouces) enregistrés sur différentes gamme de vitesse (1797,1772 ,1750 et 1730 tr/min).

En résumé, 36 signaux échantillonnés à 12KHz constituent la base de notre étude, et en particulier de l'apprentissage du réseau de neurones.

IV.2.Définition des sorties désirées :

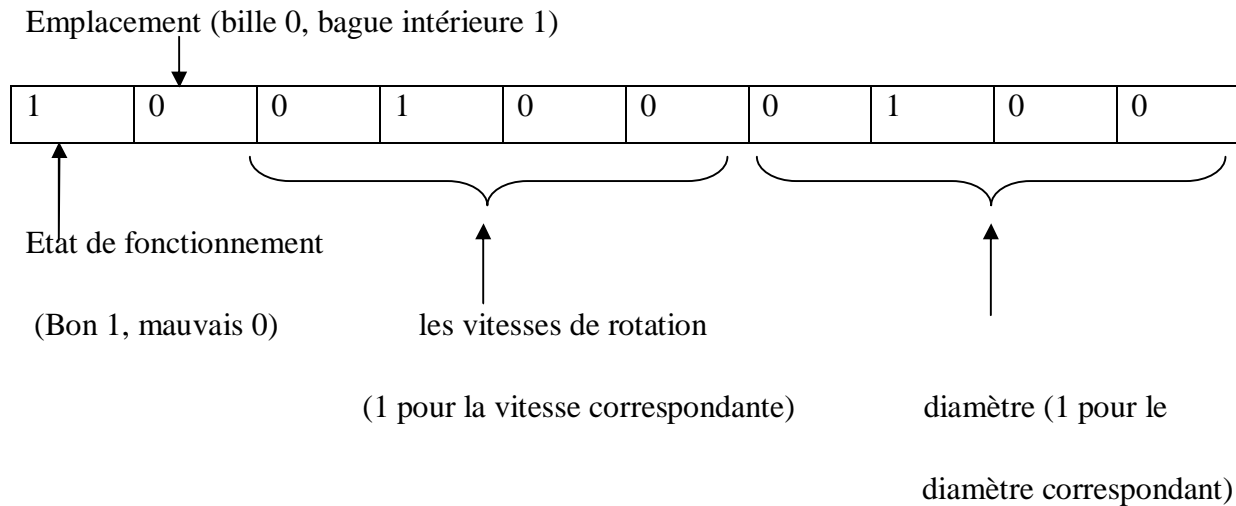
A chaque état de fonctionnement nous avons attribué une classe en tenant compte de :

- l'état de fonctionnement (bon ou mauvais).
- l'emplacement du défaut du roulement (bague intérieure, ou billes).
- le diamètre du défaut.
- les vitesses sur lesquelles les mesures ont été prises.

D'une façon plus claire nous avons associé à chaque classe un code à la sortie sous forme d'un vecteur.

Nous avons utilisé dix (10) neurones dans la couche de sortie afin de pouvoir coder les 36 signaux.

Ainsi, le codage des signaux de sorties est le suivant :



Codage des sorties désirées

L'apprentissage comporte 36 signaux repartis comme suit :

- 4 signaux normaux.

Chapitre IV : Application des réseaux de neurones à la classification des défauts

-16 signaux avec défaut sur les billes.

-16 signaux avec défaut sur la bague intérieure.

Ce tableau résume toutes les sorties désirées que nous pouvons obtenir, dans le cas de la présence d'un défaut, en précisant son diamètre et la vitesse de rotation.

Diamètre de défaut (pouces)	vitesse du moteur (tr/min)	Sorties désirées	
		Bague intérieure	Bille
0,007	1797	01 0001 000 1	00 0 001 000 1
	1772	01 00 10 000 1	00 0010 000 1
	1750	01 0100 000 1	00 0 100 000 1
	1730	01 1000 0001	00 10 00 000 1
0,014	1797	01 0001 0010	00 0001 0010
	1772	01 0010 0010	00 0010 0010
	1750	01 0100 0010	00 0100 0010
	1730	01 1000 0010	00 1000 0010
0.021	1797	01 0001 0100	00 0001 0100
	1772	01 0010 0100	00 0010 0100
	1750	01 0100 0100	00 0100 0100
	1730	01 1000 0100	00 1000 0100
0.028	1797	01 0001 1000	00 0001 1000
	1772	01 0010 1000	00 0010 1000
	1750	01 0100 1000	00 0100 1000
	1730	01 1000 1000	00 1000 1000

Le tableau suivant représente les sorties désirées en absence des défauts :

Signaux normaux	1797 tr/min	1 0	0 0 0 1	0 0 0 0
	1772 tr/min	1 0	0 0 1 0	0 0 0 0
	1750 tr/min	1 0	0 1 0 0	0 0 0 0
	1730 tr/min	1 0	1 0 0 0	0 0 0 0

IV.3.Choix du réseau :

La structure du réseau dépend de la nature du problème et, notamment, des variables d'entrée et de sortie.

Il faut d'abord choisir le type du réseau, en déterminant le nombre de couches, le nombre de neurones pour chaque couche et la nature des fonctions d'activations. Tous ces paramètres influents sur l'apprentissage du réseau pour nous offrir les meilleurs résultats.

IV.3.1.Choix des variables d'entrées :

La phase la plus importante de l'étude d'un système est le choix des variables ou bien des paramètres d'entrée qui correspondent, en général, à l'information délivrée par un capteur mesurant une grandeur physique (vibration dans notre cas).

Dans notre cas nous avons choisi de calculer la densité spectrale de puissance pour chaque signal pour extraire les trois indicateurs fréquentiels suivant : l'amplitude, la fréquence du pic central et la bande passante du signal caractérisant les différents états de la machine (fonctionnement normal ou défaut).Donc (3) trois neurones d'entrée son nécessaire.

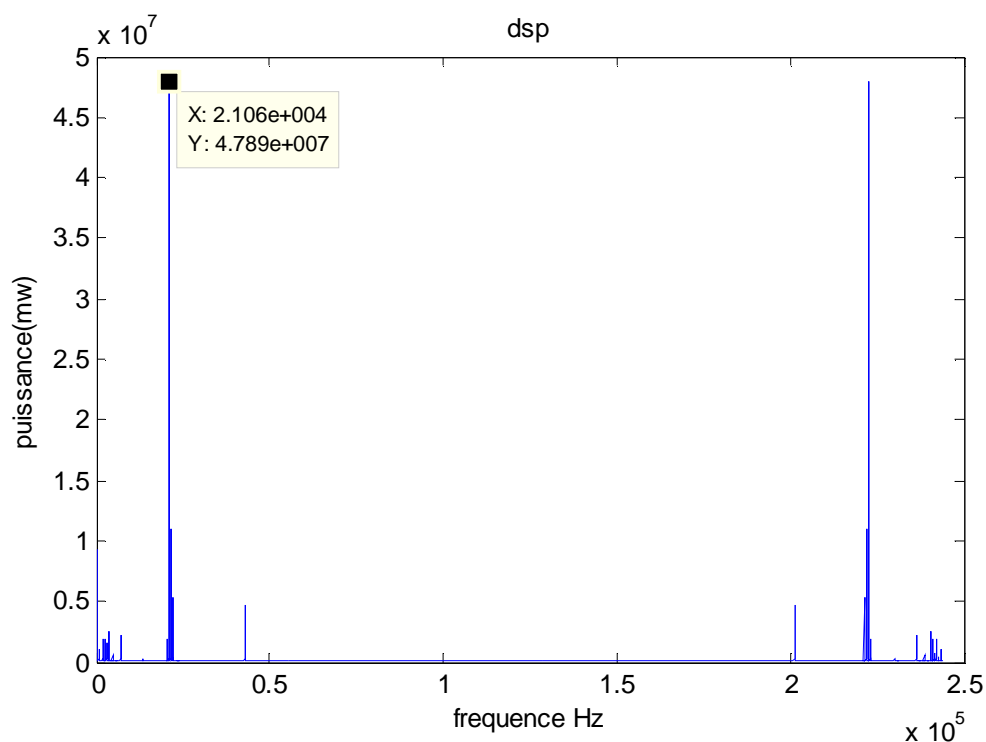


Figure IV.2 : Densité spectrale de puissance

La figure (IV.2) ci-dessus représente la densité spectrale de puissance calculée dans le cas du signal prélevé d'un roulement sain roulant à une vitesse de 1797 tr/min.

A partir de cette allure nous pouvons déduire, à chaque fois, la fréquence du pic principal, la bande de fréquence de ce signal et l'amplitude (donc la puissance) maximale correspondant au pic central.

IV.3 .2 .Choix des couches intermédiaires (couche cachées) :

En général, l'expérience a montré qu'un réseau à une seule couche cachée doit comporter un nombre de neurones bien supérieur à celui de la couche d'entrée pour son efficacité c'est-à-dire présenter un caractère de généralisation.

