

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



Faculté de Génie de la Construction
Département de Génie Mécanique
Mémoire de Master

Filière : Electromécanique

Spécialité : Maintenance Industrielle

Présenté par :

Mr. IREKTI Anis

Mr. BELHADEF Aboubakeur

Thème :

**Détection et classification des défauts
des machines tournantes par les
réseaux de neurones artificielles**

Soutenu le : 17 /01/2022 devant le jury :

Mr. NAIT OUSLIMANE Ahmed	MCB	UMMTO	Président
Mr. CHERABI Bilal	MCB	UMMTO	Encadreur
Mr. BELGAID Hocine	MCB	UMMTO	Examineur

Année Universitaire : 2020/2021

Remerciements

A l'issue de ce travail nous tenons à exprimer toute notre gratitude et nos remerciements à notre promoteur Dr B. CHERABI pour nous avoir proposé ce sujet et avoir soutenu et dirigé tout au long de ce travail.

Nos vifs remerciements aux membres de jury ; Dr. A. NAIT OUSLIMANE et Dr. H. BELGAID, pour nous avoir fait l'honneur d'examiner notre travail.

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

Dédicaces

Signe de reconnaissance, nous dédions ce travail

A nos chers parents, qui ont consacré leur vie pour veiller à notre bien-être.

A toute la famille BELHADEF et IREKT9

A tous nos camarades et nos amis

A tous ceux qui nous sont chères.

Résumé

La maintenance des machines tournantes par l'analyse des vibrations a considérablement évolué ces dernières années grâce aux techniques avancées de l'intelligence artificielle, ces techniques permettent de détecter à un stade précoce l'existence d'une anomalie en passant par l'analyse des signaux comme l'amplitude, la fréquence et la bande passante du signal. Ce travail s'inscrit dans la thématique de la détection et la classification des défauts mécaniques des machines tournantes au niveau des roulements.

L'objectif de notre travail est de détecter et classifier les anomalies qui peuvent survenir dans une machine au niveau des roulements (bille, cage, bague extérieur) en utilisant une technique d'intelligence artificielle basée sur les réseaux de neurones artificiels (RNA).

L'implémentation numérique du problème posé avec la méthode proposée (RNA) est validée en passant par une étude de l'influence des différents paramètres du code Matlab en vue d'améliorer la qualité de l'apprentissage automatique. Les résultats obtenus montrent la pertinence de la méthode proposée.

Mots clés : Maintenance industrielle, machine tournante, roulements, intelligence artificielle, réseaux de neurones, Matlab.

Abstract

The maintenance of rotating machines by vibration analysis has evolved considerably in recent years thanks to advanced techniques of artificial intelligence; these techniques make it possible to detect at an early stage the existence of an anomaly through the definition of the signals. like amplitude, frequency and bandwidth of the signal. This work falls within the theme of the detection and classification of mechanical faults in rotating machines at the bearing level.

The objective of our work is to detect and classify the anomalies that can occur in a machine at the level of bearings (ball, cage, outer ring) using an artificial intelligence technique based on artificial neural networks (ANN).

The numerical implementation of the problem posed with the proposed method (ANN) is validated through a study of the influence of the various parameters of the Matlab code with a view to improving the quality of machine learning. The results obtained show the relevance of the proposed method

Keywords: Industrial maintenance, rotating machine, bearings, artificial intelligence, neural networks, Matlab.

Table des matières

Liste des figures	II
Liste des abréviations	III
Introduction générale.....	1
Chapitre I Généralités sur la maintenance et le diagnostic industriels.....	3
I.1 Introduction.....	4
I.2 Concepts et terminologies.....	4
I.2.1 Le défaut	4
I.2.1.1 Classification des défauts.....	4
I.2.2 La dégradation	4
I.2.3 La défaillance	5
I.2.4 La panne.....	5
I.3 La maintenance industrielle	5
I.3.1 La maintenance préventive	6
I.3.1.1 La maintenance conditionnelle	6
I.3.1.2 La maintenance prévisionnelle	6
I.3.1.3 La maintenance systématique	6
I.3.2 La maintenance corrective	6
I.3.2.1 La maintenance palliative	6
I.3.2.2 La maintenance curative	7
I.3.3 Les niveaux de la maintenance	7
I.4 Diagnostic industriel	8
I.4.1 Les différentes étapes techniques du diagnostic	9
I.4.1.1 L'extraction des informations	9
I.4.1.2 L'élaboration des caractéristiques et signatures	10
I.4.1.3 La mise en œuvre d'une méthode	11
I.4.1.4 La prise de décision	11
I.4.2. Classification des méthodes de diagnostic.....	11
I.4.2.1 Méthodes de raisonnement	11
I.4.2.2 Méthodes internes de diagnostic	11
I.4.2.3 Méthodes externes de diagnostic	12
I.5 Conclusion	13
Chapitre II Généralités sur les machines tournantes	14
II .1 Introduction	15
II .2 Définitions d'une machine tournante	15

II .3 Classification des machines tournantes	17
II.3.1 Classification selon le nombre (n) de liaisons	17
II.3.1 Classification selon l'état (rigide ou flexible)	17
II.4 Les principaux défauts des machines tournantes.....	18
II .4.1 Le déséquilibre (défaut de balourd).....	18
II .4.1.1 Balourd statique	19
II.4.1.2 Balourd dynamique.....	19
II .4.2 Défaut d'alignement	20
II .4.2.1 Désalignement d'arbres accouplés	20
II .4.3 Défauts d'un mauvais serrage mécanique	21
II .4.4 Défauts de transmission par courroies.....	21
II.4.5 Jeu mécanique.....	22
II.4.6 Défauts d'engrenages.....	22
II.4.7 Défauts de roulements	26
II.4.7.1 L'usure.....	27
II.4.7.2 Le piquetage	27
II.4.7.3 Le grippage	28
II.4.7.4 Jeu de roulement.....	29
II.4.7.5 La corrosion.....	29
II.4.7.6 Les contraintes mécaniques	29
II.4.7.7 La mauvaise lubrification	30
II .5 VIBRATIONS MECANIQUES	30
II.5.1 Définition du Vibration	30
II.5.2 Les caractères d'une vibration.....	31
II.5. 3 Différentes formes de vibration.....	31
II.5. 3.1 Vibration harmonique.....	31
II .5. 3.2 Vibration périodique.....	32
II.5. 3.3 Vibration apériodique	32
II.6 Les capteurs de vibration.....	32
II.6.1 Définition.....	32
II.6.1 Type des capteurs	32
II.6.1.1 Capteur de déplacement.....	32
II .6.1.2 Capteur de vitesse	33
II.6.1.3 Capteur d'accélération	33
II.6.2 Les grandeurs de mesure	34
II .6.2.1 Déplacement	34
II .6.2.2 Vitesse	34

II .6.2.3 Accélération.....	34
II .6.3 Modes de détection.....	35
II .7 Conclusion.....	35
Chapitre III Les Réseaux de Neurones Artificiel	36
III.1 Introduction	37
III.2 Historique	37
III.3 Le neurone biologique.....	38
III.3.1 Définition	38
III.3.2 Physiologie du neurone	40
III.4 Le neurone artificiel	40
III.4.1 Définition	40
III.4.2 Les fonctions d'activations.....	41
III.5 Fonctionnement d'un neurone artificiel	42
III.6 Classification des neurones artificiels	42
III.7 Propriétés des réseaux de neurones	43
III.8 Architecture des réseaux de neurones	43
III.8.1 Réseaux de neurones statiques	43
III.8.1.1 Réseaux monocouche	44
III.8.1.2 Réseaux multicouches (MLP)	44
III.8.1.3 Réseaux à model radiale.....	45
III.8.1.4 Réseaux bouclés (dynamique).....	46
III.8.1.5 Réseaux détecteurs de caractéristiques	47
III.8.1.6 Réseaux de Kohonen	47
III.8.1.7 Réseaux à connexions symétriques (réseau de Hopfield)	47
III.9 Apprentissage des réseaux de neurones.	48
II.9.1 Apprentissage supervisé	48
III.9.2 Apprentissage auto organisation	48
III.9.3 Apprentissage par renforcement (semi – supervisé)	49
III.9.4 Règles d'apprentissage.	49
III.9.4.1 Règle de Hebb	49
III.9.4.2 Règle de Delta (Windrow -Hoff).....	50
III.9.4.3 Règle d'apprentissage compétitive	51
III.9.4.4 Règle de correction d'erreurs.....	51
III.9.4.5 Règle de rétropropagation	51
III.9.5 Algorithme de la rétro-propagation du gradient (RPG)	52
III.10 Application des réseaux de neurones	55

III.11 Conclusion.....	57
Chapitre IV Simulation et résultats.....	58
IV.1 Introduction	59
IV.2 Description de MATLAB	59
IV. 3 Présentation de la problématique	60
IV.4 Implémentation numérique du problème posé.....	60
IV.5 Base des données	60
IV.6 Lancement de l'apprentissage	60
IV.6.1 Variation de nombre de neurones de la couche cachée.....	62
IV.6.2Variation de taux d'apprentissage.....	64
IV.6.3 Variation de nombre de répétition dans les neurones	66
IV.7 Conclusion	68
Conclusion générale	70
Références Bibliographiques.....	73
Annexe	76

Liste des figures

Chapitre I Généralités sur la maintenance et le diagnostic industriels

Figure (I-1) Organigramme de la maintenance	5
Figure (I-2) Organigramme des différentes étapes techniques de diagnostic.....	9

Chapitre II Généralités sur les machines tournantes

Figure (II- 1) Rotor.....	15
Figure (II- 2) La structure non rotative d'un moteur	16
Figure (II- 3) Organigramme de classification des machines tournantes.....	17
Figure (II- 4) Tolérances d'usinage sur un rotor	18
Figure (II- 5) Spectre théorique d'un défaut de balourd	19
Figure (II- 6) Balourd statique	19
Figure (II- 7) Balourd dynamique	19
Figure (II- 8) Image vibratoire d'un défaut d'alignement radial.....	20
Figure (II- 9) Image vibratoire d'un défaut d'alignement angulaire	21
Figure (II- 10) défaut de courroie.....	22
Figure (II- 11) jeu mécanique.....	22
Figure (II- 12) défaut d'usure	23
Figure (II- 13) défaut de piqures	23
Figure (II- 14) défaut de fissuration	24
Figure (II- 15) Défauts d'écaillage.....	24
Figure (II- 16) Défauts de fracture	24
Figure (II- 17) Représentation fréquentielle d'une denture correcte	25
Figure (II- 18) Représentation fréquentielle d'une seule dent détériorée sur un pignon	25
Figure (II- 19) Représentation fréquentielle d'un Ensemble des dentures détériorées	26
Figure (II- 20) les composants d'un roulement.....	26
Figure (II- 21) L'usure d'un roulement	27
Figure (II- 22) le piquetage d'un roulement	28
Figure (II- 23) le grippage d'un roulement	28
Figure (II- 24) jeu de roulement.....	29
Figure (II- 25) la corrosion d'un roulement	29
Figure (II- 26) Lubrification d'un roulement.....	30
Figure (II- 27) capteur de déplacement	33
Figure (II- 28) capteur de vitesse	33
Figure (II- 29) capteur d'accélération	34

Chapitre III Réseaux de neurones artificiels

Figure (III- 1) constituant d'un neurone biologique	39
Figure (III- 2) Physiologie du neurone biologique.....	40
Figure (III- 3) neurone artificiel	41
Figure (III- 4) les fonctions d'activation.....	41
Figure (III- 5) neurone formel	42
Figure (III- 6) Réseau de neurones multicouches	44
Figure (III- 7) Réseau monocouche	44
Figure (III- 8) Réseau multicouches (MLP).....	45
Figure (III- 9) Réseau de Kohonen	47
Figure (III- 10) Apprentissage supervisé.....	48
Figure (III- 11) Apprentissage auto organisation	49

Chapitre IV Simulation et résultats

Figure (IV- 1) représentation de la régression.....	61
Figure (IV- 2) 1 er cas variation de nombre de neurone dans les couches cachées	62
Figure (IV- 3) 2eme cas de variation de nombre de neurone.....	63
Figure (IV- 4) 1er cas variation de Taux d'apprentissage	64
Figure (IV- 5) 2eme cas de la variation de Taux d'apprentissage	65
Figure (IV- 6) 1er cas de la variation de répétition dans chaque neurone.....	66
Figure (IV- 7) 2eme cas de la variation de répétition dans chaque neurone	67

Liste des abréviations

RNA : Réseaux de Neurones Artificiels

LF : Logique Flou

NP : Non-déterministe Polynomiale

MLP : MultiLayer Perceptron

PMC : Perceptron MultiCouche

NARX: Nonlinear AutoRegressive with eXogenous input

RPG : Rétro-Propagation du Gradient

NN: Neural Network

ANN: Artificial Neural Network

Introduction Générale

Introduction générale

La détection et le diagnostic automatique des défauts sont devenus des techniques cruciales dans l'industrie en raison de l'intégration des procédures intelligentes dans les systèmes de surveillance des machines, cela consiste à mesurer l'état d'une machine tout au long de son fonctionnement afin de s'intervenir que lorsque les paramètres obtenus imposent la nécessité.

La surveillance de l'état de la machine, la détection précoce des défauts, le diagnostic et la classification sont des sujets extrêmement importants dans le domaine de l'ingénierie. Une meilleure surveillance de la machine et l'utilisation d'une méthode de détection des défauts permettront une meilleure sécurité, une fiabilité accrue et une réduction des coûts de fonctionnement des différents systèmes d'ingénierie.

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.

Alors, Des techniques d'intelligence artificielle ont été proposées pour des stratégies de maintenance prédictives de composantes de machines. 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 machine.

L'objectif de notre travail est d'appliquer cette méthode dans le diagnostic et la détection des défauts dans les machines tournantes au niveau des roulements. Notre contribution consiste à améliorer un programme d'apprentissage basé sur les réseaux de neurones.

Pour arriver à notre intérêt, nous avons articulé cette étude au tour de quatre chapitres :

Dans le premier chapitre nous présenterons les concepts généraux relatifs à la surveillance et au diagnostic, ainsi que les différentes méthodes utilisées pour la surveillance industrielle et le diagnostic.

Le second chapitre se présente comme une entrée en matière générale dans le domaine des machines tournantes, où après la mise en évidence de la criticité de leurs applications, les différentes défaillances pouvant altérer leur fonctionnement, ainsi que des techniques et des moyens actuels mis en place pour leur surveillance seront décrits.

Dans le troisième chapitre nous décrirons tous les concepts de base relatifs aux réseaux de neurones. Afin de clarifier aux lecteurs cette approche. Nous parlerons des différents types de réseaux de neurones et de l'apprentissage.

Le dernier chapitre contient tout les résultats de la simulation relative à la détection et la classification des défauts de roulement.

Enfin, une conclusion générale est donnée, dans laquelle nous discutons les résultats obtenus ainsi que les perspectives qui pourront constituer la suite de notre travail.

Chapitre I

Généralités sur la maintenance et le diagnostic industriels

I.1 Introduction

A l'instant de l'apparition d'un défaut dans un processus, il doit être détecté. Dans ce cas le système de détection du défaut doit indiquer l'existence d'une anomalie dans les équipements de réalisation du processus.

Dans ce chapitre nous présenterons les concepts généraux relatifs à la surveillance et au diagnostic, et leurs différentes méthodes utilisées, ainsi, nous définissons les notions de base en maintenance industrielle nécessaires à la compréhension de notre travail.

I.2 Concepts et terminologies

I.2.1 Le défaut

Un défaut, est tout écart entre la caractéristique observée sur le dispositif et la caractéristique de référence lorsque celui-ci est en dehors des spécifications.[1]

I.2.1.1 Classification des défauts

➤ **Défaut Critique**

Un défaut critique est un défaut susceptible de causer des blessures à l'utilisateur final du produit ou à d'autres personnes à proximité immédiate de son utilisation.[1]

➤ **Défaut Majeur**

Un défaut majeur correspond à tout défaut à l'exception des défauts critiques, susceptibles d'entraîner une défaillance ou pouvant réduire l'utilisation du produit.[1]

➤ **Défaut Mineur**

Un défaut mineur correspond à un défaut qui ne réduise pas la possibilité de l'utilisation du produit et ayant peu de conséquence pour son utilisation. Cependant, il reste tout de même un défaut de fabrication qui ne respecte pas le niveau de qualité attendu. [1]

I.2.2 La dégradation

Une dégradation représente une perte de performances d'une des fonctions assurées par un équipement.