IV.4.Lancement de l'apprentissage :

Certains paramètres du réseau tels que : l'erreur, le nombre de neurones dans la couche cachée et le nombre d'itérations peuvent influencer l'apprentissage.

Pour déterminer les paramètres du réseau nous allons effectuer un premier essai avec les valeurs suivantes :

- Le nombre de neurones de la couche cachée : 10
- Le pas d'apprentissage : 0.05
- Le nombre d'itérations : 50.
- l'erreur désirée : 10^{-5}

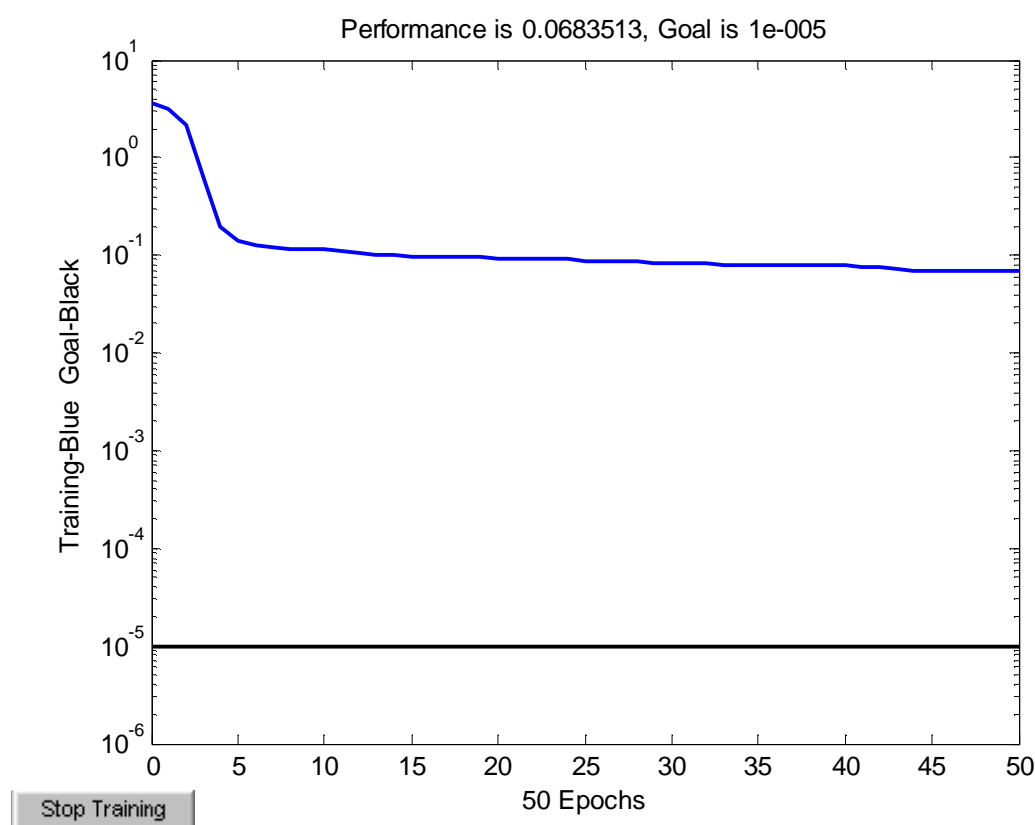


Figure IV.3 : Variation de l'erreur quadratique en fonction du nombre d'itérations.

On voit clairement sur la figure (IV.3) que l'apprentissage n'est pas réussi avec les paramètres fixés, et l'erreur quadratique n'atteint pas l'objectif prédéfini (10^{-5}), d'où la nécessité d'autres essais.

Afin de déduire la meilleure combinaison des paramètres on fait varier un par un.

IV.4.1. Variation du coefficient d'apprentissage :

Dans cette étape, on joue sur le « pas d'apprentissage »

- **Cas 1 :**

- Nombre de neurones de la couche cachée égal à 10.

- Coefficient d'apprentissage égal à 0.4.

- Nombre d'itérations est 50.

- Erreur désirée égale à 10^{-5} .

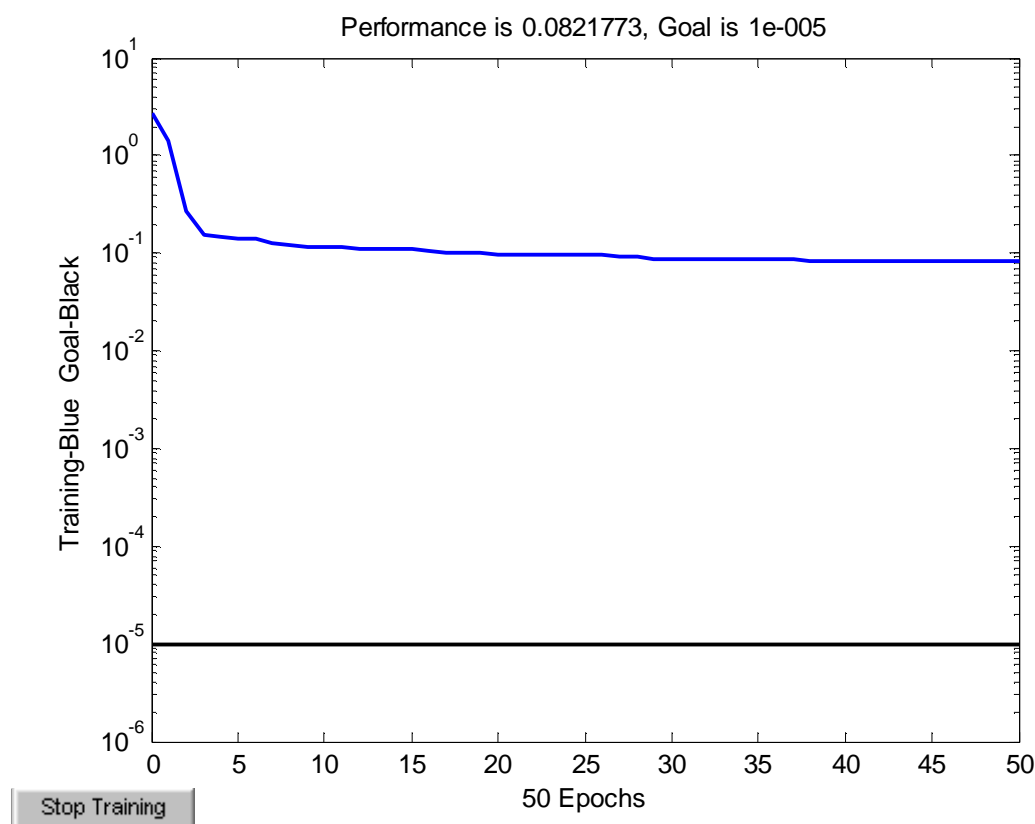


Figure IV.4 : variation de l'erreur quadratique en fonction du nombre d'itérations.

Nous remarquons d'après la figure que l'apprentissage n'atteint pas l'erreur désirée avec un pas d'apprentissage égal à 0.4. L'erreur quadratique est supérieure à la cible.

- Cas 2 :

- Nombre de neurones de la couche cachée égal à 10.

- Coefficient d'apprentissage égal à 0.65.

- Nombre d'itérations est 50.

- Erreur désirée égale à 10^{-5} .

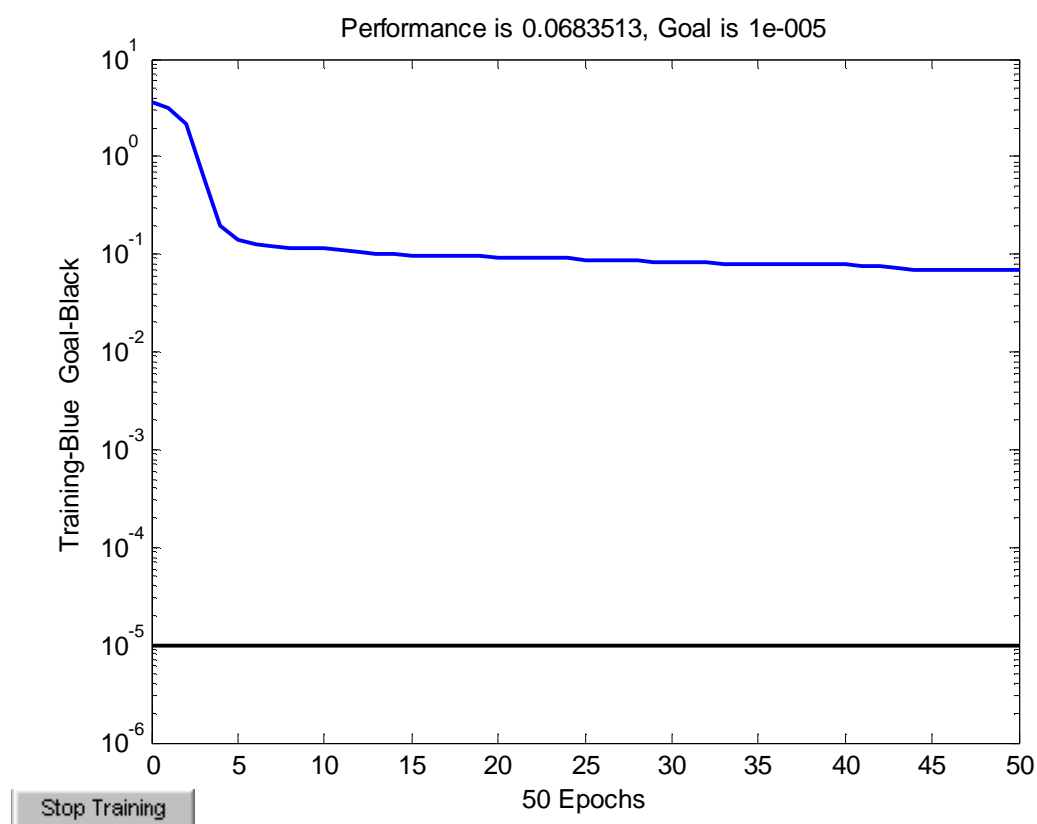


Figure IV.5: variation de l'erreur quadratique en fonction du nombre d'itérations.

D'après La figure ci-dessus on obtient les mêmes résultats, l'erreur quadratique moyenne diverge de l'objectif prédéfini 10^{-5} .

IV.4.2. Variation du nombre de neurones de la couche cachée :

• Cas 1 :

- Nombre de neurones de la couche cachée égal à 15.
- Coefficient d'apprentissage égal à 0.65.
- Nombre d'itérations est 50.
- Erreur désirée égale à 10^{-5} .

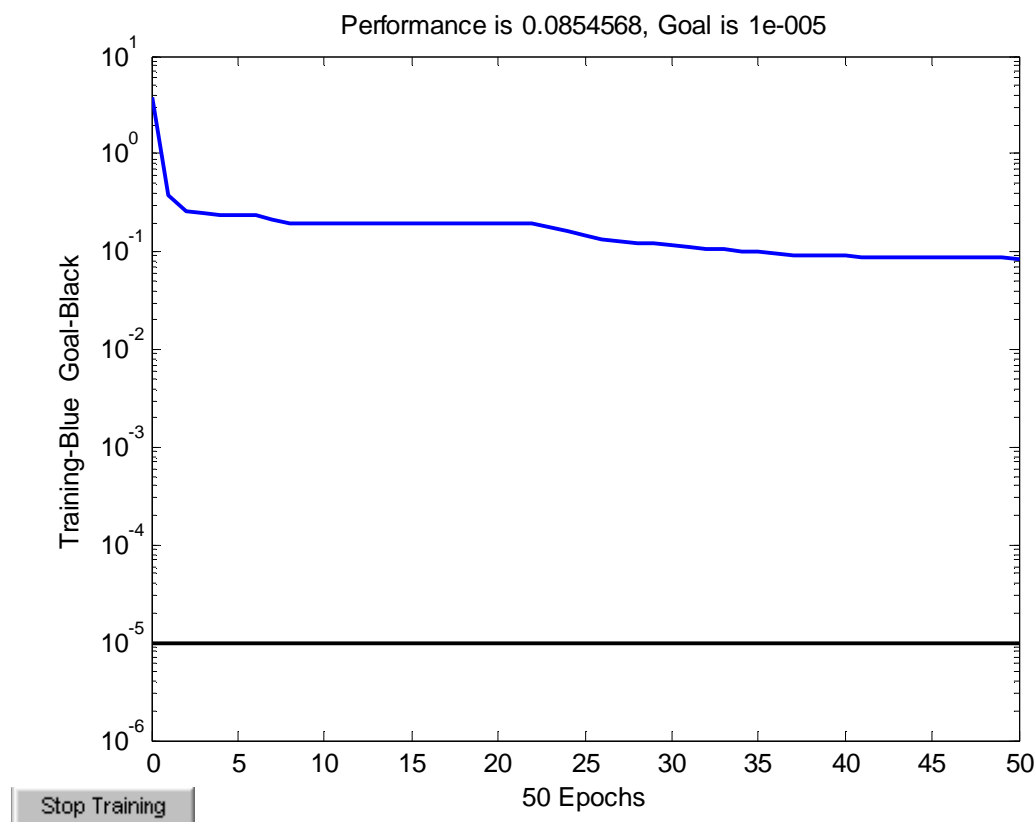


Figure IV.6: variation de l'erreur quadratique en fonction du nombre d'itérations.

La figure (IV.6), montre que l'erreur quadratique moyenne du réseau diverge de l'objectif prédéfini et la performance de l'apprentissage est très faible. On constate que 15 neurones dans la couche cachée sont insuffisants pour atteindre l'erreur désirée.

• Cas 2 :

- Nombre de neurones de la couche cachée égal à 25.
- Coefficient d'apprentissage égal à 0.65.
- Nombre d'itérations est 50.
- Erreur désirée égale à 10^{-5} .

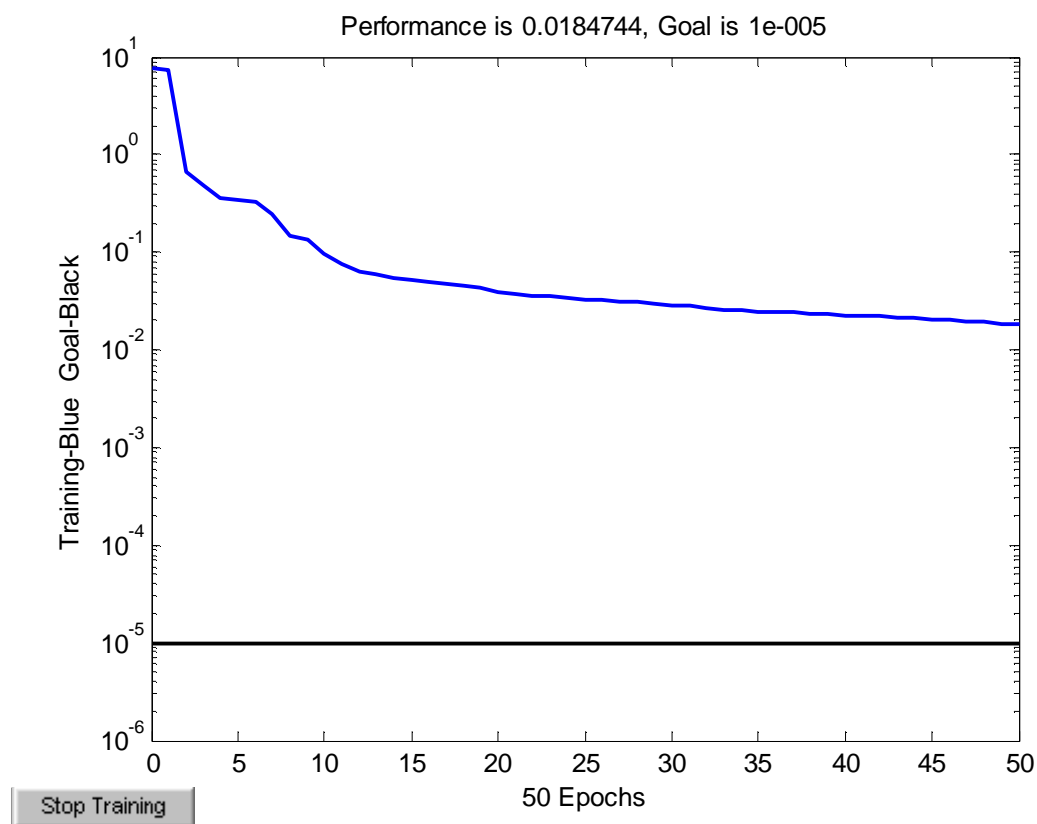


Figure IV.7 : Variation de l'erreur quadratique en fonction du nombre d'itérations.

La figure ci-dessus montre que l'erreur quadratique moyenne du réseau n'atteint pas l'objectif prédéfini même avec 25 neurones dans la couche cachée.

• Cas 3:

- Nombre de neurones de la couche cachée égal à 35.
- Coefficient d'apprentissage égal à 0.65.
- Nombre d'itérations est 50.
- Erreur désirée égale à 10^{-5} .