Si les performances sont au-dessous du seuil d'arrêt défini dans les spécifications fonctionnelles de cet équipement, il n'y a plus de dégradation mais une défaillance. [2]

I.2.3 La défaillance

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

On peut classer les défaillances selon leur degré de sévérité par: [2]

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

I.2.4 La panne

Une panne est l'inaptitude d'une entité (composant ou système) à assurer une fonction requise. Si nous écartons la possibilité d'erreurs de conception, la définition précédente implique que toute défaillance entraîne une panne. La défaillance correspond à un événement et la panne à un état. Sur le plan temporel, la défaillance correspond à une date et la panne à une durée comprise entre la date d'occurrence de la défaillance et la date de fin de réparation. [2]

I.3 La maintenance industrielle

Ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise. [3]

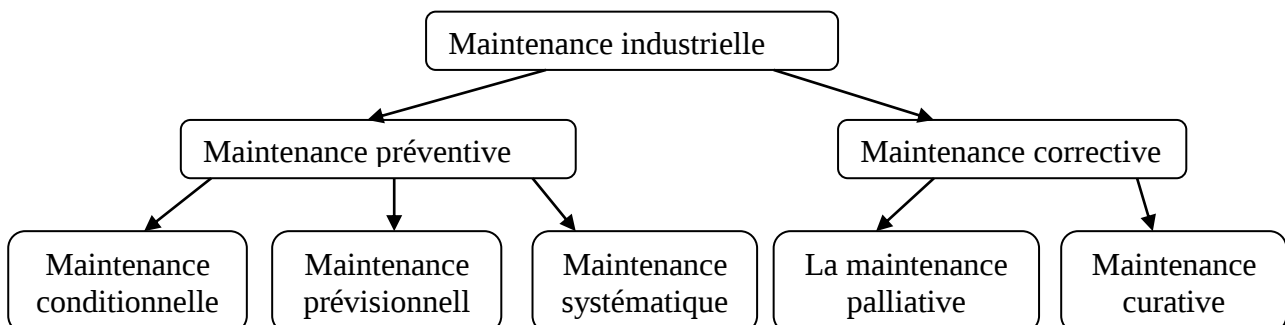


Figure (I-1) Organigramme de la maintenance

I.3.1 La maintenance préventive

C'est une maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinés à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien, elle est subdivisée en : [3]

I.3.1.1 La maintenance conditionnelle

C'est une maintenance préventive basée sur une surveillance du fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement et intégrant les actions qui en découlent

I.3.1.2 La maintenance prévisionnelle

C'est une maintenance conditionnelle exécutée en suivant les prévisions extrapolées de l'analyse et de l'évaluation de paramètres significatifs de la dégradation du bien

I.3.1.3 La maintenance systématique

C'est une maintenance préventive exécutée à des intervalles de temps préétablis ou selon un nombre défini d'unités d'usage mais sans contrôle préalable de l'état du bien

I.3.2 La maintenance corrective

C'est une maintenance corrective maintenance exécutée après la détection d'une panne, elle est destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise. [3]

I.3.2.1 La maintenance palliative

C'est un ensemble d'activités de maintenance corrective destinées à permettre à un bien d'accomplir provisoirement une fonction ou partie d'une fonction requise, elle est appelée couramment dépannage.

La maintenance palliative est principalement constituée d'actions à caractère provisoire qui doivent être suivies d'actions curatives [3].

I.3.2.2 La maintenance curative

Est un ensemble d'activités de maintenance corrective ayant pour objet de rétablir un bien dans un état spécifié ou de lui permettre d'accomplir une fonction requise. Le résultat des activités réalisées doit présenter un caractère permanent.

Ces activités pouvant être des réparations, des modifications ou aménagement ayant pour objet de supprimer les défaillances [3].

I.3.3 Les niveaux de la maintenance

Pour mettre en œuvre une organisation efficace de la maintenance et prendre des décisions comme gestionnaire dans des domaines tel que la sous-traitance le recrutement de personnel approprié, les niveaux de maintenance sont définis en fonction de la complexité des travaux. [3]

Les cinq niveaux sont classés comme suit :

- **NIVEAU 1**

Actions simples nécessaires à l'exploitation et réalisées sur des éléments facilement accessibles en toute sécurité à l'aide d'équipements de soutien intégrés au bien.

Ce type d'opération peut être effectué par l'utilisateur du bien avec, le cas échéant, les équipements de soutien intégrés au bien et à l'aide des instructions d'utilisation. [3]

- **NIVEAU 2**

Actions qui nécessitent des procédures simples et/ou des équipements de soutien (intégrés au bien ou extérieurs) d'utilisation ou de mise en œuvre simple.

Ce type d'actions de maintenance est effectué par un personnel qualifié avec les procédures détaillées et les équipements de soutien définis dans les instructions de maintenance. [3]

- **NIVEAU 3**

Opérations qui nécessitent des procédures complexes et/ou des équipements de soutien portatifs, d'utilisation ou de mise en œuvre complexes.

Ce type d'opération de maintenance peut être effectué par un technicien qualifié, à l'aide de procédures détaillées et des équipements de soutien prévus dans les instructions de maintenance. [3]

- **NIVEAU 4**

Opérations dont les procédures impliquent la maîtrise d'une technique ou technologie particulière et/ou la mise en œuvre d'équipements de soutien spécialisés.

Ce type d'opération de maintenance est effectué par un technicien ou une équipe spécialisée à l'aide de toutes instructions de maintenance générales ou particulières. [3]

- **NIVEAU 5**

Opérations dont les procédures impliquent un savoir-faire, faisant appel à des techniques ou technologies particulières, des processus et/ou des équipements de soutien industriels.

Ce type d'opérations de maintenance (rénovation, reconstruction, etc.) est effectué par le constructeur ou par un service ou société spécialisée avec des équipements de soutien définis par le constructeur et donc proches de la fabrication du bien concerné. [3]

I.4 Diagnostic industriel

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

I.4.1 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 l'organigramme suivant :

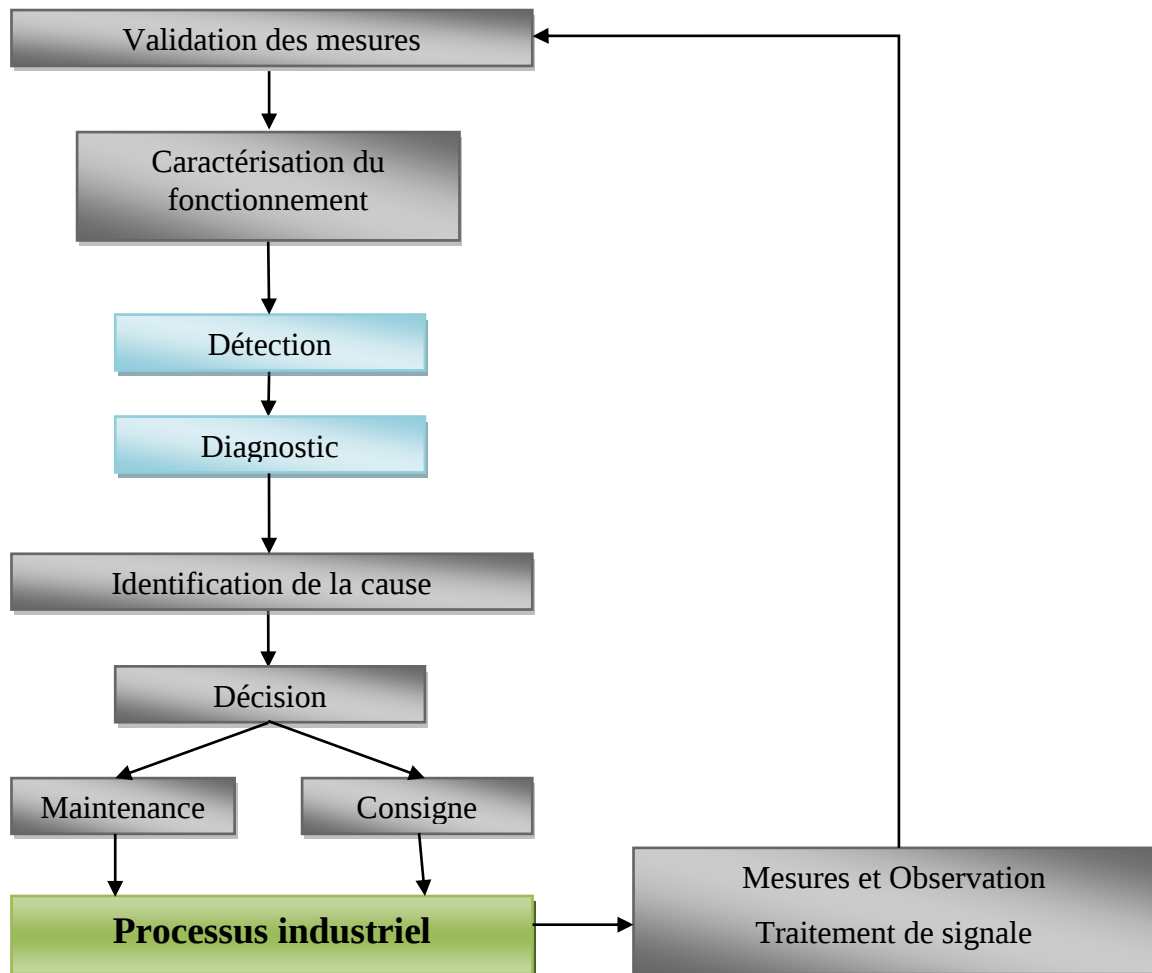


Figure (I-2) Organigramme des différentes étapes techniques de diagnostic

I.4.1.1 L'extraction des informations

L'extraction des informations nécessaires à la mise en forme des caractéristiques Associées aux fonctionnements normaux et anormaux, à partir des moyens de mesures appropriées ou d'observations réalisées hors des rondes par les personnels de surveillance. [17]

Deux façons pour estimer la grandeur physique :

1. mesure directe : utilisation de capteurs
2. mesure indirecte : Estimateur d'état.

I.4.1.2 L'élaboration des caractéristiques et signatures

L'élaboration des caractéristiques et signatures associées à des symptômes révélateurs de défaillances et de dégradations en vue de la détection d'un dysfonctionnement. [17]

I.4.1.2.1 Validation des mesures

C'est l'opération qui consiste à engendrer une information représentant une grandeur physique, qui sera considérée crédible et fiable par les utilisateurs : les opérateurs et les systèmes de diagnostic. [15]

I.4.1.2.2 Méthodes pour la détection et la validation de mesures invalides

Méthodes classiques : [18]

- La redondance directe
- La comparaison avec un seuil statique
- Le vote majoritaire
- Le test de certaines caractéristiques
- La comparaison avec des seuils dynamiques
- Le test de certaines caractéristiques
- L'étalonnage systématique des capteurs.

I.4.1.2.3 Les principales signatures

Dans les industries, souvent les paramètres à surveiller sont les effets induits par le fonctionnement même de la machine : effets dont l'amplification traduit sinon une défaillance, au moins une dégradation de la machine. Les types de signatures les plus utilisées sont : [18]

- a. Signature vibratoire
- b. Signature acoustique
- c. Signature par émission acoustique
- d. Signature ultrasonore
- e. Signature par analyse des lubrifiants.

I.4.1.3 La mise en œuvre d'une méthode

La mise en œuvre d'une méthode de diagnostic de la défaillance ou de dégradation à partir de l'utilisation des connaissances sur les relations de cause à effet. [15]

I.4.1.4 La prise de décision

La prise de décision en fonction des conséquences futures des défaillances et des dégradations. Cette prise de décision peut conduire à un arrêt de l'installation si ces conséquences sont importantes. [16]

I.4.2. Classification des méthodes de diagnostic

Si la prise de décision conduit à déclarer le processus défaillant, il convient alors de sélectionner une méthode de diagnostic. [17]

I.4.2.1 Méthodes 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. [17]

- **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.4.2.2 Méthodes internes de diagnostic

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."). [17]

- **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.4.2.3 Méthodes externes de diagnostic

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 : [17]

- **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'autres termes, 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.

- **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.

- **Le neuroflou**

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

I.5 Conclusion

Dans ce présent chapitre, d'une manière générale, nous avons présenté des définitions relatives sur le diagnostic des systèmes. En effet on a présenté les étapes nécessaires à la mise en place d'un système d'analyse de la problématique du diagnostic.

Dans ce travail on déduit que les méthodes externes du diagnostic des défaillances sont bien adaptées au système à étudier car la modélisation physique des systèmes industriels ne peut pas être réalisée. Parmi les méthodes externes, la technique des réseaux de neurones artificiels a été retenue pour la surveillance et le diagnostic des systèmes de production. Cette dernière est parmi les techniques les plus couramment utilisées dans le domaine de surveillance et du diagnostic industriels, en raison de leurs avantages et de leur simplicité à s'adapter sur des cas réels.

Chapitre II

Généralités sur les machines tournantes

II .1 Introduction

Dans ce chapitre, nous avons présenté un rappel sur les machines tournantes ; une description générale, définitions, composition et différents défauts qui appartiennent dans les machines tournantes. Ainsi une représentation de quelque notion fondamentale sur les vibrations mécaniques.

II .2 Définitions d'une machine tournante

Une machine est un ensemble des pièces mécaniques, hydrauliques ou électriques concourant à exercer une ou plusieurs fonctions données et, en particulier, l'application d'une force modulée ou non, destinée à vaincre une résistance ou à assurer un mouvement avec ou sans transmission de force.

Les machines tournantes sont des systèmes dans lesquels on peut distinguer : un rotor, une structure, des liaisons. [5]

Le rotor

Est une structure dont les éléments tournent autour d'une ligne de rotation définie en fonction de l'état mécanique de ce dernier, en général distincte d'un axe (ligne droite). Le rotor fabriqué avec plusieurs matériaux (acier, cuivre, bois, plastique...) réalise une fonction bien définie : (manipulation fluide, de solide, parcours dans un champ électromagnétique, ...etc.). [5]



Figure (II- 1) Rotor

La structure



Figure (II- 2) La structure non rotative d'un moteur

La structure non rotative comprend les éléments essentiels suivants : [5]

- **Les coussinets** : ils sont de faible dimension au droit des tourillons des rotors. Des bagues peuvent être substituées aux coussinets (roulements).
- **Les paliers** : relient les coussinets (bagues) au stator
- **Le stator** : (enveloppe de la machine) : il contient les éléments essentiels, à savoir les circuits magnétiques dans les machines électriques, les ailettes pour les turbomachines.
- **Le massif** : il peut prendre des formes beaucoup plus variées que celles des systèmes terrestres dont les massifs sont liés au radier, Une interface adapte le stator au massif. Cette adaptation exige de résoudre un problème qui relève de la suspension des machines dont on peut dépendre de la tranquillité vibratoire, spécialement celle de l'environnement
- **Le radier** : c'est un élément spécifique au système. Il assure la liaison entre le massif et le sol et a pour mission de diminuer les pressions exercées au sol dans des limites acceptables. C'est par lui que les séismes perturbent les machines tournantes ; il peut être responsable de certains déformations entre les paliers

Les liaisons

Le rotor est lié à la structure non rotative par des liaisons qui assurent le guidage des rotors.

Les liaisons sont classées dans trois ensembles : à fluide, à roulements, magnétique.

- **Les liaisons fluides** : ce sont les paliers lisses, en fait c'est l'huile de lubrification qui constitue la liaison entre le rotor et le coussinet. Pendant le fonctionnement, des rotors montés

sur des paliers lisses, c'est à l'huile de lubrification (de grande viscosité) d'apporter plus d'amortissement indispensable au fonctionnement tranquille des machines tournantes.

- **Les liaisons à roulements** : la bague intérieure est montée sur le rotor et la bague extérieure dans le palier, la liaison s'organise par un épilâmes entre les billes et les bagues.
- **Les liaisons magnétiques** : sont utilisées dans les machines-outils, les machines des satellites, celles de la médecine, les volants d'inertie embarqués pour la restitution d'énergie

II .3 Classification des machines tournantes

Les machines tournantes peuvent être classées selon plusieurs critères à savoir :

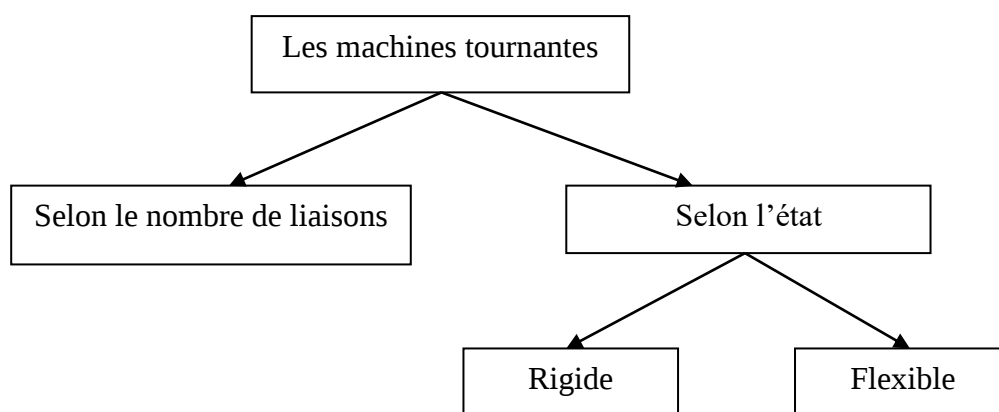


Figure (II- 3) Organigramme de classification des machines tournantes

II.3.1 Classification selon le nombre (n) de liaisons

Les liaisons disposées dans les paliers guident le rotor par rapport au stator avec deux liaisons, les forces moyennes (statiques) applique sur chacune d'elles sont déterminées à partir des forces appliquées sur le rotor dans une direction donnée par rapport à l'axe qui joint le centre des liaisons, cette configuration est dite isostatique. Si le nombre de liaisons est supérieur à deux, les forces appliquées sur les liaisons dépendent des impédances au droit des liaisons, cette configuration est dite hyperstatique. [5]

II.3.1 Classification selon l'état (rigide ou flexible)

Les matériaux qui constituent les rotors étant doués de masse et élasticité, les rotors se déforment sous l'action des forces centrifuges dues aux balourds et à la vitesse de rotation.

Cependant lorsque les déformations sont faibles, il est possible de considérer le rotor en état rigide, tout état non-rigide est dite flexible. [5]

II.4 Les principaux défauts des machines tournantes

L'identification d'anomalies à un stade précoce, le suivi de leurs évolutions et le diagnostic de l'état d'une machine ne sont possibles que si, préalablement, l'on connaît les symptômes vibratoires associés à chaque défaut susceptible de l'affecter, c'est à dire si l'on connaît les images vibratoires induites par ces défauts. [6]

II .4.1 Le déséquilibre (défaut de balourd)

Quel que soit le soin apporté à la construction des machines, il n'est pas possible de faire coïncider l'axe de rotation avec le centre de gravité de chaque tranche élémentaire du rotor [figure II.3].