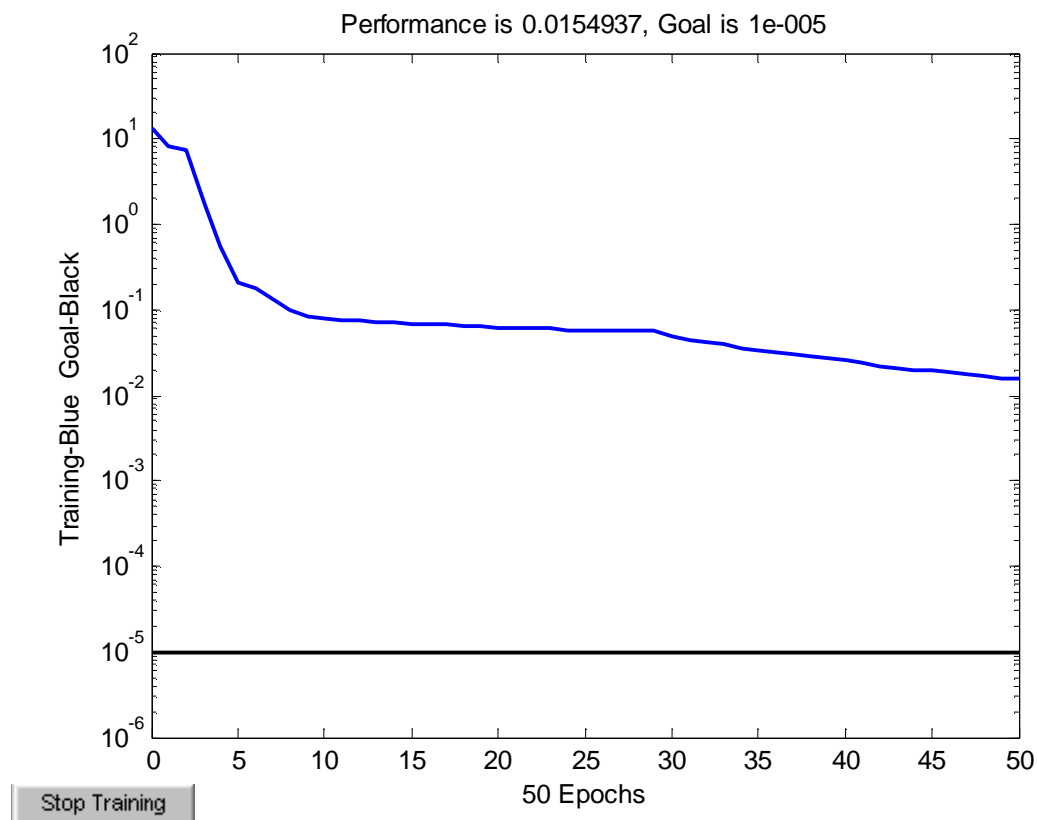


Figure IV.8 : variation de l'erreur quadratique en fonction du nombre d'itérations.

On voit sur la figure (IV-8) que la courbe commence à converger vers l'erreur quadratique moyenne, ce que signifie que pour atteindre l'objectif avec la meilleure performance, le nombre de neurone dans la couche cachée doit être supérieur à 25.

IV.4.3. Variation du nombre d'itérations :

- Cas 1 :

- Nombre de neurones de la couche cachée égal à 35.

- Coefficient d'apprentissage égal à 0.65.

- Nombre d'itérations est 100.

- Erreur désirée égale à 10^{-5} .

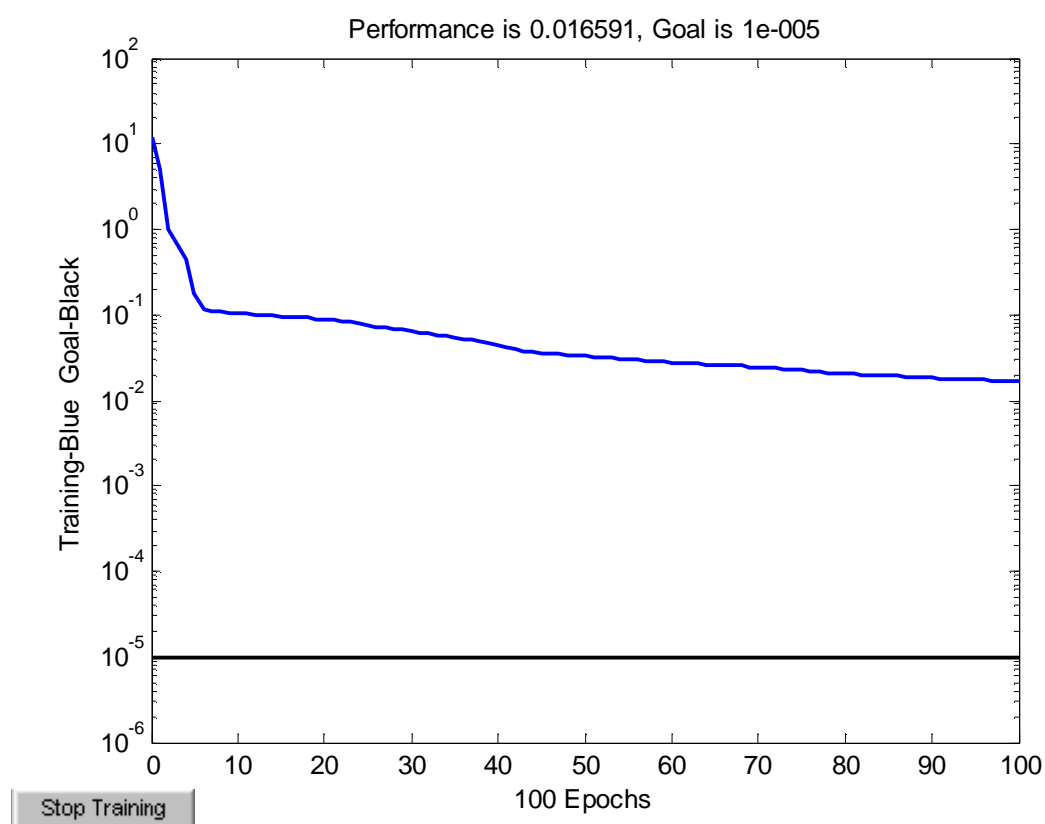


Figure IV.9: variation de l'erreur quadratique en fonction du nombre d'itérations.

La figure montre que l'erreur quadratique moyenne du réseau n'atteint pas l'objectif prédéfini, les performances du réseau sont très faibles (0.016591) ; donc l'apprentissage n'est pas réussi avec 100 itérations

- **Cas 2 :**
 - Nombre de neurones de la couche cachée égal à 35.
 - Coefficient d'apprentissage égal à 0.65.
 - Nombre d'itérations est 120.
 - Erreur désirée égale à 10^{-5} .

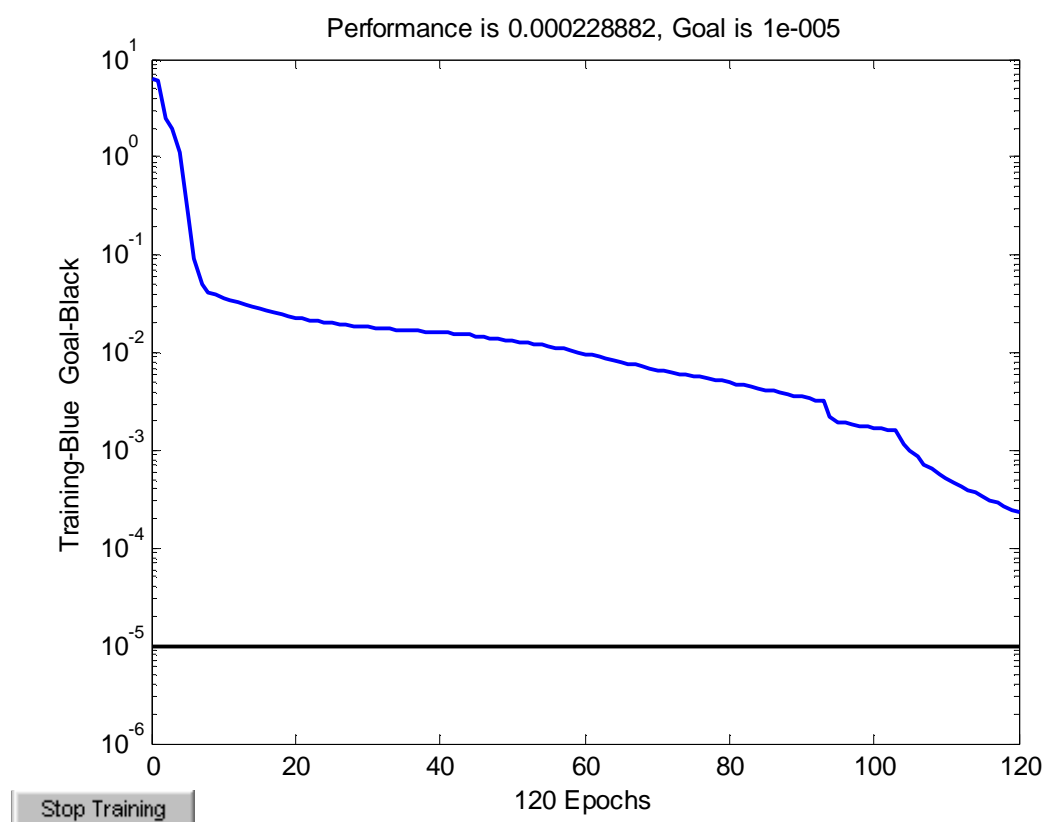


Figure IV.9: variation de l'erreur quadratique en fonction du nombre d'itérations.

D'après les performances constatées sur la figure on remarque que l'erreur s'approche de l'objectif prédéfini on peut conclure que l'apprentissage nécessite un nombre d'itérations supérieur à 120 itérations.

- Cas 3:
 - Nombre de neurones de la couche cachée égal à 35.
 - Coefficient d'apprentissage égal à 0.65.
 - Nombre d'itérations est 200.
 - Erreur désirée égale à 10^{-5} .

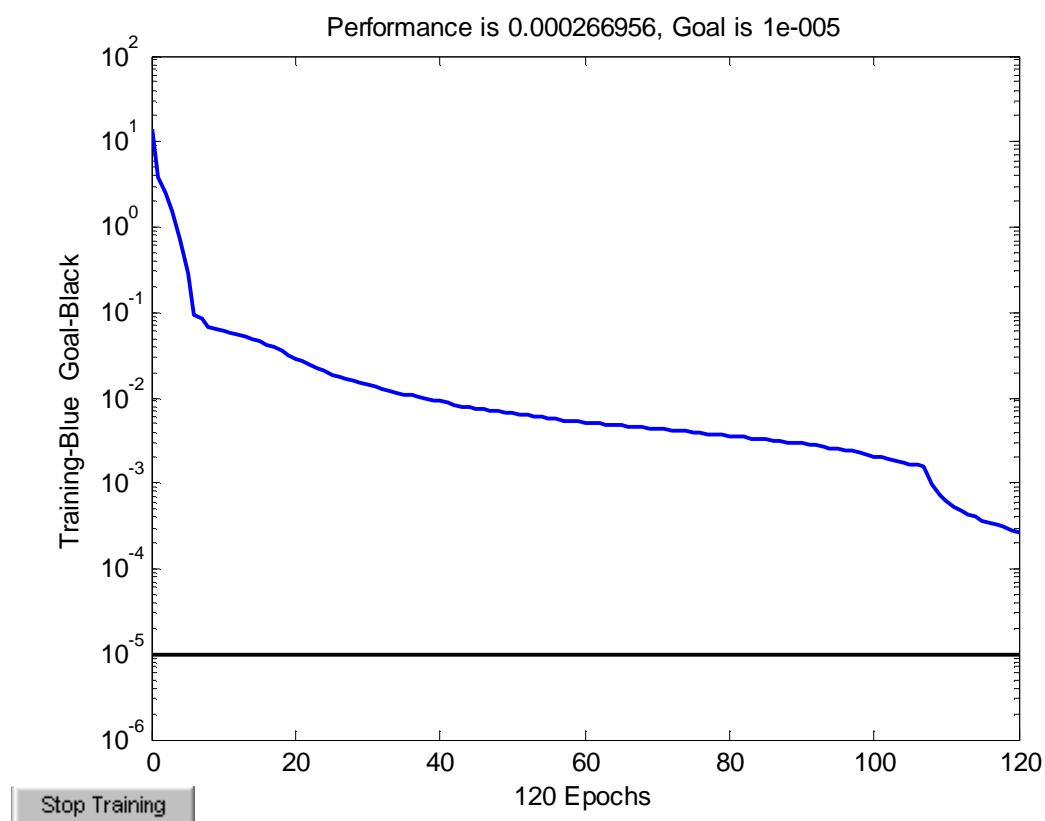


Figure IV.10 : variation de l'erreur quadratique en fonction du nombre d'itérations.

D'après la figure nous remarquons que l'erreur quadratique commence à converger vers la cible. Les performances d'apprentissage ($0.266956 \cdot 10^{-3}$) s'approchent de l'erreur désirée 10^{-5} .

• Cas 4 :

- Nombre de neurones de la couche cachée égal à 35.
- Coefficient d'apprentissage égal à 0.65.
- Nombre d'itérations est 400.
- Erreur désirée égale à 10^{-5} .

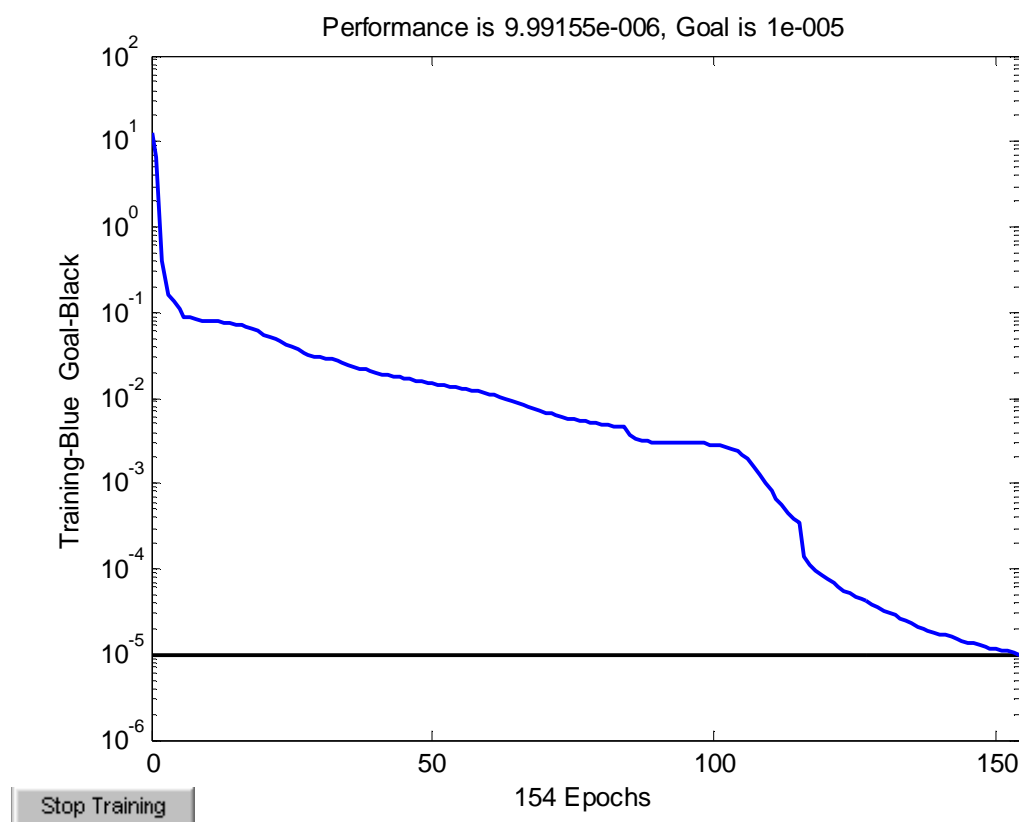


Figure IV.10 : variation de l'erreur quadratique en fonction du nombre d'itérations.

L'apprentissage est achevé après 154 itérations avec une erreur quadratique moyenne égale à $0.999155 \cdot 10^{-5}$ et un pas d'apprentissage de 0.65.

Si on calcul la différence entre l'erreur quadratique moyenne obtenue ($0.999155 \cdot 10^{-5}$) et celle désirée (10^{-5}) on trouve une valeur très petite de $0.000845 \cdot 10^{-5}$. Donc l'apprentissage est réussi.

Chapitre IV : Application des réseaux de neurones à la classification des défauts

Après plusieurs essais et les résultats observés, on aboutit à l'architecture suivante :

- Nombre de neurones de la couche d'entrée: 3
- Nombre de neurones de la couche cachée : 35
- Nombre de neurones de la couche de sortie: 10

- Fonction d'activation :
 - couche d'entrée: tangente hyperbolique.
 - couche cachée : tangente hyperbolique
 - couche de sortie: linéaire

- Le pas d'apprentissage : 0.65
- Nombre d'itérations : 400
- L'erreur à atteindre : 10^{-5}

IV.5.Résultats de l'application du réseau de neurones :

Le choix de réseau étant fait, on exécute l'opération de l'apprentissage. Le programme d'apprentissage s'arrête sous l'une des conditions suivantes:

- l'erreur est inférieure à 10^{-5} .
- le nombre d'itération (epochs) égal à 400.

IV.5.1.Résultats de l'apprentissage :

Les résultats de l'apprentissage du réseau sont donnés sous forme de matrice, elle contient 10 lignes suivant le nombre des neurones de la couche de sortie et 36 colonnes suivant le nombre des signaux d'entrée qui sont caractérisés par trois paramètres (l'amplitude de pic central, la fréquence de ce pic et la bande de fréquence du signal).

La lecture des résultats se fait par colonnes, par exemple ; la première colonne correspond au signal normal rotant à la vitesse 1797tr/min dont sa sortie désirée est de 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 (voir le tableau des sorties désirées), et si on remarque bien les résultats obtenus, sont très proches de ceux de la sortie désirée (0.9985 0.0004 0.0005 0.0004 0.0004 1.0003 0.0006 0.0000 0.0007 0.0002).