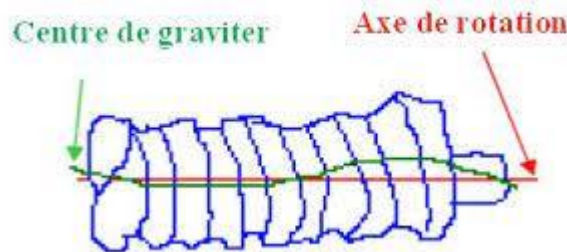


Figure (II- 4) Tolérances d'usinage sur un rotor

Ce balourd provient généralement de défauts d'usinage, d'assemblage et de montage, ou sont la conséquence : [6]

- D'une altération mécanique : perte d'ailette, érosion ou encrassement.
- D'une altération thermique : déformation suite à des dilatations différentes des matériaux constituant le rotor ou à des différences de température localisées ...

Généralement, le spectre est issu d'une mesure prise radialement (souvent dans la direction radiale Horizontale).

Le balourd va induire, dans un plan radial, une vibration dont le spectre présente une composante dont la fréquence de base correspond à la fréquence de rotation F_r . Elle représente alors le pic le plus élevé avec des pics d'amplitudes plus faibles sur les harmoniques de F_r [figure II.4]. [6]

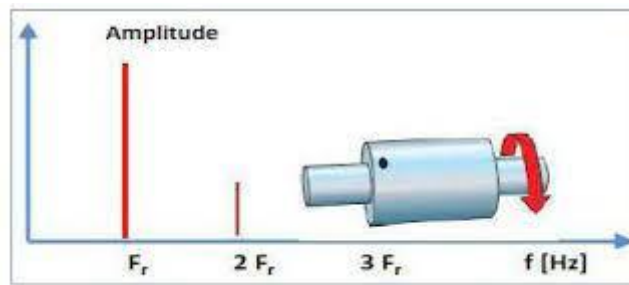


Figure (II- 5) Spectre théorique d'un défaut de balourd

- Il existe deux types de balourd, statique et dynamique : [6]

II .4.1.1 Balourd statique

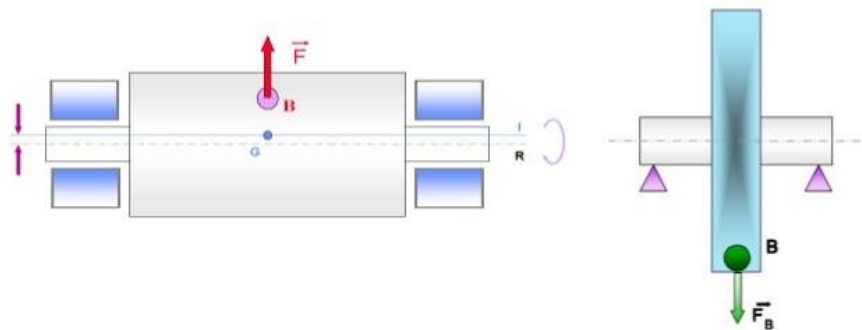


Figure (II- 6) Balourd statique

- Même phase sur chaque roulement
- Principalement des vibrations radiales Balourd (équilibre)

II.4.1.2 Balourd dynamique

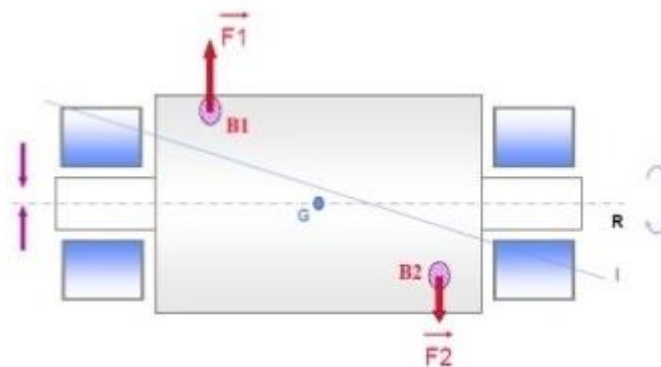


Figure (II- 7) Balourd dynamique

- Déphasage de 180° autour du roulement
- Principalement des vibrations radiales

II .4.2 Défaut d'alignement

Le défaut d'alignement est l'une des principales causes de réduction de la durée de vie des équipements. Il concerne soit deux arbres liés par un accouplement, soit deux paliers soutenant le même axe.

II .4.2.1 Désalignement d'arbres accouplés

Les axes des deux rotors peuvent présenter un désalignement angulaire au niveau de l'accouplement ou un désalignement radial (défaut de concentricité) ou la combinaison des deux. [5]

a. Désalignement radial

Un défaut d'alignement est révélé par un pic d'amplitude prépondérante généralement 2 fois la fréquence de rotation (parfois 3 ou 4 fois). Il apparaît une vibration dans la direction radiale de composante d'ordre 2 de la fréquence de rotation (rarement d'ordre 3, voire exceptionnellement d'ordre 4), avec des amplitudes supérieures aux composantes d'ordre 1 [figure II.7]. [5]

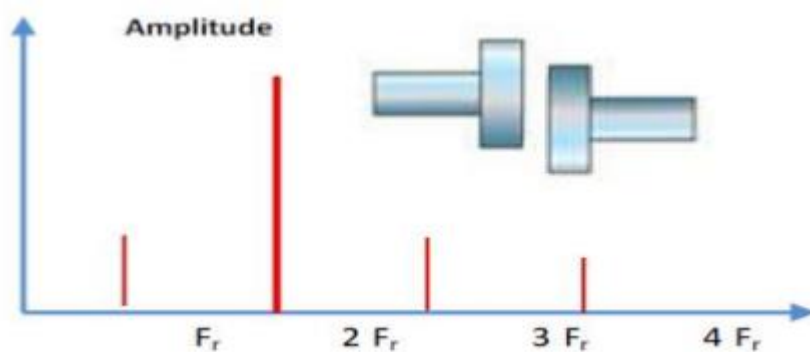


Figure (II- 8) Image vibratoire d'un défaut d'alignement radial

b. Désalignement angulaire

Il apparaît une vibration axiale de composante d'ordres 1, 2, 3 ou 4 de la fréquence de rotation avec des amplitudes supérieures à celles des composantes radiales correspondantes [figure II.8]. [5]

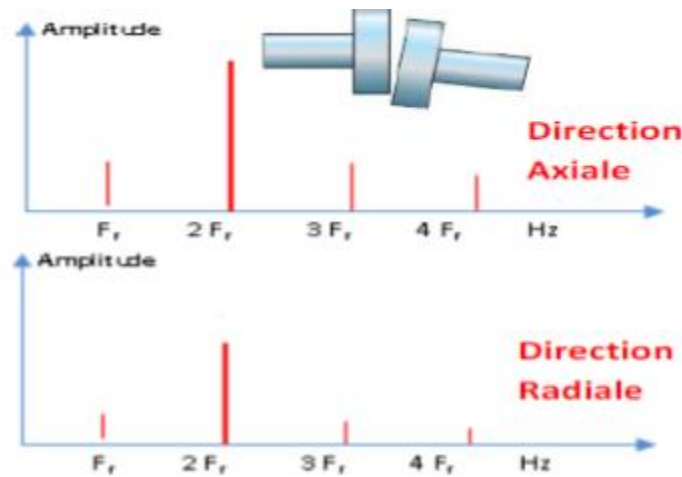


Figure (II- 9) Image vibratoire d'un défaut d'alignement angulaire

II .4.3 Défauts d'un mauvais serrage mécanique

Lorsqu'un palier est desserré ou présente une possibilité de mouvement partiel dans le plan radial, il apparaît une vibration radiale à une fréquence radiale égale à deux fois la vitesse de rotation. Cette vibration se traduit sous l'effet de balourd initial et elle peut prendre une amplitude élevée en fonction du degré de desserrage du palier.

Une analyse du déphasage entre deux mesures prises orthogonalement sur un même palier permet de différencier une anomalie due à un balourd (force tournante), d'un défaut de serrage ou d'une déformation du support (force directionnelle due à la contrainte). [5]

II .4.4 Défauts de transmission par courroies

La courroie est un organe de transmission d'un arbre moteur à un arbre récepteur Boulenger et Pachaud (2009). Bien que leur utilisation présente certains avantages par rapport à une transmission à engrenages « moins de bruits et une usure moins importante », la transmission par courroies peut être cible d'une multitude de défaillances tels que ; une détérioration localisée (partie arrachée, défaut de jointure), des courroies trop détendues, un mauvais alignement des poulies ou bien une poulie excentrée [10].

Le principal défaut rencontre sur ce type de transmission est lie à une détérioration localisée d'une courroie : partie arrachée, défaut de jointure. [6]

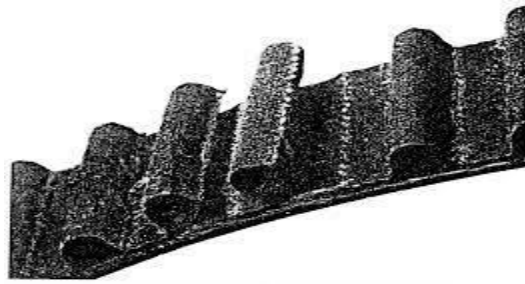


Figure (II- 10) défaut de courroie

II.4.5 Jeu mécanique

La figure suivante Figure II-10 montre le spectre typique d'un jeu mécanique associé au mauvais serrage d'un roulement et à celui d'un jeu d'arbre excessif. La vibration causée par un problème de jeu mécanique est souvent caractérisée par un deuxième harmonique élevé ($2\times$) de la fréquence de rotation, accompagné de composantes inter harmoniques ($0.5\times$, $1.5\times$, etc.). [5]

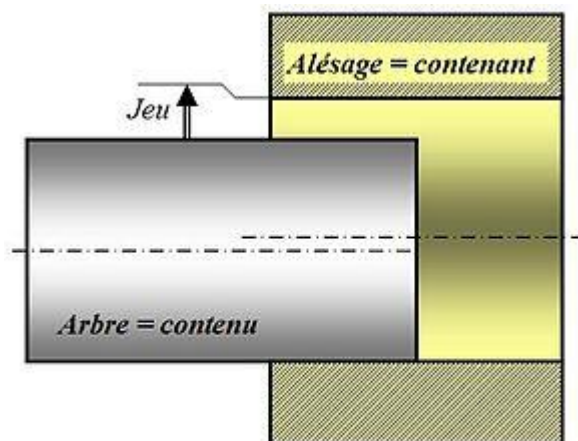


Figure (II- 11) jeu mécanique

II.4.6 Défauts d'engrenages

Les engrenages ont pour fonction de transmettre une puissance d'un arbre en rotation à un autre arbre tournant à une vitesse généralement différente, les deux vitesses ont un rapport constant. On peut distinguer pour les dentures d'engrenages deux types de défauts, des défauts uniformes et d'autres localisés. [7]

a. Défauts uniformes

Les défauts uniformes concernent, en général toutes les dents, on peut en citer deux exemples : [7]

L'usure, représentée par la figure (II-11), est un enlèvement de matière dû au glissement des deux surfaces de contact. Il peut modifier le profil des dents et conduire à un mauvais fonctionnement de l'engrènement.



Figure (II- 12) défaut d'usure

Le défaut de piquûres (pitting) est présenté par la figure II-12. Il s'agit de trous plus ou moins profonds qui affectent toutes les dents, il peut évoluer suivant les matériaux jusqu'à la destruction de la denture.



Figure (II- 13) défaut de piquures

b. Défauts localisés

Quant aux défauts localisés, ils ne concernent que quelques dents et se répartissent en trois types : La fissuration, l'écaillage et la fracture.

La fissuration d'une dent représentée par la figure II-13 conduit rapidement à la rupture de la dent.



Figure (II- 14) défaut de fissuration

L'écaillage est représenté par la figure (II-14). Il s'agit également de trous ; mais ceux-ci sont moins nombreux, plus profonds et plus étendus que ceux du pitting.



Figure (II- 15) Défauts d'écaillage

La fracture qui est représentée par la figure (II- 15), est un état de dégradation avancé de l'engrenage, elle génère des chocs importants sur le signal temporel



Figure (II- 16) Défauts de fracture

c. Vibrations d'engrenages

Les vibrations induites par les engrenages ont une amplitude importante. Même en l'absence de défauts, les impulsions données à chaque engrènement provoquent des vibrations émergeant nettement du niveau global du bruit. Le défaut soit significatif, si l'amplitude de la fréquence (raie) d'engrènement augmente ou s'il y a une génération d'autres fréquences (harmoniques et modulation de la fréquence d'engrènement). Les figures II-16, II-17 et II-18 représentent les allures spectrales des différents cas d'une denture d'engrenage. [7]

Denture correcte

Une denture correcte montre les fréquences f_i et f_j des deux arbres plus la fréquence d'engrènement f_e . [7]

La fréquence d'engrènement $f_e = f_i \cdot N_i = f_j \cdot N_j$

Où N représente le nombre de dents.

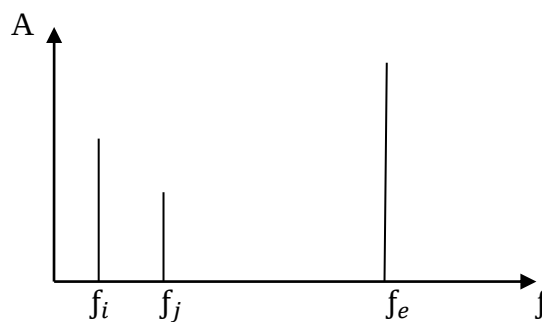


Figure (II- 17) Représentation fréquentielle d'une denture correcte

Une seule dent détériorée sur un pignon

Si une seule dent est détériorée, il y aura un choc périodique à chaque tour de la roue on verra donc de nombreuses harmoniques de la fréquence de rotation de l'engrenage f_i en cause (nf_i).

La gravité du problème sera en fonction du nombre d'harmoniques (5 et plus)

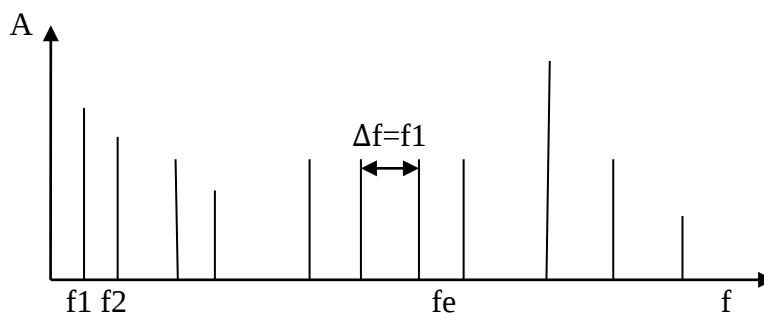


Figure (II- 18) Représentation fréquentielle d'une seule dent détériorée sur un pignon

Ensemble des dentures détériorées

Si on détecte de nombreuses harmoniques de la fréquence d'engrènement f_e ($3f_e$ et plus un choc à chaque dent), Alors l'ensemble des dentures est détérioré La gravité du problème n'est pas montrée par les amplitudes, mais par le nombre d'harmoniques ($\times f_e$). [7]

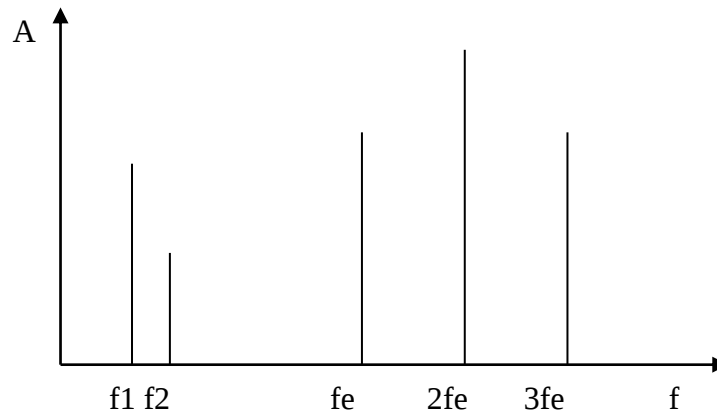


Figure (II- 19) Représentation fréquentielle d'un Ensemble des dentures détériorées

II.4.7 Défauts de roulements

Un roulement est un organe qui assure une liaison mobile entre deux éléments d'un mécanisme roulant sur l'autre. Il permet leur rotation relative, sous charge, avec précision et frottement minimal. Les défauts de roulements sont la conséquence d'un balourd, d'un désalignement, d'un problème d'engrenage ou d'un manque de lubrification. Les vibrations générées par des défauts de roulement se manifestent à des fréquences particulières ainsi qu'à leurs harmoniques, qui en général ne sont pas synchrones avec la vitesse de l'arbre. Ces fréquences correspondent aux éléments d'un roulement. La Figure II-19 représente les différents éléments d'un roulement. [7]

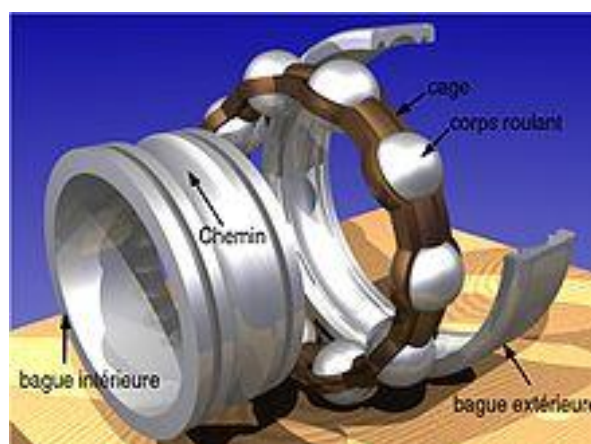


Figure (II- 20) les composants d'un roulement

La durée de vie normale d'un roulement sous une charge est déterminée par la durée de l'usage et la fatigue des surfaces des éléments du roulement. La durée de vie a la notation L_{10} et se compte par un nombre d'heures. L_{10} est calculée comme suit :

$$L_{10} = L_h = \frac{\left(\frac{C_R}{P_R}\right) \cdot 10^6}{60 \cdot F_r} \dots\dots\dots (II-1)$$

Avec, C_R est une constante caractéristique de roulement, P_R est la charge équivalente sur le roulement. [7]

Les défauts qui peuvent affecter le roulement sont nombreux, on peut décrire dans cette partie, certains de ces défauts :

II.4.7.1 L'usure

Le glissement des différents éléments, progresse avec l'introduction de particules contaminant au montage ou pendant le fonctionnement. Il est vrai que l'usure d'un roulement à billes peut être une source de contamination. [8]



Figure (II- 21) L'usure d'un roulement

II.4.7.2 Le piquetage

Ce phénomène important est créé par des arcs électriques qui traversent le roulement, ce courant se traduit par des points de fusions, des stries circonférentielles, des micro-trous ou des soudures. Le problème va donc s'aggraver en présence d'un refroidissement rapide, c'est-à-dire l'élément visé peut être exposé aux fissurations. [8]



Figure (II- 22) le piquetage d'un roulement

II.4.7.3 Le grippage

Le frottement métal-métal produit des échauffements, ces derniers font des microsoudures. Le manque de lubrifiant, résulte le grippage. Selon le type, les dimensions et l'application du roulement, la lubrification initiale est une opération indispensable, en particulier quand il s'agit de roulements à faible bruit, haute précision ou de roulements de broche à hautes vitesses. La lubrification des roulements à l'aide de graisses ou d'huiles empêchent tout contact métallique direct entre les composants et la cage.

La lubrification empêche par ailleurs les infiltrations de corps étrangers dans les roulements et protège ces derniers contre la corrosion. [8]



Figure (II- 23) le grippage d'un roulement

II.4.7.4 Jeu de roulement

Comme indiqué sur la figure II-23 ci-dessous, on peut distinguer plusieurs positions des vides bagues intérieure ou extérieure, billes ou cage, le jeu est très dangereux puisqu'il aggrave l'état de roulement rapidement (ex. écaillage) et fait une dégradation des contacts mécaniques surtout dans un milieu pollué. [8]

Le jeu radial ou axial au niveau de roulement peut provoquer l'usure.

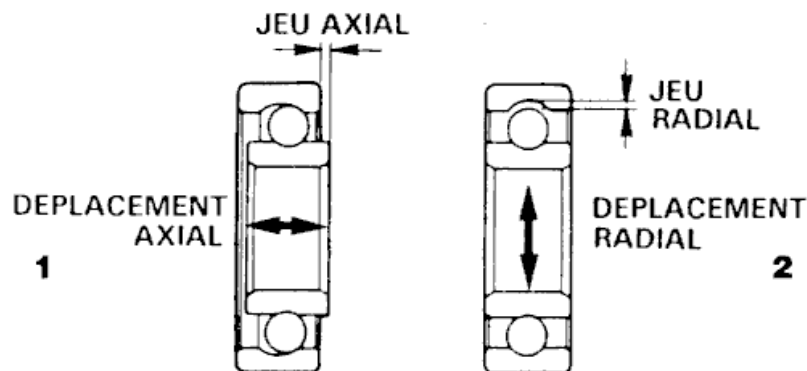


Figure (II- 24) jeu de roulement

II.4.7.5 La corrosion

Des réactions chimiques à l'aide des paramètres atmosphériques d'humidité ou des acides dans le roulement. Les composants oxydés modifient la qualité de lubrifiant, ce qui conduit à l'apparition de rouille. [8]



Figure (II- 25) la corrosion d'un roulement

II.4.7.6 Les contraintes mécaniques

Lorsqu'un roulement est placé dans une machine, il subit des contraintes mécaniques radiales et axiales. Une charge insupportable par le roulement conduit à des dégâts inattendus. [8]

II.4.7.7 La mauvaise lubrification

Le choix du type de lubrification dépend plus de l'application prévue que du type de roulement. Dans de nombreuses applications, le lubrifiant a pour fonction principale, de réduire les frottements et l'usure, l'effet des particules et le bruit. Les particules indésirables peuvent endommager les surfaces et conduire à la dégradation rapide des éléments machines. La présence de grains de sable (pollution) dans le lubrifiant provoque des pertes de cotes notables aux premiers cycles de fonctionnement. [8]



Figure (II- 26) Lubrification d'un roulement

II .5 VIBRATIONS MECANIQUES

Les vibrations dans les machines tournantes peuvent être causées par divers phénomènes d'excitation.

II.5.1 Définition du Vibration

La vibration est une variation dans le temps de la valeur d'une grandeur donnée, propre au mouvement, voire de la position d'un système mécanique, lorsque la grandeur dont il est question est soit plus grande soit plus petite que la valeur moyenne connue comme valeur de référence

Un corps vibre lorsqu'il est animé par un mouvement oscillatoire alors qu'il se trouve en position d'équilibre. La forme la plus simple de mouvement oscillatoire est la forme sinusoïdale caractérisée par une amplitude, une fréquence et une phase. [9]

II.5.2 Les caractères d'une vibration

- **La fréquence**

Un objet vibrant effectue un va-et-vient de part et d'autre de sa position fixe normale. Un cycle complet de vibration est produit lorsque l'objet se déplace d'une position extrême à l'autre position extrême, puis revient au point de départ. Le nombre de cycles effectués par un objet vibrant pendant une seconde est appelé sa fréquence. L'unité de fréquence est l'Hertz (Hz). Un hertz correspond à un cycle par seconde. [14]

- **La phase**

Elle permet de déterminer la position de la particule d'un corps oscillant à instant donnée.

- **L'amplitude**

Un objet vibrant se déplace sur une distance maximale de part et d'autre de sa position fixe. L'amplitude est la distance comprise entre la position fixe et la position extrême, d'un côté ou de l'autre, et elle est mesurée en mètres (m) [14]. Elle peut s'exprimer aussi soit en vitesse (m/s), soit en accélération (m/s²).

II.5. 3 Différentes formes de vibration

On classe généralement les vibrations d'après l'évolution de la variable considérée dans le temps (périodicité). On distingue ainsi les vibrations : [4]

- Harmoniques
- Périodiques.
- Apériodiques.

II.5. 3.1 Vibration harmonique

Dont le diagramme amplitude-temps, est représenté par une sinusoïde.

$$S(t) = s_o \sin(\omega t + j) \dots\dots\dots (II-2)$$

ω : Vitesse ou pulsation du mouvement en [rd/s]

f: Fréquence du mouvement en [Hz]

j : Phase du mouvement par rapport à un repère dans le temps en [rd]

Le meilleur exemple d'une vibration harmonique est celle générée par le balourd d'un rotor en mouvement. [4]

II.5.3.2 Vibration périodique

Est telle qu'elle se produit exactement après un certain temps appelé période. Une telle vibration est créée par une excitation elle-même périodique c'est le cas le plus fréquent rencontré dans les machines. [4]

La vibration périodique est composée de plusieurs vibrations harmoniques. Elle est décrite par l'équation :

$$S(t) = \sum_{i=1}^n (s_i \sin(\omega_i t + \varphi)) \dots \dots \dots (II-3)$$

$\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_n$ Sont des multiples de ω_0 (fondamentale).

II.5.3.3 Vibration apériodique

Est telle que son comportement temporel est quelconque, c'est-à-dire que l'on n'observe jamais de reproductibilité dans le temps, c'est le cas des chocs qu'enregistre sur quelques systèmes. [4]

Elle est décrite par l'équation

$$S(t) = \sum_{i=0}^n (s_i \sin(\omega_i t + \varphi)) \dots \dots \dots (II-4)$$

$\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_n$ Sont des multiples de ω_0

II.6 Les capteurs de vibration

II.6.1 Définition

Un capteur de vibration est un transducteur capable de convertir en signal électrique le niveau de vibrations qu'il subit à un instant donné. [11]

II.6.1 Type des capteurs

II.6.1.1 Capteur de déplacement

Aujourd'hui, le proximètre le plus utilisé pour la surveillance de machines est le capteur inductif à courants de Foucault. Ce capteur, représenté en figure II.26, est relié à un émetteur-démodulateur-conditionneur. [6]

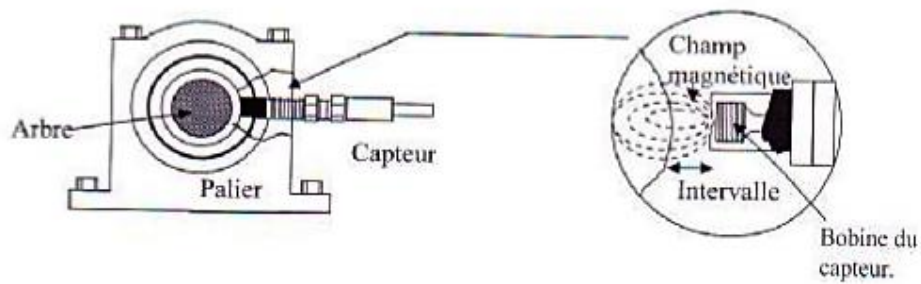


Figure (II- 27) capteur de déplacement

II .6.1.2 Capteur de vitesse

Les capteurs de vitesse ou vélocimètres sont constitués d'une sonde à contact dite sonde sismique qui mesure le mouvement absolu de l'organe sur lequel elle est fixée. Ce type de capteur présente l'avantage de ne nécessiter ni source d'alimentation ni préamplificateur. [6]

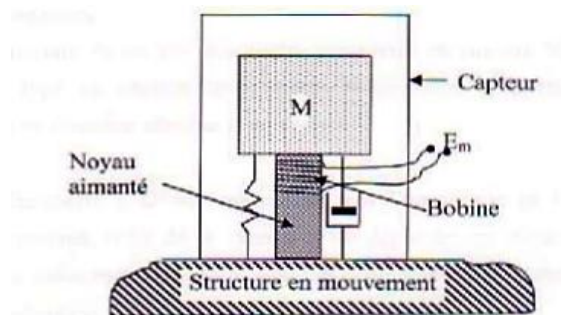


Figure (II- 28) capteur de vitesse

II.6.1.3 Capteur d'accélération

Les accéléromètres piézoélectriques tendent à devenir les capteurs de vibrations absolues les plus utilisés pour la surveillance des machines tournantes. Leur principe de fonctionnement repose sur la propriété des matériaux piézoélectriques de générer une charge électrique proportionnelle à la contrainte de compression ou de cisaillement subie. [6]

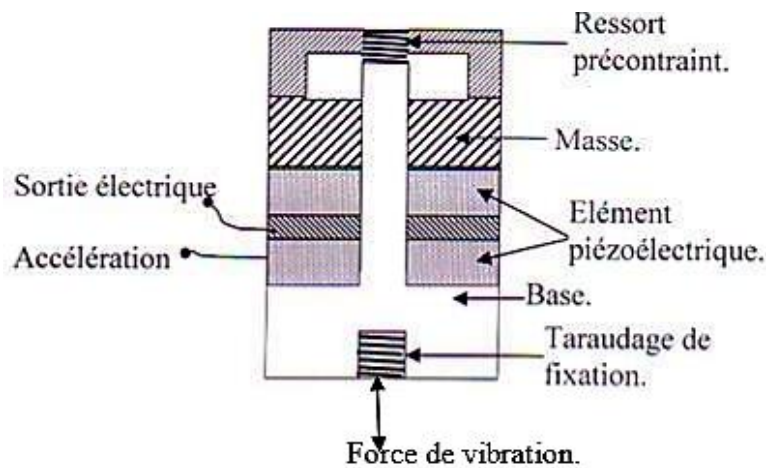


Figure (II- 29) capteur d'accélération

II.6.2 Les grandeurs de mesure

Une vibration mécanique peut être mesurée selon les trois grandeurs suivantes [1,2] :

- Déplacement.
- Vitesse.
- Accélération.

II .6.2.1 Déplacement

Grandeur vectorielle qui définit le changement de position d'un corps ou point matériel par rapport à un système référence.

II .6.2.2 Vitesse

Vecteur qui représente la dérivée de déplacement par rapport au temps

$$V(t) = \frac{s(t)}{dt} \dots\dots\dots (II-5)$$

II .6.2.3 Accélération

Dérivée de la vitesse par rapport au temps

$$A(t) = \frac{dv(t)}{dt} = \frac{d^2v(t)}{d^2t} \dots\dots\dots (II-6)$$

Les relations entre ces grandeurs dans le cas d'une vibration harmonique sont :

$$S(t) = s. \sin(\omega_t) \dots\dots\dots (II-7)$$

$$s' = v(t) = s. \omega \sin(\omega t) = s\omega \sin(\omega t + \frac{\pi}{2}) \dots\dots\dots (II-8)$$

$$s'' = a(t) = s\omega^2 \sin(\omega t) = s\omega^2 \sin(\omega t + \pi) \dots\dots\dots (II-9)$$

Les grandeurs de déplacements pour détecter des phénomènes à basse-fréquence.

- Les grandeurs d'accélération pour détecter des phénomènes à haute-fréquence.
- Les grandeurs de vitesses pour détecter des phénomènes à large gamme.

II .6.3 Modes de détection

En mesure vibratoire, on utilise couramment modes de détections :

- Valeur efficace
- Valeur crête
- Valeur crête à crête
- Valeur moyenne

II .7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté d'une manière générale les machines tournantes avec des définitions de ses composants, comme on a exposé aussi ses principaux défauts qu'on rencontre fréquemment, ou on a concentré un peu plus sur les défauts de vibration qui apparaissent beaucoup plus dans les roulements qui est notre sujet de travail.

Chapitre III Les Réseaux de Neurones Artificiel

III.1 Introduction

Les réseaux de neurones sont des constructions abstraites simulant l'activité d'un réseau de neurones biologique simplifié. Ils sont utilisés en apprentissage automatique pour construire un modèle à partir de données existantes dans le but d'effectuer des prédictions sur de nouvelles données soit à l'aide de régression, dans le cas continu, ou de classification dans le cas discret.

Ce chapitre a pour but de présenter les réseaux de neurones et d'exposer les éléments nécessaires à la compréhension de la théorie et de la pratique des réseaux de neurones.

III.2 Historique

L'Intelligence Artificielle, branche de l'Informatique fondamentale s'est développée avec pour objectif la simulation des comportements du cerveau humain. Les premières tentatives de modélisation du cerveau sont anciennes et précèdent même l'ère informatique. C'est en 1943 que Mc Culloch (neurophysiologiste) et Pitts (logicien) ont proposé les premières notions de neurone formel. Ce concept fut ensuite mis en réseau avec une couche d'entrée et une sortie par Rosenblatt en 1959 pour simuler le fonctionnement rétinien et tâcher de reconnaître des formes. C'est l'origine du perceptron. Cette approche dite connexionniste a atteint ses limites technologiques, compte tenu de la puissance de calcul de l'époque, mais aussi théoriques au début des années 70. L'approche connexionniste à connaissance répartie a alors été supplantée par une approche symbolique qui promouvait les systèmes experts à connaissance localisée dont l'objectif était d'automatiser le principe de l'expertise humaine en associant trois concepts : [19]

- une base de connaissance dans laquelle sont regroupées les connaissances d'experts humains sous forme de propositions logiques élémentaires ou plus élaborées en utilisant des quantificateurs (logique du premier ordre).

- une base de faits contenant les observations du cas à traiter comme, par exemple, des résultats d'examens, d'analyses de sang, de salive pour des applications biomédicales de choix d'un antibiotique.