La sortie du réseau est :

a =

Columns 1 through 15

0.9985	1.0004	0.9995	1.0000	0.0029	-0.0123	0.0142	-0.0075	0.0119	0.0105	-0.0008	-0.0115	-0.0140	0.0095	-0.0047
0.0004	0.0005	-0.0009	-0.0002	0.0000	0.0053	0.0018	0.0008	-0.0043	0.0006	0.0001	-0.0013	-0.0006	-0.0042	-0.0005
-0.0005	-0.0001	0.0004	0.9999	-0.0007	0.0010	-0.0009	1.0011	-0.0011	-0.0014	0.0000	1.0014	0.0016	-0.0009	0.0014
-0.0004	-0.0000	0.9998	-0.0001	0.0003	-0.0046	1.0023	-0.0019	0.0044	0.0018	0.9999	-0.0016	-0.0036	0.0039	1.0001
0.0004	1.0001	-0.0002	0.0002	-0.0003	1.0003	-0.0007	0.0001	-0.0001	0.9996	0.0001	0.0003	0.0001	1.0000	0.0006
1.0003	0.0000	-0.0001	0.0001	0.9999	0.0007	0.0004	0.0003	0.9994	-0.0011	0.0002	0.0012	0.9999	-0.0007	-0.0004
0.0006	-0.0001	0.0000	0.0000	-0.0021	0.0105	-0.0041	0.0043	-0.0076	-0.0084	0.0004	0.0088	0.0050	-0.0081	0.0080
0.0000	-0.0004	0.0005	-0.0001	0.0009	-0.0008	-0.0009	-0.0007	0.0007	0.0025	0.0000	-0.0026	1.0013	1.0004	0.9969
0.0007	0.0005	-0.0007	0.0001	-0.0013	-0.0020	-0.0033	0.0013	0.9997	0.9981	1.0001	1.0022	0.0008	0.0022	0.0004

Chapitre IV : Application des réseaux de neurones à la classification des défauts

0.0002 -0.0004 0.0007 -0.0000 0.9992 1.0033 0.9946 1.0024 -0.0035 -0.0033 0.0004 0.0039 0.0061 -0.0029 0.000

Columns 16 through 30

0.0053 -0.0024 0.0002 0.0000 0.0000 -0.0062 0.0005 0.0016 0.0073 -0.0034 -0.0028 -0.0041 0.0002 0.0131 -0.0062

0.0021 0.0015 -0.0006 0.0001 -0.0001 0.9930 1.0036 0.9968 0.9981 1.0010 0.9979 1.0060 1.0004 1.0090 0.9979

0.9979 -0.0006 0.0009 -0.0000 1.0000 0.0004 -0.0018 0.0014 0.9994 0.0006 0.0003 -0.0001 0.9998 0.0008 0.0011

0.0001 -0.0003 -0.0001 1.0000 0.0001 0.0011 0.0008 0.9998 0.0023 -0.0008 -0.0001 0.9965 0.0000 -0.0005 -0.0008

-0.0004 0.0009 0.9991 0.0000 0.0000 0.0003 1.0015 -0.0014 -0.0002 0.0002 1.0001 -0.0002 0.0001 -0.0013 1.0000

0.0005 0.9990 0.0012 0.0000 -0.0001 0.9996 -0.0006 0.0006 -0.0006 1.0003 0.0001 0.0004 0.0001 1.0007 -0.0001

-0.0080 0.9958 1.0053 0.9999 0.9994 -0.0027 -0.0002 0.0004 -0.0057 0.0028 -0.0006 0.0042 0.0005 0.0078 0.0012

1.0030 0.0000 0.0003 -0.0000 -0.0001 0.0006 -0.0014 0.0008 0.0007 -0.0009 0.0005 0.0001 -0.0001 0.9983 1.0001

0.0004 0.0052 -0.0052 0.0000 0.0005 0.0048 0.0036 -0.0039 0.0004 1.0009 1.0013 0.9976 0.9999 -0.0119 0.0015

-0.0017 0.0008 0.0001 -0.0000 0.0001 1.0042 0.9975 1.0013 0.9978 0.0008 0.0018 0.0005 -0.0003 -0.0075 0.0035

Columns 31 through 36

-0.0092 0.0063 -0.0001 0.0001 0.0030 -0.0000

0.9959 1.0002 0.9999 1.0004 0.9997 0.9997

-0.0011 1.0000 -0.0000 0.0000 -0.0003 1.0000

1.0004 0.0006 0.0000 0.0000 1.0008 -0.0001

0.0016 -0.0006 0.0001 0.9996 -0.0000 0.0003

-0.0010 -0.0001 0.9999 0.0004 -0.0004 -0.0004

-0.0060 0.0005 1.0001 0.9997 0.9978 1.0002

1.0003 0.9995 0.0001 0.0002 0.0004 -0.0002

0.0107 -0.0038 -0.0001 -0.0001 -0.0002 0.0001

0.0042 -0.0026 0.0000 0.0001 -0.0009 -0.0002

IV.5.2. résultats des tests :

Pour tester l'efficacité du réseau, on introduit des signaux de validation représentant l'état de fonctionnement (normal et anormal).

Au premier lieu on teste des signaux pris de la base d'apprentissage, car il convient de vérifier la capacité du réseau à les reconnaître, ensuite on teste des signaux différents de ceux de l'apprentissage.

- **Résultats de test des échantillons existants dans la base d'apprentissage :**

y =

0.9985	1.0004	0.9995	1.0000	0.0029	-0.0123	0.0142	-0.0075	-0.0062	0.0005	0.0016	0.0073
0.0004	0.0005	-0.0009	-0.0002	0.0000	0.0053	0.0018	0.0008	0.9930	1.0036	0.9968	0.9981
-0.0005	-0.0001	0.0004	0.9999	-0.0007	0.0010	-0.0009	1.0011	0.0004	-0.0018	0.0014	0.9994
-0.0004	-0.0000	0.9998	-0.0001	0.0003	-0.0046	1.0023	-0.0019	0.0011	0.0008	0.9998	0.0023
0.0004	1.0001	-0.0002	0.0002	-0.0003	1.0003	-0.0007	0.0001	0.0003	1.0015	-0.0014	-0.0002
1.0003	0.0000	-0.0001	0.0001	0.9999	0.0007	0.0004	0.0003	0.9996	-0.0006	0.0006	-0.0006
0.0006	-0.0001	0.0000	0.0000	-0.0021	0.0105	-0.0041	0.0043	-0.0027	-0.0002	0.0004	-0.0057
0.0000	-0.0004	0.0005	-0.0001	0.0009	-0.0008	-0.0009	-0.0007	0.0006	-0.0014	0.0008	0.0007
0.0007	0.0005	-0.0007	0.0001	-0.0013	-0.0020	-0.0033	0.0013	0.0048	0.0036	-0.0039	0.0004
0.0002	-0.0004	0.0007	-0.0000	0.9992	1.0033	0.9946	1.0024	1.0042	0.9975	1.0013	0.9978

- **Résultats de test avec des échantillons différents de ceux de la base d'apprentissage :**

z =

1.0005	1.0006	1.0017	0.9898	-0.0249	-0.0051	0.0108	-0.0075	0.0013	0.0005	0.0092	0.1462
0.0025	0.0004	-0.0018	-0.0472	0.0318	-0.0072	0.0058	0.0008	0.9990	1.0036	1.0075	1.3806
0.0044	0.0000	0.0034	1.0078	0.1193	0.0045	-0.0168	1.0011	0.0083	-0.0018	0.0123	0.3412
-0.0280	-0.0002	0.9857	-0.1008	0.0190	-0.0180	0.9292	-0.0019	-0.0028	0.0008	0.9434	-0.8320
-0.0146	1.0006	0.0051	0.0724	-0.0319	1.0047	-0.0006	0.0001	0.0159	1.0015	0.0395	0.7963
1.0381	-0.0004	0.0057	0.0204	0.8930	0.0061	0.0893	0.0003	0.9798	-0.0006	0.0054	0.6995
-0.0038	-0.0003	0.0032	0.0321	-0.0135	0.0213	-0.0052	0.0043	-0.0066	-0.0002	-0.0181	-0.4371
0.0326	-0.0014	0.0206	0.0368	0.0493	0.0552	0.1090	-0.0007	-0.0326	-0.0014	0.0520	1.4367
-0.0009	0.0007	-0.0055	0.0252	-0.0540	-0.0188	-0.0192	0.0013	0.0094	0.0036	-0.0163	-0.3423
-0.0284	0.0004	-0.0200	-0.0824	1.0427	0.9461	0.9050	1.0024	1.0291	0.9975	0.9736	0.1992

Conclusion :

Les résultats illustrés dans ce chapitre, nous ont permis d'arriver à des remarques importantes qui présentent un intérêt particulier pour notre application. Nous avons déduit que les résultats d'apprentissage dépendent du nombre de neurones de couche cachée, de nombre d'itérations et le du coefficient d'apprentissage. Et nous avons remarqué aussi que plus l'erreur est élevé plus il y a une grande différence entre les sorties désirées et les sorties des réseaux donc un apprentissage moins intéressant.

Conclusion générale

Dans ce mémoire, nous avons étudié la détection des défauts de roulements et de leur classification par l'analyse vibratoire. Cette étude a pour objectif d'améliorer les performances des machines tournantes en assurant leur fonctionnement nominal le plus longtemps possible.

Pour obtenir, à priori, des informations sur chaque défaut, nous avons procédé à des mesures spectrales caractéristiques des vibrations (fréquences principales, amplitudes et bandes de fréquence). Le choix de ces paramètres est justifié par leur variabilité en cas de présence d'un défaut de roulement car ce sont les grandeurs les plus caractéristiques de ces défauts.

L'utilisation d'une nouvelle approche dans notre application, qui est l'approche neuronale nous a permis de concevoir un réseau de neurone capable de détecter et de classifier automatiquement les défauts de roulements.

Notons que la diversité des réseaux existants et la multitude des domaines d'utilisation de la méthode connexionniste, rendent le problème du choix du réseau plus crucial pour la réalisation de n'importe quelle application. En effet, nous avons constaté que le réseau multicouche est plus adapté pour le cas étudié ; le réseau que nous avons utilisé possède une seule couche cachée et l'apprentissage se fait grâce aux propriétés de la rétro propagation.

Le développement de notre programme nous a permis de nous familiariser avec le langage de programmation MATLAB 7.0. Celui-ci facilite énormément le développement des applications.

Enfin, guise de perspective, il serait également très intéressant de reprendre ce travail en utilisant d'autres types de défauts prélevés sur des machines sur site. De même que l'utilisation d'autres outils de traitement tels que les chaînes de Markov et la logique floue peuvent être envisagés.

Annexes

%Programme d'application ☒

%Base d'apprentissage ☒

%Les vecteurs d'entrées P de réseau de neurone

P1= [2.106e+004 4.789e+007 4.274e+004];

P2= [4.298e+004 4.699e+007 8.352e+004];

P3= [0.3639e+004 6.398e+007 8.477e+004];

P4= [8.507e+004 5.439e+007 9.378e+004];

%-----

P5= [0.0001e+004 2.388e+007 4.228e+004];

P6= [3.519e+004 2.051e+006 4.248e+004];

P7= [3.477e+004 9.398e+006 4.253e+004];

P8= [1.401e+004 5.253e+006 4.253e+004];

P9= [1.459e+004 4.912e+006 4.339e+004];

P10= [0.3665e+004 8.693e+006 4.277e+004];

P11= [0.0036e+004 3.332e+006 4.339e+004];

P12= [0.3664e+004 4.54e+006 4.277e+004];

P13= [3.261e+004 9.175e+006 4.469e+004];

P14= [3.433e+004 2.612e+006 4.44e+004];

P15= [1.43e+004 3.7e+006 5.353e+004];

P16= [1.412e+004 9.917e+006 5.311e+004];

P17= [2.842e+004 1.263e+008 3.5805e+004];

P18= [2.833e+004 1.795e+008 3.5717e+004];

P19= [2.916e+004 3.05e+008 2.235e+004];

P20= [2.874e+004 1.763e+008 2.936e+004];

%-----

P21= [2.645e+004 2.13e+007 4.308e+004];

P22= [3.598e+004 2.607e+007 4.332e+004];

P23= [2.913e+004 3.73e+007 4.336e+004];

P24= [2.568e+004 2.904e+00 4.402e+004];

P25= [0.0001e+004 1.76e+007 4.331e+004];

```

P26= [2.63e+004  2.603e+006  4.449e+004];
P27= [1.426e+004  2.211e+006  4.564e+004];
P28= [1.407e+004  1.671e+007  4.077e+004];
P29= [2.935e+004  4.206e+007  3.491e+004];
P30= [2.883e+004  3.13e+007  3.3422e+004];
P31= [2.855e+004  5.104e+007  3.3075e+004];
P32= [2.877e+004  6.144e+007  3.273e+004];
P33= [0.6457e+004  4.106e+008  2.5865e+004];
P34= [0.6401e+004  4.361e+008  2.538e+004];
P35= [0.6319e+004  7.17e+004  2.6625e+004];
P36= [0.6234e+004  6.173e+008  2.5904e+004];

P=[P1' P2' P3' P4' P5' P6' P7' P8' P9' P10' P11' P12' P13' P14' P15' P16' P17' P18' P19' P20' P21' P22'
P23' P24' P25' P26' P27' P28' P29' P30' P31' P32' P33' P34' P35' P36'];

%-----
%Normalisation les vecteurs P (avec j=1:36 pour l'apprentissage et j=1:12 pour le test) seront normalisés avant présentation au réseau
% Pn=P normalisé
%-----
minP=min(P);
maxP=max(P);
for j=1:36
    Pn=2*(P(:,j)-minP(j))/(maxP(j)-minP(j))-1;
end
[Pn,minP,maxP]= premnmx (P);

```



```

P7= [3.477e+004  9.398e+006  4.253e+004];
P8= [1.401e+004  5.253e+006  4.253e+004];
P9= [2.645e+004  2.13e+007  4.308e+004];
P10= [3.598e+004  2.607e+007  4.332e+004];
P11= [2.913e+004  3.73e+007  4.336e+004];
P12= [2.568e+004  2.904e+00  4.402e+004];
%Vecteur d'entrée P pour le test
P= [P1' P2' P3' P4' P5' P6' P7' P8' P9' P10' P11' P12'];
minP=min(P);
maxP= max(P);
for j=1:12
    Pn=2*(P(:,j)-minP(j))/(maxP(j)-minP(j))-1;
end
[Pn,minP,maxP]=premnmx(P);
%Simulation du réseau
y=sim(net,P)
%test avec des signaux différents de ceux de la base d'apprentissage
P1= [2.116e+004  4.799e+007  4.274e+004];
P2= [4.308e+004  4.709e+007  8.352e+004];
P3= [0.3739e+004  6.408e+007  8.477e+004];
P4= [8.517e+004  5.449e+007  9.378e+004];
P5= [0.0101e+004  2.398e+007  4.228e+004];
P6= [3.529e+004  2.061e+006  4.248e+004];
P7= [3.487e+004  9.398e+006  4.253e+004];
P8= [1.401e+004  5.253e+006  4.253e+004];
P9= [2.655e+004  2.14e+007  4.308e+004];
P10= [3.598e+004  2.607e+007  4.332e+004];
P11= [2.913e+004  3.714e+007  4.336e+004];
P12= [2.568e+004  2.914e+007  4.402e+004];

```

```
% Normalisation des entrées ☐
P= [P1' P2' P3' P4' P5' P6' P7' P8' P9' P10' P11' P12'];
minP=min(P);
maxP=max(P);
for j=1:12
    Pn=2*(P(:,j)-minP(j))/(maxP(j)-minP(j))-1;
end
[Pn,minP,maxP]=premnmx(P);
%Simulation de réseau ☐
z=sim(net,P)
```

Les éléments d'une machine tournante :

Les machines tournantes sont des systèmes dans lesquels on peut distinguer un rotor, une structure et des liaisons comme le montre la figure suivante :

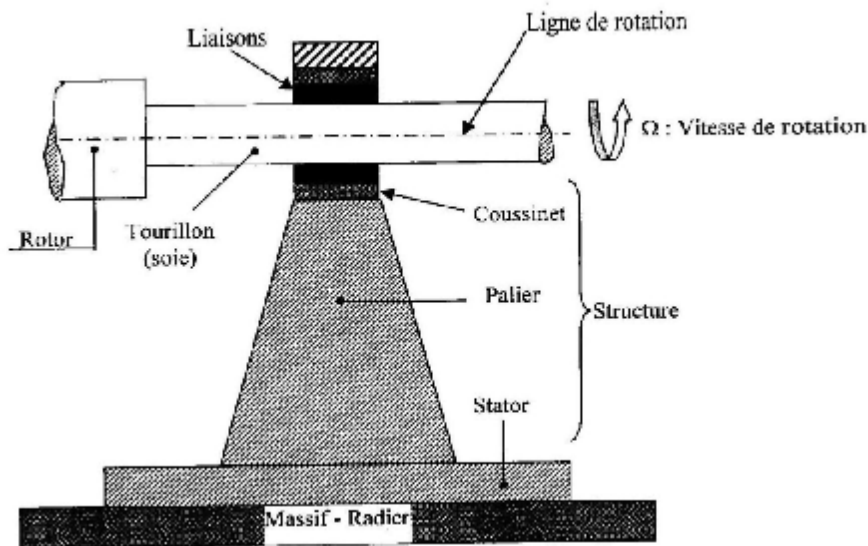


Figure : Eléments d'une machine tournante.