- un moteur d'inférence chargé d'appliquer les règles expertes sur la base de faits afin d'en déduire de nouveaux faits jusqu'à la réalisation d'un objectif comme le choix du traitement de l'infection bactérienne. Face aux difficultés rencontrées lors de la modélisation des connaissances d'un expert humain, au volume considérable des bases qui en découlent et

au caractère exponentiel de la complexité des algorithmes d'inférence mis en jeu, cette approche s'est éteinte avec les années 80. Il a été montré que les systèmes basés sur le calcul des prédicats du premier ordre conduisent à des problèmes NP complets. L'essor technologique et quelques avancées théoriques : [19]

- Estimation du gradient par rétropropagation de l'erreur (Hopkins, 1982),

- analogie de la phase d'apprentissage avec les modèles markoviens de systèmes de particules de la mécanique statistique (verres de spin) par (Hopfield, 1982), au début des années 80 ont permis de relancer l'approche connexionniste. Celle-ci a connu au début des années 90 un développement considérable si l'on considère le nombre de publications et de congrès qui lui ont été consacrés mais aussi les domaines d'applications très divers où elle apparaît. La motivation initiale de stimulation du cortex cérébral a été rapidement abandonnée alors que les méthodes qui en découlent ont trouvé leur propre intérêt de développement méthodologique et leurs champs d'applications. Remis en veilleuse depuis le milieu des années 90 au profit d'autres algorithmes d'apprentissage machine ou plutôt statistique : boosting, support vector machine..., les réseaux de neurones connaissent un regain d'intérêt et même un énorme battage médiatique sous l'appellation d'apprentissage profond (deep learning). La taille des bases de données, notamment celles d'images issues d'internet, associée à la puissance de calcul disponible, permettent d'estimer les millions de paramètres du perceptron accumulant des dizaines voire centaines de couches de neurones aux propriétés très spécifiques. Ce succès médiatique est la conséquence des résultats spectaculaires obtenus par ces réseaux en reconnaissance d'image, jeux de go, traitement du langage nature. [19]

III.3 Le neurone biologique

III.3.1 Définition

L'élément de base du système nerveux central est le neurone. Le cerveau se compose d'environ mille milliards de neurones, avec 1000 à 10000 synapses (connexions) par neurone. Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau. Le corps cellulaire se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites. Celles-ci sont parfois si nombreuses que l'on parle alors de chevelure dendritique ou d'arborisation dendritique. C'est par les dendrites que l'information est acheminée de l'extérieur vers le soma (corps du neurone). L'information est traitée alors par le corps cellulaire. Si le potentiel d'action dépasse un certain seuil, le corps cellulaire répond par un stimuli. Le signal transmis par le neurone

chemine ensuite le long de l'axone (unique) pour être transmis aux autres neurones. La transmission entre deux neurones n'est pas directe. En fait, il existe un espace intercellulaire de quelques dizaines d'Angströms entre l'axone du neurone afférent et les dendrites du neurone efférent. La jonction entre deux neurones est appelée synapse. [4]

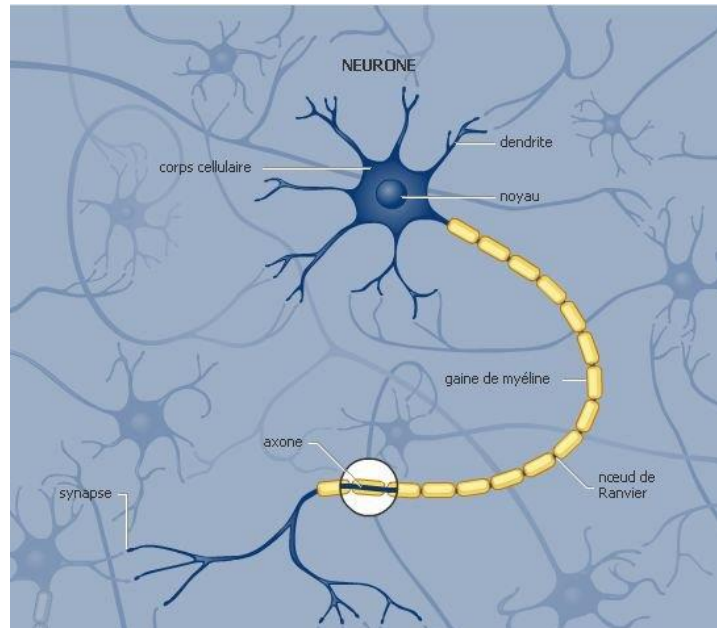


Figure (III- 1) constituant d'un neurone biologique

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.

III.3.2 Physiologie du neurone

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 : [4]

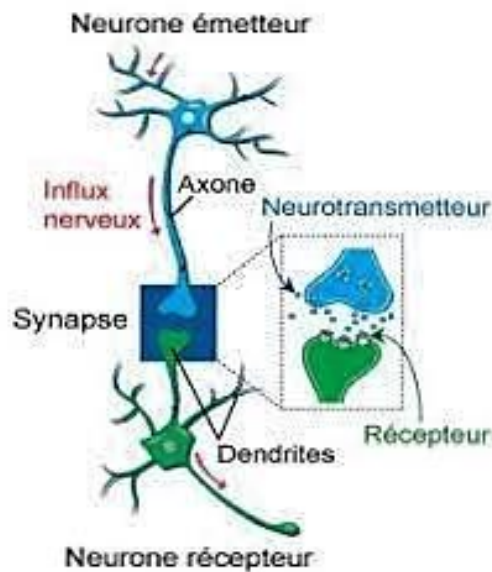


Figure (III- 2) Physiologie du neurone biologique

III.4 Le neurone artificiel

III.4.1 Définition

Les réseaux de neurones formels sont à l'origine d'une tentative de modélisation mathématique du cerveau humain. Les premiers travaux datent de 1943 et sont l'œuvre de MM. Mac Culloch et Pitts. Ils présentent un modèle assez simple pour les neurones et explorent les possibilités de ce modèle. Le neurone représenté par la figure III-3 se compose d'une cellule possédant plusieurs entrées et une sortie. [13]

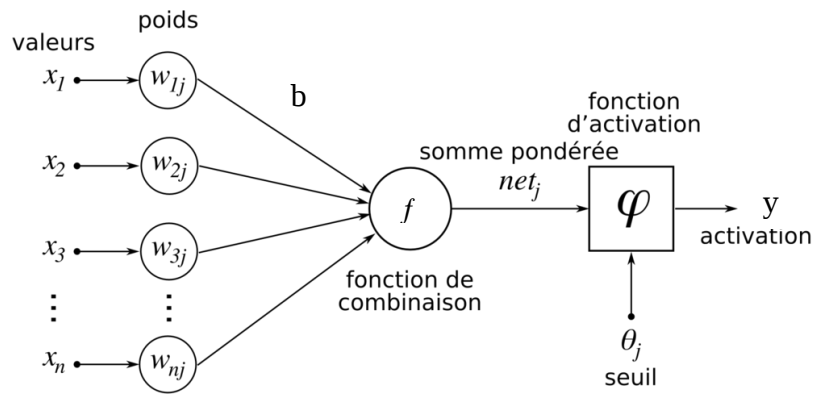


Figure (III- 3) neurone artificiel

Avec :

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b\right) \dots \dots \dots (III-1)$$

y: La sortie du neurone

f : La fonction de combinaison

Φ : La fonction d'activation (ou de transfert).

x: Entrée du neurone.

w : Poids synaptique du neurone.

B : Biais.

III.4.2 Les fonctions d'activations

La fonction d'activation est en générale une fonction non linéaire monotone croissante, par ailleurs les fonctions de transfert sont de qualités diverses : elles peuvent être déterministes, continues, discontinues ou aléatoires. Ces fonctions sont présentées dans la figure III-4. [13]

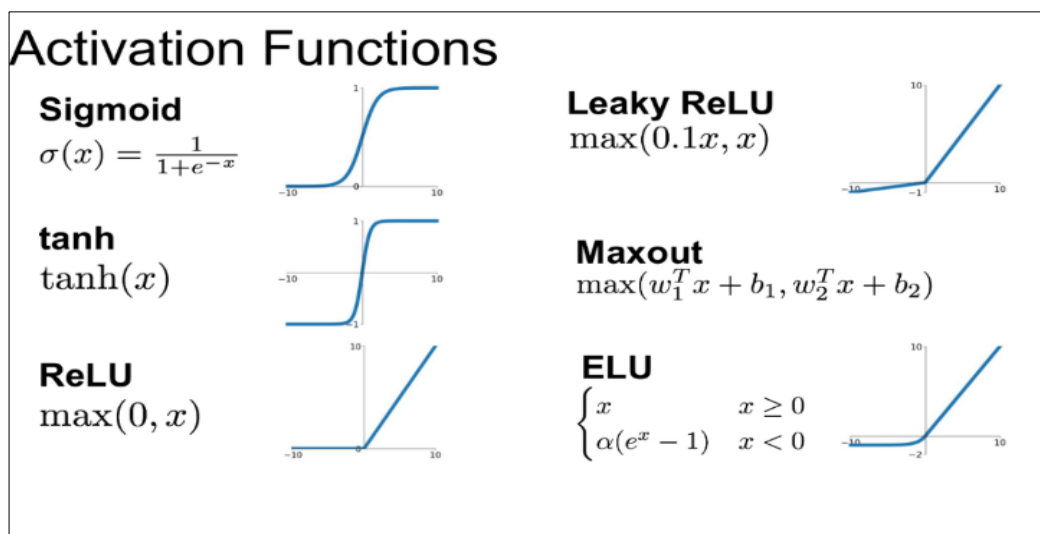


Figure (III- 4) les différentes fonctions d'activation avec leurs graphes

III.5 Fonctionnement d'un neurone artificiel

Chaque neurone formel additionne les valeurs de ses inputs, utilisant une fonction de seuil, et renvoi les conclusions au neurone formel suivant, comme il est montré sur Figure III-5. Pour n inputs le modèle de neurone formel est écrit de la forme suivante. [13]

$$S_i = \text{Seuil}(\sum_{i=1}^n w_i u_i) \dots \dots \dots (II-2)$$

Le seuil assure que les valeurs de modélisation ne dépasseront pas les limites raisonnables de modélisation, donnée généralement sur l'intervalle [0-1].

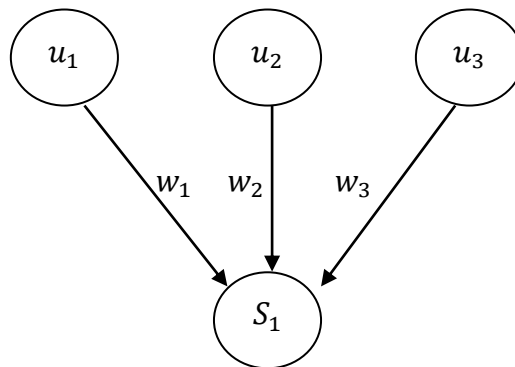


Figure (III- 5) neurone formel

u_1, u_2, u_3 sont les entrées w_1, w_2, w_3 sont les poids et S_i c'est La fonction de seuil.

III.6 Classification des neurones artificiels

La grande quantité de modèles connexionnistes existants, a conduit d'abord les chercheurs à les regrouper en fonction de leur utilisation. En effet, il y a plusieurs modèles de réseaux de neurones établis, selon les attributs adoptés, tels que : [13]

- Nature des cellules élémentaires que le constituent (continus binaires ou continus).
- Architecture et le nombre d'automates du réseau.
- Nature des connexions.
- Méthode d'apprentissage.
- Performances de la classification les mécanismes de mémorisation

III.7 Propriétés des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones sont caractérisés par les propriétés suivantes : [4]

- 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 Architecture des réseaux de neurones

Les neurones artificiels sont classés en deux types ; dynamiques (feedback) et statiques (feed-forward), dans les réseaux statiques, il n'y a pas d'élément de rétroaction ou de retard, et la sortie peut être identifiée directement à partir de données d'entrée via des connexions feed -forward. Dans les réseaux dynamiques, la sortie dépend à la fois de l'entrée actuelle du réseau et des entrées, des sorties ou des états actuels ou antérieurs du réseau. [13]

III.8.1 Réseaux de neurones statiques

Les neurones dans les réseaux multicouches, présenté sur Figure III-6, Dans ce sens, Il n'y a pas de connexions latérales dans chaque couche et pas de connexions de rétroaction ou retard dans le réseau. [13]

Cette catégorie de réseaux est connue par Perceptron Multi Couche (PMC). Il existe au moins une couche cachée dans les réseaux.

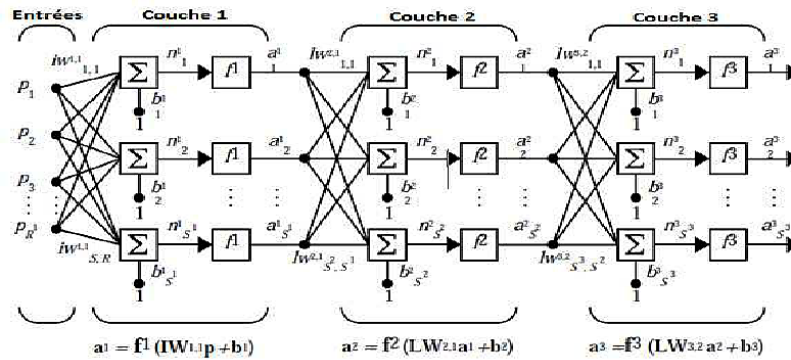


Figure (III- 6) Réseau de neurones multicouches

III.8.1.1 Réseaux monocouche

Les réseaux sans couches cachées, sont les réseaux les plus simples, comme il est montré sur la Figure III-7. Ils sont utilisables pour des problèmes de classification et d'approximation. Leur avantage est que l'apprentissage du réseau converge vers une solution optimale. Cela est dû au fait que c'est un système linéaire. Leur inconvénient est qu'ils peuvent seulement classifier ou approximer les problèmes linéaires et ne peuvent résoudre un problème non linéaire.[13]

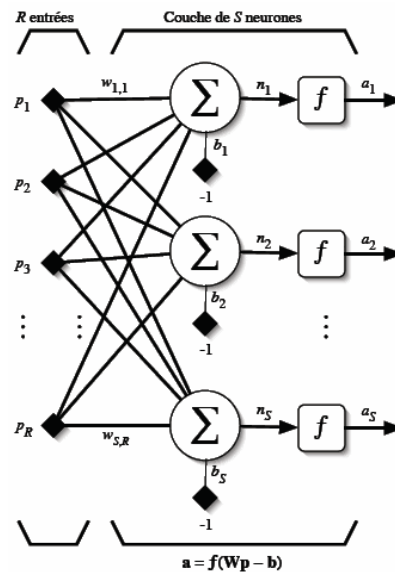


Figure (III- 7) Réseau monocouche

III.8.1.2 Réseaux multicouches (MLP)

Un réseau monocouche ne permettant pas de résoudre des problèmes non linéaires, les réseaux multicouches qui sont des systèmes non linéaires ont été inventés, comme il est montré sur la Figure III-8. Les réseaux de ce type possèdent trois sortes de couches : [13]

- Des couches d'entrée avec N_i unités d'entrée ;

- Des couches cachées avec N_h unités, ces couches cachées démultiplient la puissance de calcul et permettent d'aborder des problèmes plus difficiles
- Des couches de sortie avec N_o unités de sortie

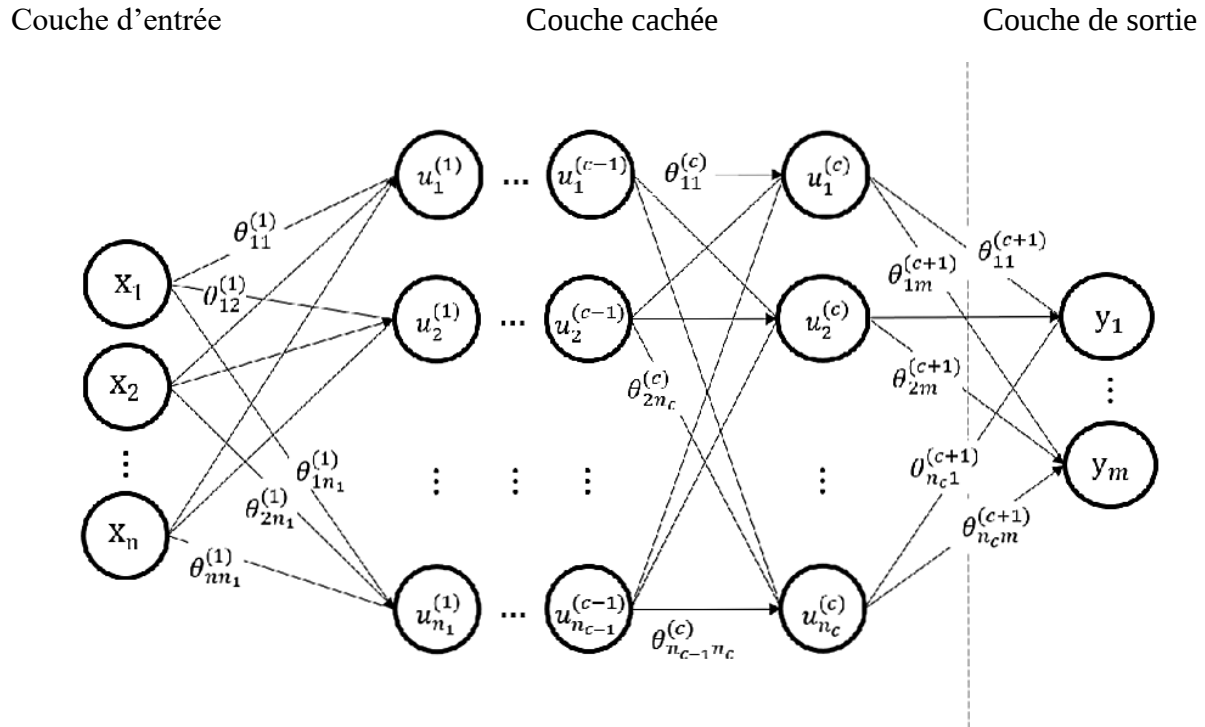


Figure (III- 8) Réseau multicouches (MLP)

III.8.1.3 Réseaux à model radiale

Le réseau à model radiale a la même structure que le perceptron multicouche, mais la fonction d'activation est une fonction de type Gaussienne. Ce réseau, à cause de son architecture, utilise le plus souvent la règle d'apprentissage de correction d'erreur et la règle par apprentissage compétitif. Il peut avoir un apprentissage qui combine en même temps l'activation supervisé et l'activation non supervisé. [13]

Ce réseau obtient les performances comparables ou supérieures à ceux du perceptron multicouche. De plus leur apprentissage plus rapide et plus simple en fait des outils de choix pour plusieurs types d'applications, dont la classification et l'approximation des fonctions. Cependant, ce réseau n'a pas si grandes recherches que le perceptron multicouche. [17]

La fonction d'activation est définie comme suite :

$$y_i = \exp\left(\frac{-\|x - c_i\|^2}{\sigma_i^2}\right) \dots \dots \dots (III-3)$$

Avec c_i est le centre de la fonction gaussienne et σ_i est le rayon de cette fonction.