- **Le rotor :**

Le rotor est une structure dont les éléments tournent autour d'une ligne de rotation. Le rotor est fait de plusieurs matériaux (acier, cuivre, bois, plastique...), réalisé une fonction bien définie : manipulation de fluide, de solide, parcours dans un champ magnétique...

- **La structure :**

La structure non rotative comprend les éléments essentiels suivants :

- les coussins de faibles dimensions au droit des tourillons du rotor. des bagues peuvent être substitués aux coussinets : les roulements.
- les paliers qui relient les coussinets (bagues) au stator.
- le stator ou enveloppe de la machine ; il contient des éléments essentiels : circuit magnétique dans les machines électriques, ailettes pour les turbomachines...
- le massif des systèmes embarqués peut prendre des formes beaucoup plus variées que celle des systèmes terrestres dont les massifs sont liés aux radiers. Une interface adapte le stator au massif.

-le radier est un élément spécifique aux systèmes terrestres.il assure la liaison entre le massif et les sols et a pour mission de diminuer les pressions exercées au sol limites acceptables.

- **Les liaisons :**

Le rotor est lié à la structure non rotative par des liaisons qui assurent le guidage du rotor.les liaisons sont classées dans trois ensembles :

- les liaisons à fluide.
- les liaisons à roulements.
- les liaisons magnétiques.

L'électroérosion :

L'usinage par électro-érosion ou par étincelage, encore appelé EDM (Electric Discharge Machining), est un procédé d'usinage par enlèvement de matière.

L'avantage de cette technique réside dans le fait qu'elle permet un usinage d'une grande précision quelque soit la dureté du métal à usiner.

Ainsi, les machines d'électro-érosion sont particulièrement adaptées à l'usinage de précision ou à la réalisation des empreintes des moules pour l'injection.

On retrouve ces machines dans des secteurs tels que l'aéronautique, l'horlogerie, l'automobile, l'optique etc...



1) Principe de l'électro-érosion:

L'usinage par électroérosion est l'enlèvement de matière généré par une décharge électrique entre l'électrode pièce (la pièce doit donc être conductrice) et l'électrode outil.

Les 2 électrodes sont immergées dans un liquide isolant appelé le diélectrique:

- de l'eau dé-ionisée pour les machines de découpage EDM à fil,
- du pétrole ou de l'huile pour les machines EDM d'enfonçage.

L'espace entre l'électrode et la pièce est appelé le GAP. La tension de claquage et l'efficacité de l'usinage vont dépendre de plusieurs facteurs :

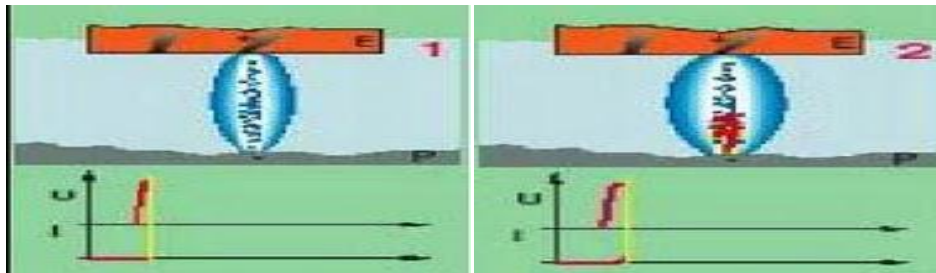
- la distance pièce/électrode (le Gap),

- pouvoir isolant du diélectrique,
- l'état de pollution du Gap.

2) Déroulements du processus d'usinage par étincelage:

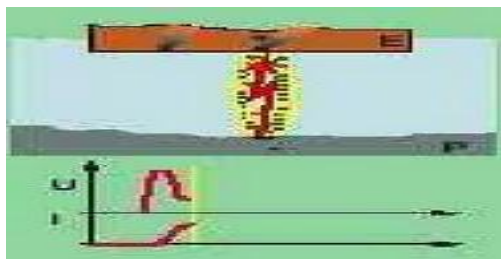
-1ère phase:

Du fait de la concentration des charges électriques (1-2), il y a une augmentation du champ électrique dans le GAP, et les ions et électrons sont donc fortement accélérés.



-2ème phase:

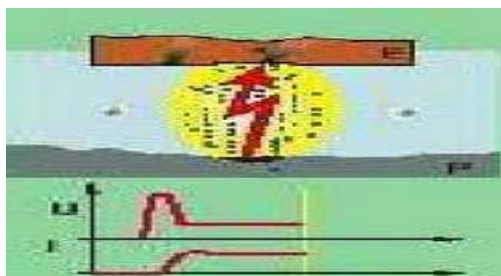
Les ions et électrons sous l'effet de l'accélération se concentrent et finissent par former un canal ionisé permettant la circulation du courant (3).



L'intensité du courant augmente alors très rapidement et il en résulte une augmentation importante de la pression et de la température.

- 3ème phase :

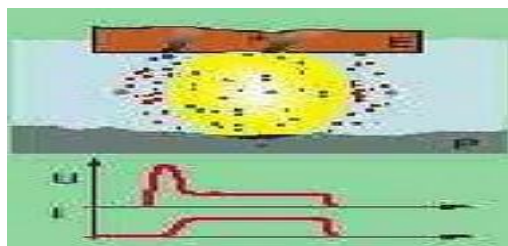
Une zone de plasma se forme, atteignant une température de 7000 à 8 000 degrés (4) et une pression d'environ 40 bars.



Le plasma provoque la fusion locale d'une certaine quantité de matière à la surface des électrodes, formant ainsi un petit cratère.

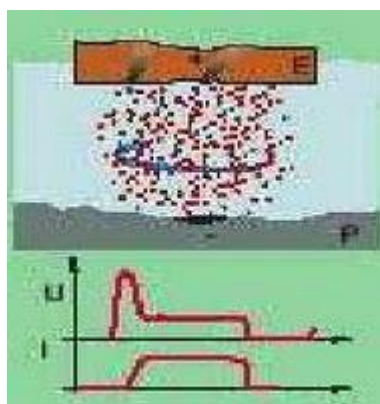
- 4ème phase:

Lorsque le courant est ensuite interrompu, la chute brutale de la température entraîne l'implosion de la bulle de plasma (5) et la matière fondue est projetée.



- 5ème phase :

La matière érodée se solidifie dans le diélectrique sous forme de petites billes (6).



3) Machines EDM fil et EDM enfonçage :

Il y a 2 types de machine d'usinage par électro-érosion :

- **L'électro-érosion par enfonçage** : dans laquelle une électrode de forme complémentaire à la forme à usiner s'enfonce dans la pièce.
- **L'électro-érosion par fil** : où un fil conducteur animé d'un mouvement plan et angulaire découpe une pièce suivant une surface réglée.

Les caractéristiques communes aux machines EDM sont les suivantes :

- Usinage de matériaux conducteurs
- Possibilité d'usinage de matériaux très durs – pas de limite de dureté
- Pas d'effort mécanique à l'enlèvement de matière
- Relativement lent.

Bibliographie

Bibliographie :

Ouvrages:

- [1] ALAIN BOULENGER « *Maintenance Conditionnelle* ». Edition Dunod, Paris, 2008.
- [2] J .M.MARTINEZ et DREYTUS.G « *Réseaux de neurones : Méthodologie et applications* ». Edition Eyrolles, 2000.
- [3] QUINQUIS, ANDRE « *Le traitement de signal sous MATLAB : pratique et application*». Edition : Hermes, 2000.
- [4] GILLES ZWINGELSTEIN « *Diagnostic des défaillances : théorie et pratique pour les systèmes industriels* ». Edition :Hermez ,Paris, 1995
- [4] HERVE ABDI « *Les réseaux de neurones* ». Presse Universitaires de Grenoble, 1994

Thèses :

- [5] BOUCHERK KAHINA et HAMDID NAÏMA « *Traitement des signaux vibratoires : Application au diagnostic des défaillances* » Mémoire d'ingénieur d'électronique UMMTO 2009.
- [6] OUSLIMANI FARIDA « *Classification des signaux par les réseaux de neurones* » Mémoire d'ingénieur d'électronique UMMTO 2003.
- [7] LABAL AMINA et KHELIFI FARIZA « *Méthode combinée : Ondelettes, Réseaux de neurones pour la classification de s signaux électro cardiographiques* » Mémoire d'ingénieur d'électronique UMMTO, 2004.
- [8] SALHI NEDJMA « *Surveillance e t diagnostic d'une chaîne de production par les réseaux de neurones artificiels* ». Mémoire de magister université M'Hamed Bougara – Boumerdes, 2008.

Sites internet :

<http://www.dontveter.com/bpr/public.html>

<http://www.eecs.case.edu/laboratory/bearing/cwruf flash.htm>