Les sorties du réseau à fonction radiale sont calculées comme suite :

$$y = \sum_i^h \beta_i y_i \dots \dots \dots (III-4)$$

III.8.1.4 Réseaux bouclés (dynamique)

Dans la structure des réseaux bouclés qui constituent la deuxième grande catégorie de réseaux de neurones, l'architecture le plus utilisé est donnée par la forme suivante :

$$\begin{cases} x(k+1) = \phi[x(k), u(k)] \\ y(k) = \phi[x(k), u(k)] \end{cases} \dots \dots \dots (III-5)$$

Ces réseaux sont organisés de telle sorte que chaque neurone reçoit sur ses entrées une partie ou la totalité de l'état du réseau (sortie des autres neurones) en plus des informations externes. Avec les réseaux type perceptron. Trois classes importantes de réseaux bouclés sont : les réseaux à compétition (réseaux ART et réseaux de Kohonen, « Self-organisation mapping ») et les réseaux à connexions symétriques (réseau de Hopfield). [13]

Le réseau de neurones récurrent, également appelé réseau neuronal dynamique, est un type de structure qui permet l'identification des comportements temporels d'un processus dynamique. Les sorties d'un système dynamique dépendent non seulement des entrées actuelles, mais aussi de l'historique des états et des entrées du système. Une structure de réseau de neurones actuelle est nécessaire pour modéliser ces comportements. L'un des réseaux neuronaux de rétroaction le plus couramment utilisé est le réseau autorégressif non linéaire avec des entrées exogènes (NARX). Il s'agit d'un réseau récurrent avec des connexions de retour contenant plusieurs couches du réseau. Le réseau récurrent possède de nombreuses applications. Il peut être employé pour la modélisation de systèmes complexes. En tant que prédicteur, il peut prédire la prochaine valeur de la signal d'entrée. Le modèle récurrent peut être implémenté en utilisant un perceptron multicouche pour approximer la fonction f. [13]

Un réseau multicouche à deux couches est utilisé pour approximation. Le signal de sortie dépendant $y(t)$ est régressé sur les paramètres précédentes de la matrice de sortie et des paramètres antérieures de la matrice d'entrée indépendant. [13]

III.8.1.5 Réseaux détecteurs de caractéristiques

Ces types de réseaux détecteurs de caractéristiques sont utilisés pour garantir la stabilité de modèle, serait que le taux d'apprentissage tend vers zéro, mais alors le réseau perd sa plasticité. C'est pour résoudre ce problème, qu'on utilise les réseaux détecteurs de caractéristiques. Les valeurs de poids ne sont adaptées que s'il y a une approximation suffisante entre l'entrée du réseau et le modèle déjà déterminé par le réseau. En effet, il existe une résonance dans ce type de réseau. Sinon, l'entrée du système est très éloignée du prototype, on fonde alors une nouvelle classe. [13]

III.8.1.6 Réseaux de Kohonen

Les réseaux de Kohonen (Self organisation mapping) utilisent la carte de Kohonen. Cette carte est composée de deux couches dont la première constitue les entrées de la 1ère couche de réseau et la seconde est la sortie de cette couche. On peut voir la structure de cette carte sur la figure ci-après. Les neurones de cette carte sont disposés en une topologie déterminée, comme il est montré sur la Figure III-9. [13]

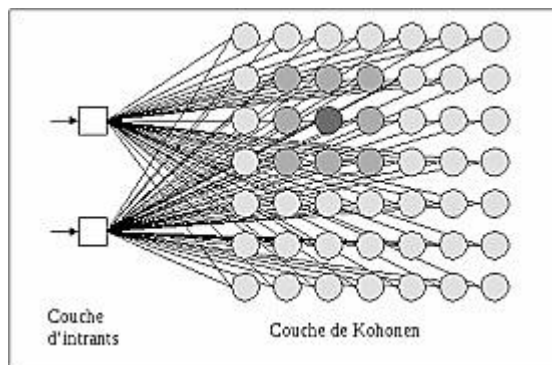


Figure (III- 9) Réseau de Kohonen

III.8.1.7 Réseaux à connexions symétriques (réseau de Hopfield)

Dans ces réseaux il est possible de comprendre un système complexe, non pas en s'attardant sur le comportement individuel de ses composants, mais en étudiant le comportement collectif du système dans son ensemble. Comme exemple, on peut indiquer le réseau de Hopfield. Ce réseau est potentiellement utile en pratique, dès qu'il est possible de dicter par apprentissage les états stables du réseau. Dans une application, l'état d'activation initial du réseau est fixé de façon à exprimer le problème à résoudre. Le réseau évolue ensuite par une succession de propagations synchrones, jusqu'à un point fixe. Cet état stable est alors interprété comme le résultat du calcul (et donc la solution du problème). [13]

On remarque qu'en général, tous les neurones du réseau participent à la description du problème et à sa résolution. Ainsi, le réseau de Hopfield ne contient pas de neurones cachés.

III.9 Apprentissage des réseaux de neurones.

Les approches d'apprentissage se partagent principalement en trois catégories :

II.9.1 Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé ou l'apprentissage associatif, comme il est montré sur la Figure III-10, le réseau adaptatif w compare les sorties y en utilisant une fonction d'activation $F(d, y)$ des entrées u . Les différentes réponses sont connues à priori. On dispose d'une base d'apprentissage qui contient un ensemble d'observation sous forme des couples entrées/sorties associées, les poids sont modifiés en fonction des sorties désirées. [13]

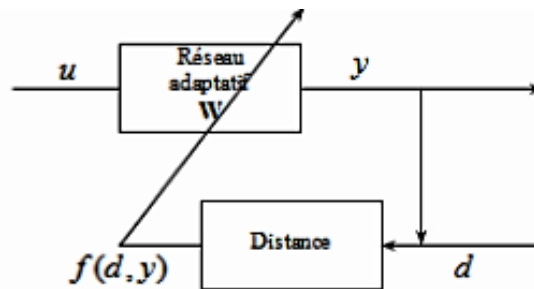


Figure (III- 10) Apprentissage supervisé

III.9.2 Apprentissage auto organisation

L'apprentissage auto organisation, comme il est montré sur la Figure III-11, est basé sur la détermination des probabilités possible d'élaboration de modèle adéquate pour le système à modélisé.

L'apprentissage auto organisation utilise les entrées de système seulement, sans le comportement de référence.

Cet apprentissage se fait sur la base d'informations locales existant aux niveaux des neurones. Il découvre les propriétés collectives qui existe entre les données et sur lesquelles le réseau s'organise. [13]

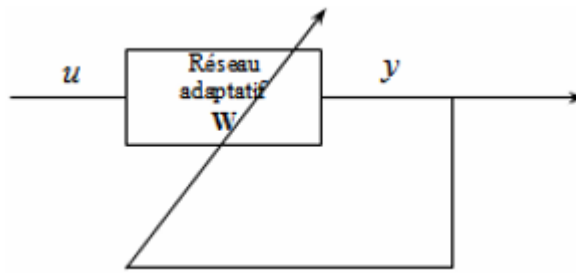


Figure (III- 11) Apprentissage auto organisation

III.9.3 Apprentissage par renforcement (semi – supervisé)

Ce type d'apprentissage est moins classique que les deux derniers (ils sont les principaux). Il a d'une part en commun avec l'apprentissage supervisé la présence d'un critère qui juge l'évolution de l'apprentissage et d'autre part il ne nécessite que des entrées sans définir les sorties désirées. Comme dans l'activation non supervisé, le réseau ajuste les poids synaptiques suivant un critère de performance.

Celui-ci renforce les poids du réseau si le critère y est favorable et les punit dans le cas contraire. [13]

III.9.4 Règles d'apprentissage.

Les deux types ont pour but d'ajuster les densités de connexions entre les différents neurones, en s'accordant par certaines règles. Nous citons ci-après les règles les plus répandues. [13]

III.9.4.1 Règle de Hebb

Vue dans le livre « Organisation of Behavior » (1949) [Hebb, 1949]. Cette règle est inspirée de la biologie.

Le principe est de renforcer les connexions entre deux neurones lorsque ceux-ci sont actifs simultanément. Elle peut être classée comme apprentissage non supervisé, ou supervisé car on sait calculer directement les poids correspondant à l'apprentissage d'un certains nombres d'exemples. [13]

C'est une règle non supervisée. Elle s'applique aux connexions de deux neurones et se base sur leurs potentiels. Hebb annonça en 1949 la première règle d'apprentissage : Quand une cellule A excitée par son axone une cellule B et que de manière répétée et persistante, elle participe à la genèse d'une impulsion dans B, un processus de croissance ou un changement

métabolique à lieu dans l'une ou dans les deux cellules de telle sorte que l'efficacité de A à déclencher une impulsion dans B est parmi les autres cellules qui ont cet effet accru. Ce qui signifie, si deux neurones sont actifs en même temps la synapse se renforce, sinon elle s'affaiblit. [13]

La modification de poids dépend de la Co-activation des neurones pré synaptique et post synaptique,

III.9.4.2 Règle de Delta (Windrow -Hoff)

En 1960 Widrow et Hoff ont proposé une règle d'apprentissage consistant à minimiser une fonction d'erreur quadratique. Cette erreur peut être calculée en fonction des réponses désirées et des réponses obtenues par le réseau pour chaque exemple d'entraînements. Au départ on choisit les poids W_{ij} aléatoirement, ensuite on les modifie jusqu'à ce que le réseau soit capable de calculer la sortie désirée correspondante à l'entrée donnée. Le mécanisme utilisé est le suivant : on fournit au réseau un ensemble d'exemples, ou chaque prototype est constitué d'un vecteur d'entrée et d'un vecteur de sortie désirée. Le réseau calcule pour chaque vecteur d'entrée un vecteur de sortie, en suite, il le compare au vecteur de sortie désirée. Si l'erreur résultante est inférieure à un seuil déjà fixé, l'apprentissage s'arrête. [13]

Sinon cette erreur sert à modifier les poids. La modification des poids se fait par la formule suivante.

$$W_{ij} = \eta(T_j - O_j)X_i = \eta\delta_j X_i \dots \dots \dots (III-6)$$

Avec $\eta\delta_j X_i$ est le taux d'apprentissage, T_j est le vecteur de sortie désirée, O_j est le vecteur de sortie calculée par les réseaux, X_i est le vecteur d'entrée, et $\Delta_j = T_j - O_j$ est le terme d'erreur.

L'objectif de l'apprentissage est de modifier les valeurs des poids du réseau de façon à minimiser cette erreur et à effectuer une descente du gradient.

L'algorithme de descente de gradient consiste à changer chaque poids w_{ij} d'une quantité Δw_{ij} proportionnelle au gradient de l'erreur, donnée par : [13]

$$\Delta w_{ij} = \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \eta \sum_i (d_i - y_i) x_i \dots \dots \dots (III-7)$$

III.9.4.3 Règle d'apprentissage compétitive

Elle qui ne concerne qu'un seul neurone. On regroupe les données en catégorie. Les neurones similaires vont donc être rangés dans une même classe en se basant sur des corrélations des données et seront représentés par un seul neurone. L'architecture d'un tel réseau possède une couche d'entrée et une couche de compétition. Une forme est présentée à l'entrée du réseau et est projetée sur chacun des neurones de la couche compétitive. Le neurone gagnant est celui qui possède un vecteur de poids le plus proche de la forme présentée à l'entrée. Chaque neurone de sortie est connecté aux neurones de la couche d'entrée et aux autres cellules de sortie (c'est une connexion inhibitrice) ou à elle-même (c'est une connexion excitatrice). La sortie dépend alors de la compétition entre les connexions inhibitrices et excitatrices. [13]

$$\Delta w_{ij} = \begin{cases} \eta(x_j - w_{ij}) & \text{Si le neurone } i \text{ est le vainqueur} \\ 0 & \end{cases} \dots\dots\dots (III-8)$$

III.9.4.4 Règle de correction d'erreurs

Cette règle s'inscrit généralement dans le paradigme d'apprentissage supervisé, c'est-à-dire dans le cas où l'on fournit au réseau une entrée et la sortie correspondante. Si on considère y comme étant la sortie calculée par le réseau et d la sortie désirée, le principe de cette règle est d'utiliser l'erreur $(d - y)$, afin de modifier les connexions et de diminuer ainsi l'erreur globale du système, le réseau va donc s'adapter jusqu'à ce que y soit égal à d .

Notez que l'apprentissage n'intervient seulement que lorsqu'une erreur est faite, dans le cas contraire, les poids demeurent inchangés. Cette règle est donc une forme modifiée de la règle d'apprentissage de Hebb. [13]

III.9.4.5 Règle de rétropropagation

On appelle généralisation la capacité d'un RNA de réagir correctement face à des données qui n'étaient pas présentées dans la base d'apprentissage. Les performances en généralisation d'un réseau sont les plus significatives d'un apprentissage réussi. [13]

La règle inventée par Rumelhart, Hinton et Williams en 1986 est utilisée pour ajuster les poids de la couche d'entrée à la couche cachée. Cette règle peut aussi être considérée comme une généralisation de la règle delta pour des fonctions d'activation non linéaire et pour des réseaux multicouches. Les poids dans le réseau de neurones sont au préalable initialisés

avec des valeurs aléatoires. On considère ensuite un ensemble de données qui vont servir à l'apprentissage. Chaque échantillon possède ses valeurs cibles qui sont celles que le réseau de neurones doit à terme prédire lorsqu'on lui présente le même échantillon.

Le développement d'algorithmes d'apprentissage supervisé pour les réseaux multicouches se heurte au problème de calcul des erreurs de sortie pour les neurones cachés. En effet, les neurones cachés n'ont pas un rôle prédéfini, c'est l'apprentissage qui les utilise à sa convenance pour former des représentations internes, à cause de l'absence d'une règle d'apprentissage convenable, les perceptrons étaient limités à une seule couche pendant plusieurs années, mais ce type de perceptrons ne peut résoudre que les problèmes dont les données sont linéairement séparables. Les limitations du perceptron ont été levées par la découverte de l'algorithme de rétropropagation qui a permis de résoudre le problème de calcul des erreurs associées aux neurones cachés. [13]

La règle de rétropropagation inventée par Rumelhart, Hinton et Williams en 1986. Elle s'utilise pour ajuster les poids de la couche d'entrée à la couche cachée. Cette règle peut aussi être considérée comme une généralisation de la règle delta pour des fonctions d'activation non linéaire et pour des réseaux multicouches. Les poids dans le réseau de neurones sont au préalable initialisés avec des valeurs aléatoires. On considère ensuite un ensemble de données qui vont servir à l'apprentissage. Chaque échantillon possède ses valeurs cibles qui sont celles que le réseau de neurones doit à terme prédire lorsqu'on lui présente le même échantillon.

L'algorithme de la rétropropagation s'applique en deux étapes. La première est le forward propagation, durant laquelle l'excitation X_p est appliquée à la couche d'entrée et se propage, en avant, dans le réseau pour calculer la sortie O_p , et l'erreur $(d_p - O_p)$ par rapport la sortie désirée d_p . Durant la deuxième phase - backward propagation - cette erreur se propage en arrière pour calculer l'erreur pour chaque neurone, et effectuer des changements appropriés des poids du réseau. [13]

III.9.5 Algorithme de la rétro-propagation du gradient (RPG)

Les limitations des modèles neuronaux des années 60 comme le perceptron, ont conduit les chercheurs à abandonner. Cette ligne de méthodes d'apprentissage dans les années 80, grâce aux travaux de Kohonen et de Hopfield, cette voie a été remise au goût du jour et a suscité un intérêt croissant de la part de nombreux chercheurs issus de différentes disciplines. [13]

C'est ainsi qu'en 1985, la rétropropagation du gradient (RPG) apparaît comme alternative aux anciens modèles. C'est un algorithme d'apprentissage adapté aux réseaux de neurones multicouches (aussi appelé Perceptron multicouche). Dès cette découverte, nous la possibilité de réaliser une fonction non linéaire d'entrée/sortie sur un réseau en décomposant cette fonction en une suite d'étapes linéairement séparables. [13]

De nos jours, les réseaux multicouches à rétropropagation du gradient restent le modèle le plus étudié et le plus productif au niveau des applications. La rétropropagation est l'algorithme le plus utilisé parmi les plusieurs techniques de modification des poids. Elle repose sur la méthode du décente de gradient. Il s'agit de calculer l'erreur E en fonction des couples, entrée-sortie choisies pour l'apprentissage ensuite minimiser cette erreur par la descente du gradient. Après initialisation des poids, l'algorithme sera décrit par deux phases : [13]

-le passage de l'activation de l'entrée vers la sortie du réseau et c'est la phase avant " feed- ward ".

-l'adaptation de l'algorithme de rétropropagation afin de diminuer l'erreur entre la sortie obtenue et la réponse désirée. C'est la phase arrière " feed- back ".

Phase avant

1. Appliquer la matrice d'entrée et la matrice de réponse désirée,
2. Calculer les entrées des couches internes, utilisant la formule suivante :

$$Net_{pi}^h = \sum_{i=1} W_{ij}^h X_j^p + \theta_j^h \dots\dots\dots (III-9)$$

3. Calculer les sorties des couches internes sous la forme de :

$$I_j^p = F(Net_{pi}^h) \dots\dots\dots (III-10)$$

4. Calculer les entrées des neurones des sorties par :

$$Net_{pk}^o = \sum_{j=1}^n W_{ij}^o X_j^p + \theta_j^h \dots\dots\dots (III-11)$$

5. Calculer les sorties du réseau par :

$$I_k^p = F(Net_{pk}^o) \dots\dots\dots (III-12)$$

Phase arrière

6. Calculer le terme d'erreur pour la couche de sortie :

$$\delta_k^p = (T_k^p - O_k^p) F'(Net_{pk}^o) \dots \dots \dots (III-13)$$

7. Modifier les poids de la couche de sortie :

$$W_{kj}^o(t+1) = W_{kj}^o(t) \eta \delta_{pk}^o I_j^p \dots \dots \dots (III-14)$$

8. Calculer le terme d'erreur des couches internes (cachées) :

$$\delta_{pi}^h = F'(Net_{pi}^h) \sum \delta_{pk}^o W_{ki}^o \dots \dots \dots (III-15)$$

9. Modifier les poids des couches internes (cachées) :

$$W_{ij}^h(t+1) = W_{ij}^h(t) \eta \delta_{pi}^h X_j^p \dots \dots \dots (III-16)$$

Où η est le pas d'apprentissage

10. Refaire pour chaque vecteur d'entraînement

11. Calculer l'erreur E, par l'équation suivante :

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (T_k^p - O_k^p)^2 \dots \dots \dots (III-17)$$

12. Tant que l'erreur E n'a pas atteint le seuil fixé. Refaire les étapes de 1 à 10.

13. Fin de l'algorithme de la rétropropagation

Notons que l'indice du couple W_{ij} est la densité de connexion entre le neurone j et le neurone i, Net_{pi}^h est l'entrée du neurone j, p est la couche cachée, Net_{pk}^o est l'entrée globale le du $K^{ème}$ neurone, O_j^h sont les poids fictifs du neurone j pour l'exemple.

La couche cachée et F est la densité d'activation de la forme sigmoïde, elle est écrite sous les équations suivantes :

$$F(Net) = \frac{1}{1 + e^{-\sum W_{ij} + \theta_i}} \dots \dots \dots (III-18)$$

$$F'(Net_{pi}^h) = \frac{df(Net_{pi}^h)}{d(Net_{pi}^h)} \dots \dots \dots (III-19)$$

On peut opérer avec cette méthode de deux manières différentes : data adaptive Learning, ou block adaptive Learning.

III.9.5.1 Apprentissage par rétropropagation

La phase de développement d'un réseau à rétropropagation du gradient se fait par un algorithme à apprentissage supervisé. Cet algorithme vise à faire des regroupements entre les matrices de donnée d'entrée et les matrices donnée de sortie souhaitée. [13]

En fait, l'idée de base de cet algorithme est que l'on veut minimiser le critère d'erreur quadratique en fonction des poids de connexions de réseau.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=2}^m (y_d - y_i)^2 \dots \dots \dots (III-20)$$

Donc, l'erreur définie par les écarts entre les outputs désirés et les outputs obtenus doit être minimisée par rapport aux poids de connexions.

Les réseaux de neurones multicouches à rétro propagation du gradient, par leurs capacités remarquables d'apprentissage et de reconnaissance des formes constituent de manière incontestable l'outil privilégié du diagnostic industriel à base de signatures externes. C'est la raison pour laquelle, il est important de modifier les conditions initiales du réseau (poids des connexions nombre des cellules et des couches) pour vérifier la robustesse des résultats, pour la résolution de problèmes de classification avec rejet technique indispensable en cas d'évolution lent des signatures de réseaux de neurones.

Les réseaux de neurones sont bien adaptés à la résolution des problèmes de diagnostic, utilisant la classification automatique des signaux et des formes. Dans ce contexte on distingue plusieurs applications des réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances et en particulier, pour le diagnostic des pannes des machines industrielles. [13]

III.10 Application des réseaux de neurones

L'intérêt porté aujourd'hui aux réseaux de neurones tient sa justification dans les quelques propriétés intéressantes qu'ils possèdent et qui devraient permettre de dépasser les limites de l'informatique traditionnelle. [12]

Pour cette raison les réseaux de neurones artificiels ont trouvé plusieurs applications et dans plusieurs domaines, parmi les quels nous pouvons citer : [12]

➤ L'application à la reconnaissance des formes

L'application des réseaux de neurones pour la reconnaissance des formes a été largement étudiés ; les réseaux de neurones multicouches sont intensivement étudiés et appliqués pour la reconnaissance des voies et des images.

➤ **L'application à la planification**

L'optimisation est souvent sollicitée pour la planification des actions ou des tâches.

A cet effet, l'utilisation du modèle de Hopfield et du modèle de Kohonen paraît très utile pour la résolution des problèmes d'optimisation.

➤ **L'application au traitement du signal**

Dans ce domaine, les applications réalisées traitent essentiellement de la reconnaissance de signatures radar ou sonar.

La société NESTOR a développé un réseau de neurones qui identifie une cible à coup sûr (100% de réussite) et reconnaît un bruit avec un taux de réussite de 95%.

Cette application a été construite à partir de signaux "sonar" et des traits caractéristiques de ces derniers sont déterminés par les experts comme étant utiles pour identifier une cible dans un environnement bruité. Le réseau agit dans ce cas comme un filtre pour éliminer le bruit. [12]

➤ **L'application au contrôle**

Grâce à leurs propriétés (structures parallèles de traitement, capacité d'adaptation et de généralisation, etc.), les réseaux de neurones sont appliqués au contrôle intelligent. Les applications initiées peuvent être classifiées en plusieurs méthodes, tels que : le contrôle supervisé, le contrôle inverse et le contrôle neuronal adaptatif. D'un autre côté les réseaux de neurones sont ainsi appliqués à la commande vectorielle de la machine asynchrone par implémentation des régulateurs flous. [12]

➤ **L'application au diagnostic**

Les réseaux de neurones sont bien adaptés à la résolution des problèmes de diagnostic et de surveillance industrielle, grâce à leur capacité de traitement non linéaire et leur simplicité à mise en œuvre. Dans ce contexte on distingue plusieurs applications des réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances. [12]

III.11 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 types 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.

Par ailleurs, pour obtenir une surveillance efficace et un bon diagnostic ; il est nécessaire de déterminer un modèle neuronal permettant de représenter les diverses situations de fonctionnement (bon et mauvais fonctionnement).

.

Chapitre IV

Simulation et résultats

IV.1 Introduction

Les méthodes intelligentes nécessitent un processus très complexe. Les modèles proposés dans cette étude pour la détection intelligente sont un pas en avant dans le domaine de la surveillance et du diagnostic des machines rotatives, car ils facilitent au maximum la configuration et l'utilisation des processus complexes pour l'extraction des paramètres contenus dans des signaux de vibration.

L'objectif de ce chapitre est l'amélioration d'un outil capable de prédire automatiquement les défauts de roulement et les classer adéquatement afin de déterminer leur état.

La diversité des problèmes traités avait pour but de montrer dans quelle mesure les réseaux de neurones utilisés dans la conception de notre logiciel aussi bien pour l'application que pour la mise au point de nouveaux algorithmes d'apprentissage.

IV.2 Description de MATLAB

MATLAB est un langage de programmation utilisé à des fins de calcul numérique, développé par la société The MathWorks. Ce logiciel permet d'effectuer des opérations sur des matrices, d'afficher des courbes et des données, de mettre en œuvre des algorithmes. C'est le logiciel le plus utilisé dans le monde de l'ingénierie et de la science. Il touche plusieurs domaines tels que les systèmes automobiles, les dispositifs de surveillance de la santé, les réseaux électriques intelligents, l'apprentissage automatique, la robotique, le traitement du signal, le traitement d'images, les systèmes de communications, les finances, et bien plus encore. [20]

MATLAB peut s'utiliser tout seul ou avec des boîtes à outils (généralement connues sous le nom de 'toolbox') et à chaque domaine est associé une ou plusieurs boîtes à outils spécifiques, par exemple dans le domaine des Mathématiques, Statistiques, et d'Optimisation on trouve la : Partial Differential Equation Toolbox (boîte à outils pour la résolution des équations différentielles), ou la : Curve Fitting Toolbox (boîte à outils pour l'ajustement des courbes), ou encore la : Neural Network Toolbox (boîte à outils pour l'utilisation des réseaux de neurones). [20]

IV. 3 Présentation de la problématique

Le travail de « BELHADJ NORA et BELMAHDI FATIHA » [4] consiste à développer un programme qui peut détecter un défaut dans le roulement et le localiser, dans ce programme ils ont joué sur le nombre d'itération et le nombre de neurones, ou ils ont utilisé les fonctions'' premnmx et newff'' qui ne sont plus valables sur Matlab pour la création de leur apprentissage.

De notre côté, notre travail consiste à améliorer leur travail afin d'obtenir des résultats plus précis dans un temps de simulation plus petit, avec un programme optimisé en utilisant des fonctions contemporaines dans Matlab, tout en jouant sur le nombre de couches cachées, nombre de neurones, le nombre de répétitions dans chaque neurone et le taux d'apprentissage.

IV.4 Implémentation numérique du problème posé

Avant d'aller plus loin, on se doit de préciser que la simulation des Réseaux de neurones dans MATLAB peut se faire de deux principales méthodes, la première étant l'utilisation de la Neural Network (NN) toolbox et la seconde se fera étape par étape, en programmant nous-mêmes l'algorithme d'apprentissage.

IV.5 Base des données

Pour le lancement de notre apprentissage nous faudra introduire une base de données "les entrées et les sorties désirées", nous avons pris celle de [4]. Voir annexe

IV.6 Lancement de l'apprentissage

Certains paramètres du réseau tels que : le nombre de neurones dans la couche cachée, le taux d'apprentissage et le nombre de répétition dans un neurone (rétro propagation).

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

- Nombre maximum de répétition $r = 1$
- Taux d'apprentissage $T = 0.5$
- Taux de validation $V = 0.25$
- Taux de test $S = 0.25$
- Nombre de neurones $K = 10$

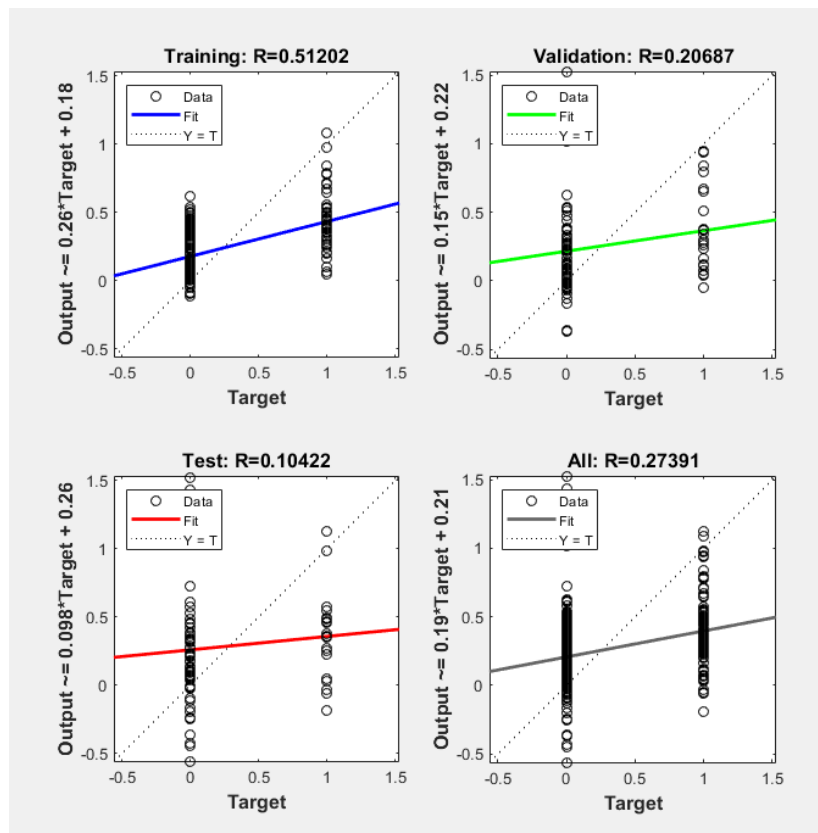


Figure (IV- 1) représentation de la régression

Sur les figures (IV-1) on peut voir clairement que l'apprentissage n'est pas réussi avec les paramètres fixés, et la valeur de « All R » est loin de « 1 », d'où la nécessité d'autres essais.

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

IV.6.1 Variation de nombre de neurones de la couche cachée

Premier cas :

- Nombre maximum de répétition $r = 1$
- Taux d'apprentissage $T = 0.5$
- Taux de validation $V = 0.25$
- Taux de test $S = 0.25$
- Nombre de neurones $K = 20$

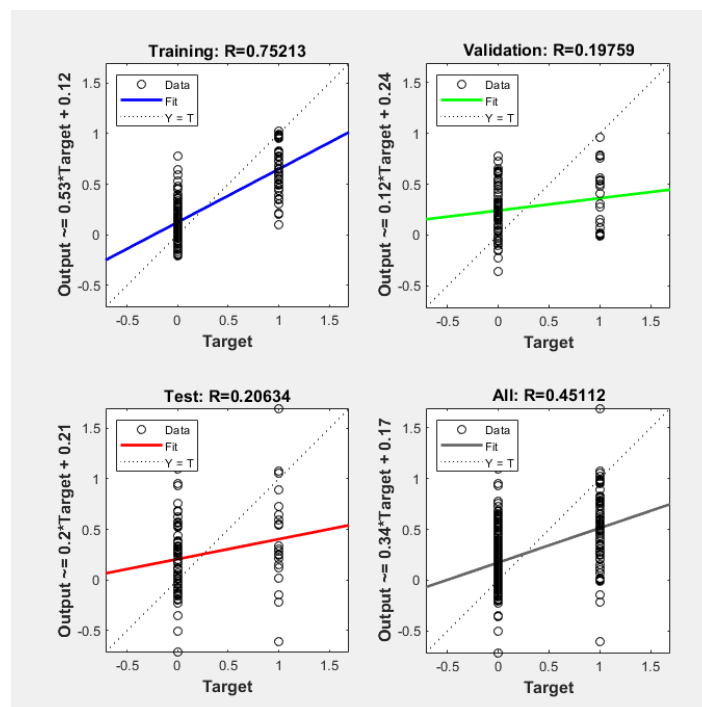


Figure (IV- 2) 1 er cas variation de nombre de neurone dans les couches cachées

D'après la figure (IV- 2), nous remarquons que la regression est moins de $\frac{1}{2}$ de la valeur désirée avec un nombre de neurones égal à 20.

Deuxième cas :

- Nombre maximum de répétition $r = 1$
- Taux d'apprentissage $T = 0.5$
- Taux de validation $V = 0.25$
- Taux de test $S = 0.25$
- Nombre de neurones $K = 30$

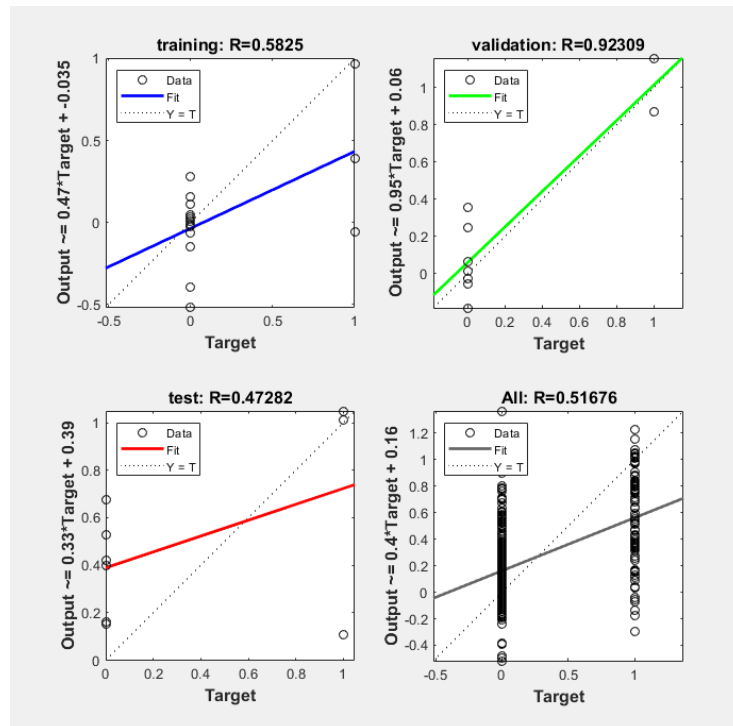


Figure (IV- 3) 2eme cas de variation de nombre de neurone

D'après La figure ci-dessus (IV-3) on obtient une petite amélioration dans la regression d'apprentissage ou en remarque que la valeur de « ALL R » est plus de $\frac{1}{2}$, alors on va garder ce nombre de neurone et on va varier les autres variables afin d'arriver à une valeur proche de la valeur désirée.

IV.6.2 Variation de taux d'apprentissage

Premier cas :

- Nombre maximum de répétition $r = 1$
- Taux d'apprentissage $T = 0.6$
- Taux de validation $V = 0.20$
- Taux de test $S = 0.20$
- Nombre de neurones $K = 30$

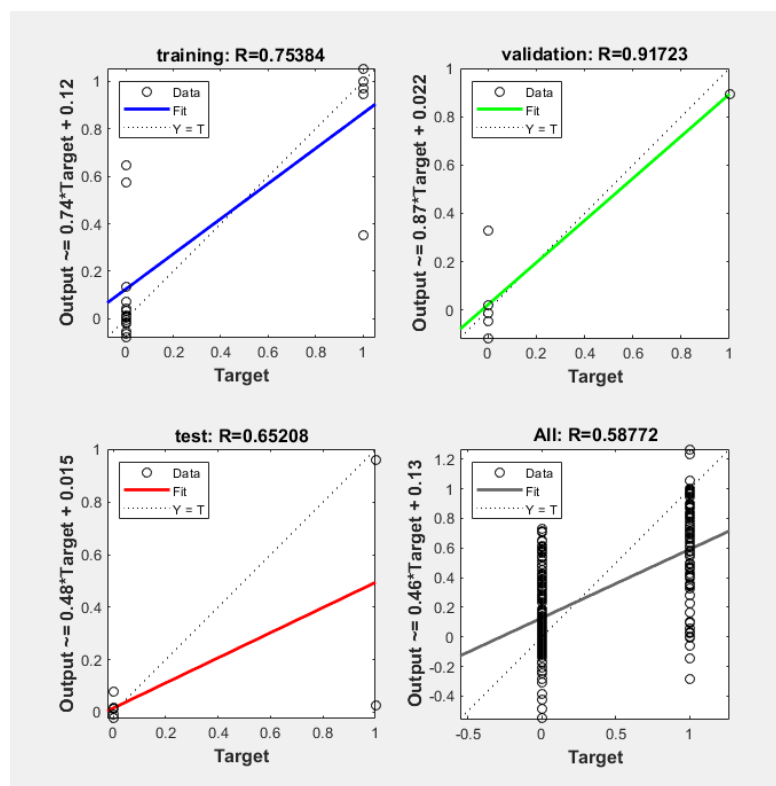


Figure (IV- 4) 1er cas variation de Taux d'apprentissage

Dans ce cas en remarque des améliorations au niveau de training mais le « ALL R » est loin de la valeur désirée.

Deuxième cas :

- Nombre maximum de répétition $r = 1$
- Taux d'apprentissage $T = 0.7$
- Taux de validation $V = 0.15$
- Taux de test $S = 0.15$
- Nombre de neurones $K = 30$

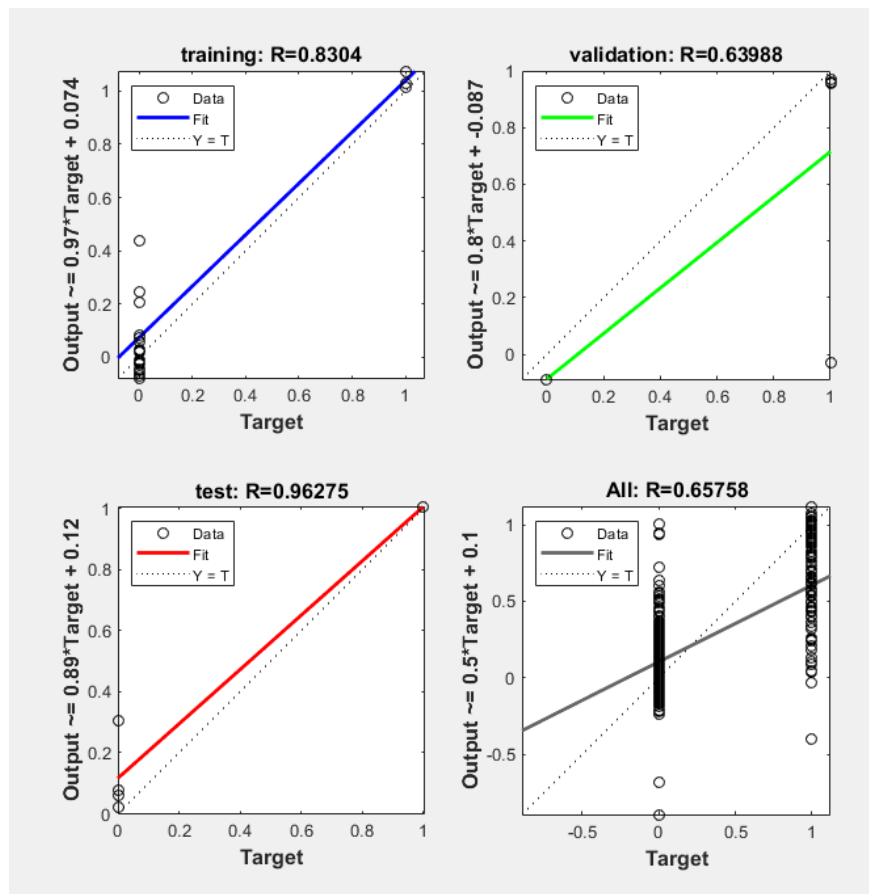


Figure (IV- 5) 2eme cas de la variation de Taux d'apprentissage

La visualisation de cette figure (IV- 5) montre qu'il y a une grande amélioration au niveau de test et training sont proche a 1 mais le « ALL R » et toujours loin. Alors en va varie la répétition da les neurones pour avoir des résultats plus précisés.

IV.6.3 Variation de nombre de répétition dans les neurones

Premier cas

- Nombre maximum de répétition $r = 6$
- Taux d'apprentissage $T = 0.7$
- Taux de validation $V = 0.15$
- Taux de test $S = 0.15$
- Nombre de neurones $K = 30$

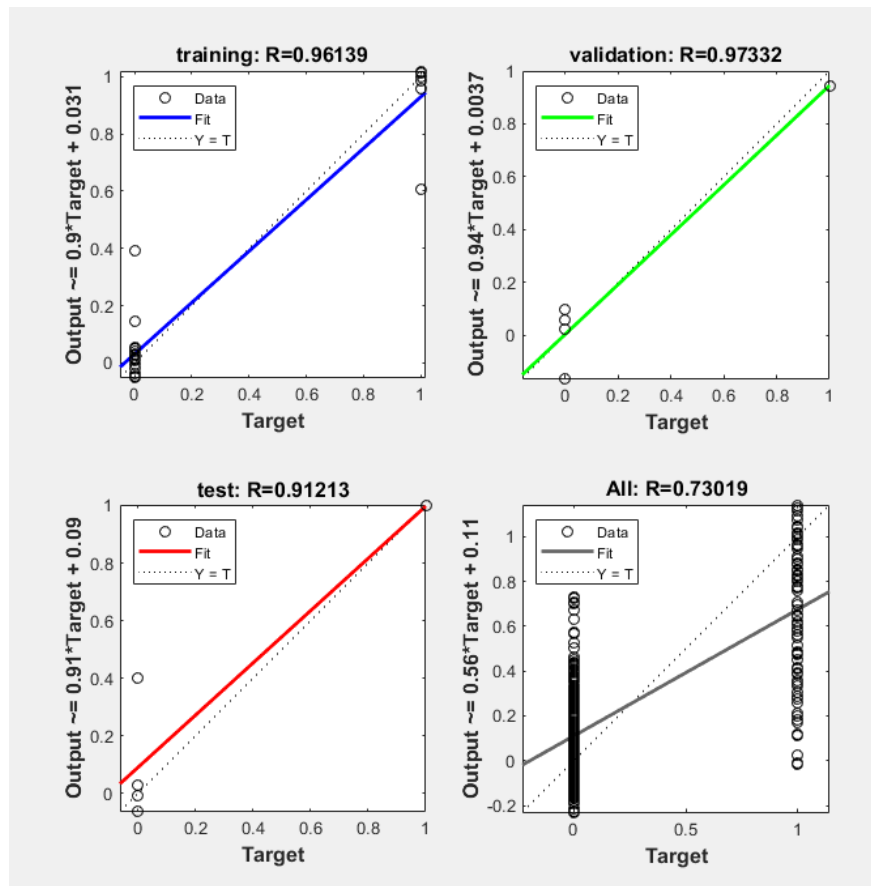


Figure (IV- 6) 1er cas de la variation de répétition dans chaque neurone

D'après les graphes constatés sur la figure (IV- 6) on remarque des améliorations au niveau de validation, test et training, et le « ALL R » s'approche de l'objectif prédéfini.

Deuxième cas

- Nombre maximum de répétition $r = 20$
- Taux d'apprentissage $T = 0.7$
- Taux de validation $V = 0.15$
- Taux de test $S = 0.15$
- Nombre de neurones $K = 30$

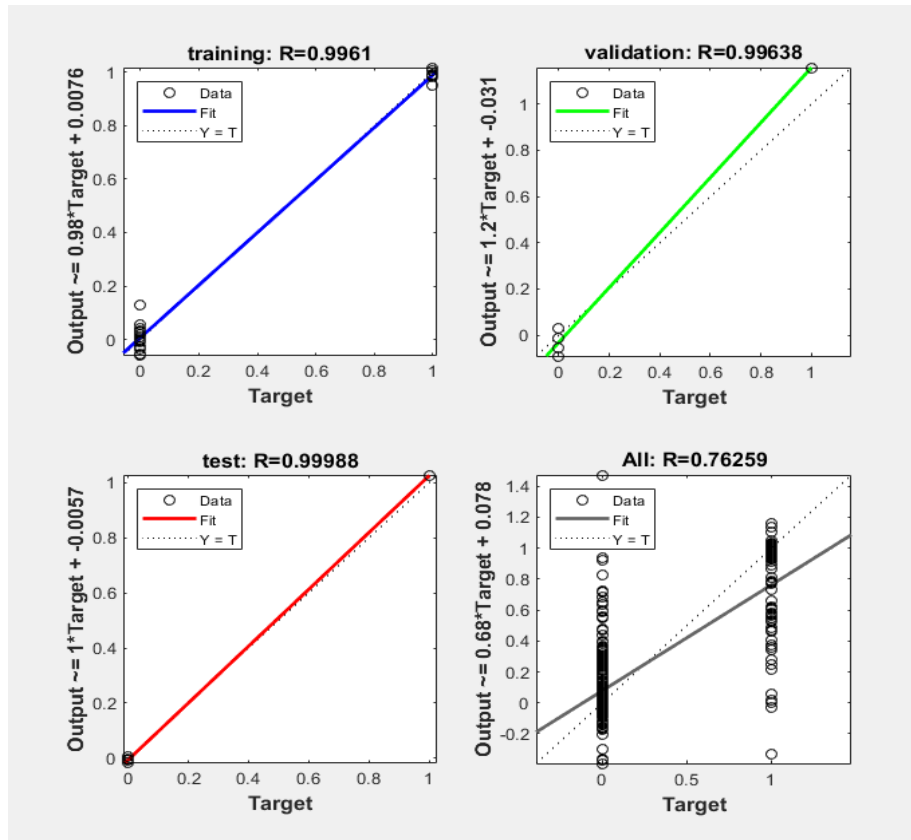


Figure (IV- 7) 2eme cas de la variation de répétition dans chaque neurone

La figure ci-dessus (IV-7) représente les meilleurs résultats de la régression quand peut les arrive Ou en remarque que les 3 valeurs de test, validation et training arrivent à leur valeur max ainsi que le « ALL R » et proche de la valeur demande ce qui veut dire que les paramètres les plus fiables pour une bonne précision de résultats sont :

- ✓ Un taux d'apprentissage de 70%.
- ✓ 30 neurones dans la couche cachée.
- ✓ 20 répétitions dans chaque neurone.

IV.7 Conclusion

Ce présent chapitre est destiné à l'illustration des résultats, D'après plusieurs essais réalisé on est arrivé à conclure que le nombre de couches cachées, le nombre de neurones dans couches cachées, les répétitions de l'apprentissage dans chaque neurone et le taux d'apprentissage jouent un rôle très important pour avoir des résultats plus fiables.

Conclusion Général

Conclusion générale

Le travail présenté dans ce mémoire s'inscrit dans le cadre de la détection des défauts des roulements et leur classification par la technique de l'analyse vibratoire et de l'intelligence artificielle. À travers cette contribution nous avons développé un outil d'apprentissage automatique basé sur les réseaux de neurones artificiels en variant les différents paramètres du code Matlab pour améliorer le processus d'apprentissage, et pour cela nous avons procédé à des cas test en assurant une amélioration en terme des résultats trouvés dans chacun de ces cas.

L'approche utilisée dans ce travail (RNA) nous a permis de concevoir un outil d'intelligence artificielle capable de détecter et de classifier les anomalies des machines tournantes au niveau des roulements.

Le premier chapitre a été consacré à la présentation des définitions relatives au diagnostic des systèmes et les étapes nécessaires à la mise en place d'un système d'analyse de la problématique du diagnostic. Nous avons conclu qu'en raison de ses avantages ; la technique des réseaux de neurones artificiels a été retenue parmi les méthodes externes du diagnostic des défaillances pour la surveillance et le diagnostic des systèmes.

Le second chapitre est dédié à la présentation des machines tournantes et l'exposition des principaux défauts fréquemment rencontré, en se concentrant sur les défauts de vibrations appariaient dans les roulements.

Le troisième chapitre est basé sur la présentation de la théorie des réseaux de neurones, ainsi que le principe d'apprentissage. Nous avons constaté que pour l'obtention d'une surveillance efficace et d'un bon diagnostic, il nous faut un modèle neuronal permettant de représenter plusieurs situations de bon et de mauvais fonctionnement.

Le quatrième chapitre est destiné à l'illustration des résultats, celui-ci nous a permis de faire des observations importantes qui présentent un intérêt particulier pour notre application. Nous avons déduit que les résultats d'apprentissage dépendent de plusieurs paramètres qui sont le nombre de couche cachées, le nombre de neurones de couche cachée, le taux d'apprentissage et nombre de répétition dans chaque neurone.

Afin de poursuivre ce travail, les pistes qui nous semblent intéressantes sont les suivantes :

- Faire une étude d'analyse vibratoire sur un banc d'essai ou d'une machine sur site pour avoir une base de données plus riche en termes de quantité et de variation de paramètres.
- Utiliser la technique "Deep Learning" pour l'analyse et l'apprentissage des quantités massives de données qui représente un outil précieux pour le Big Data Analytics.

Références

Bibliographiques

Références Bibliographiques

- [2] Mohamed Ryad ZEMOURI, « Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques : Application à la e-maintenance », Thèse de doctorat, université de Franche-Comté, 2004].
- [3] Normalisation française FD X 60-000 Mai 2002.
- [4] BELHADJ NORA, BELMAHDI FATIHA, « Application des réseaux de neurones à la détection et la classification des défauts dans les machines tournantes », Mémoire de fin d'études, UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU, 2010.
- [5] KADDOURI Ibrahim, SERAH Youcef, « Détection des défauts d'une machine tournante par l'analyse FFT », Mémoire présenté pour l'obtention Du diplôme de Master Académique, UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA, 2019.
- [6] Mr. HACHEMI Mohammed, « Application de l'ODS à l'analyse des problèmes de vibration des machines tournantes», Mémoire de fin d'études, UNIVERSITE ABOU BEKR BELKAID TLEMCEN, 2012
- [7] Mr. FENINECHE HOCINE, « Application des réseaux de neurones artificiels au diagnostic des défauts des machines tournantes », Mémoire Présenté Pour l'obtention du diplôme de Magister, UNIVERSITE FERHAT ABBAS – SETIF.
- [8] BESSOUS Noureddine, « Contribution au Diagnostic des Défauts dans les Machines Asynchrones : Comparaison entre l'Analyse Vibratoire et l'Analyse du Courant d'Alimentation », Thèse présentée en vue de l'obtention du diplôme de Doctorat en Sciences, Université Mohamed Khider – Biskra, 2017.
- [10] Ilyes KHELF, « DIAGNOSTIC DES MACHINES TOURNANTES PAR LES TECHNIQUES DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE », Thèse Présentée en vue de l'obtention du diplôme de Doctorat, UNIVERSITE BADJ MOKHTAR – ANNABA, 2014
- [11] Bernard GARNIER Ingénieur civil de l'Ecole nationale des ponts et chaussées Consultant, Blue Solutions « Capteurs industriels de vibration »
- [12] AMRANI Mohamed, « Surveillance et diagnostic d'une ligne de production par les réseaux de neurones artificiels », MEMOIRE DE MAGISTER, UNIVERSITÉ M'HAMED BOUGARA - BOUMERDES
- [13] Mohamed BEN RAHMOUNE, « Diagnostic des défaillances d'une turbine à gaz à base des réseaux de neurones artificiels pour l'amélioration de leur système de détection des vibrations », THESE Présentée pour l'obtention du grade de DOCTORAT 3ème Cycle, Université Ziane Achour de Djelfa
- [14] https://www.cchst.ca/oshanswers/phys_agents/vibration/vibration_intro.html

[15] T. AL ANI, « Introduction au diagnostic des défaillances », Laboratoire A2SI-ESIEE-Paris, 2006

[16] Gilles ZWINGELSTEIN, « Diagnostic des défaillances, théorie et pratique pour les systèmes industriels », Ed. HERMES, 1995.

[17] Mohammed BOUZENITA. Thème de magister en génie industriel. « Conception et implémentation d'un système expert hybride pour le diagnostic d'un système industriel ». Université El-Hadj-Lakhdar de Batna. 2012

[18] Didier MAQUIN. Professeur à l'INPL. 3eme année ENSEM et diplôme d'étude approfondies : contrôle, signaux et communications. « Surveillance des processus ». Institut National Polytechnique de Lorraine Université Henri POINCARÉ - Nancy I. 2003.

[20] GANA Massine «Implémentation d'un réseau de neurones dans un microcontrôleur», Mémoire de fin d'études, UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU,2016

Webographie

[1] <https://proqc.fr/ressources-qualite/classification-des-defauts/>

[9]<https://books.google.dz/books?id=fngpj5pyrBsC&pg=PA2&lpg=PA2&dq=AFNOR+90.001&source=bl&ots=1K-V-a7Ab7&sig=ACfU3U30xvZtr9VjpNw6MC3GQbwW8TI3GQ&hl=fr&sa=X&ved=2ahUKEwihqKHW4JrxAhWDyYUKHTiMACEQ6AEwBnoECBEQAg#v=onepage&q=AFNOR%2090.001&f=false>

[14] https://www.cchst.ca/oshanswers/phys_agents/vibration/vibration_intro.html

[19] <https://openclassrooms.com/fr/courses/5919236-decouvrez-la-science-des-donnees-pour-les-objets-connectes/6305091-abordez-les-fondements-de-lintelligence-artificielle>

Annexe

Annexe

Base de données

Inputs

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'];

Targets

[illegible]