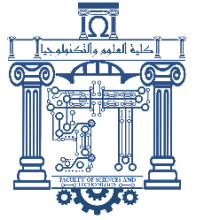




الجمهورية الجزائرية
الديمقراطية الشعبية
Republique Algerienne Democratique Et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث
العلمي



Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة العربي
التبسي - تبسة

Université Larbi Tébessi – Tébessa –

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de Genie Electrique

MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de Master Académique

En : Automatique

Spécialité : Automatique et Systèmes

Par :

CHEBIRA Abd Elkrim & OUMEIRI Nawfel

Sujet

CONCEPTION D'UNE INTERFACE GRAPHIQUE POUR LE DIAGNOSTIC DES DEFAUTS DANS LES ROULEMENTS

Présenté et soutenu publiquement, le 11 / 06 / 2022, devant le jury composé de :

Dr. Cheriet Leyla
Dr. Thelaidjia Tawfik
Dr. Djari abdelhamid

MCB, Université Larbi Tébessi – Tébessa –
MCA, Université Larbi Tébessi – Tébessa –
MCA, Université Larbi Tébessi – Tébessa –

Président
Rapporteur
Examineur

Promotion : 2021/2022

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Remerciement

Tout d'abord, nous voulons remercier Allah le tout puissant qui nous a donné la volonté, la santé, la patience et la détermination pour faire ce modeste travail.

Au terme de ce projet de fin d'étude, nos remerciements s'adressent à Mr. Souaidia chouaib et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à faciliter notre tâche.

Notre plus profonde gratitude va à notre encadreur DR. THELADIJIA TAWFIK, qui a bien voulu suivre et orienter ce travail, ses encouragements et ses recommandations ont permis de finaliser ce projet.

Nous remercions les membres du jury de ce mémoire, pour avoir accepté d'être les examinateurs de ce mémoire, pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre travail et pour l'avoir enrichi de leurs remarques.

Nous tenons à remercier tous nos collègues qui nous ont aidés. Et tous nos amis soient assurés de notre immense gratitude et de notre sincère reconnaissance pour leur soutien permanent.

Liste des tableaux

CHAPITRE I :

Tableau I-1: Différentes techniques d'analyse de l'état d'une machine tournante.....	10
Tableau I-2: Principales méthodes d'analyse vibratoire.....	12
Tableau I-3 : Comparaison entre les différents types de capteur.	24
Tableau I-4: fréquences de défauts de roulements	31

CHAPITRE III :

Tableau III-1: Principales propriétés des roulements à rouleaux.....	76
Tableau III-2 : les différents types de défauts avec leur diamètres en (μm)	77

Liste des figures

CHAPITRE I :

Figure I-1: les différents types de maintenance.....	6
Figure I-2 : Différentes techniques de la surveillance des machines tournantes.....	8
Figure I-3: Principe de l'analyse thermographique : (exemple d'un moteur).....	9
Figure I-4: Principe de l'analyse vibratoire : a) Mesures des vibrations,.....	9
Figure I-5: Chaîne d 'acquisition.....	15
Figure I-6: Exemple d'une vibration.....	16
Figure I-7: différentes amplitudes caractéristiques dans le cas d'un Signal sinusoïdal	17
Figure I-8: les différents types des signaux vibratoires.....	18
Figure I-9: Principe de fonctionnement d'un capteur de déplacement.....	21
Figure I-10: capteur de vitesse.....	21
Figure I-11: Montage axial.....	22
Figure I-12: Montage radial.....	22
Figure I-13: Accéléromètre piézoélectrique	23
Figure I-14: Réponse en fréquence d'un capteur Piézoélectrique [40]	23
Figure I-15: Défauts d'usinage causant le balourd.....	25
Figure I-16: Spectre réel d'un moteur tournant à 1502 tr/mn (25,03 Hz) traduisant la présence d'un balourd.....	26
Figure I-17: balourd statique	27
Figure I-18: balourd dynamique	27
Figure I-19: Les types de mauvais alignements	28
Figure I-20: Signal temporel d'un défaut d'alignement	28
Figure I-21: Différents types d'engrenage.....	29
Figure I-22: Efforts sur les dents d'engrenage selon le type de denture	29
Figure I-23: défauts d'engrenages	30
Figure I-24: Défauts de roulements.....	31
Figure I-25: Défaut de courroie	32
Figure I-26: direction de mesure favorisée pour transmission par poulies courroies.....	33
Figure I-27: Image vibratoire théorique d'un défaut de transmission par courroies	33
Figure I-28: spectre réel d'un défaut de transmission par courroies (la fréquence de passage est de 8,17 Hz)	33
Figure I-29: Signal temporel et densité de probabilité d'un roulement non dégradé	37
Figure I-30: Signal temporel et densité de probabilité d'un roulement non dégradé	37
Figure I-31: Transformée de Fourier d'une somme de deux sinusoïdes.....	39

CHAPITRE II :

Figure II-1– Schéma du neurone biologique	45
Figure II-2– Modèle architectural d'un neurone formel.....	47
Figure II-3– Quelques modèles des fonctions d'activation	48
Figure II-4– Structure d'un réseau statique avec deux couches cachées.....	51
Figure II-5– Réseau de neurone de Hop Field.....	52
Figure II-6– Schéma d'un perceptron.....	54
Figure II-7– perceptron simple.....	54

Figure II-8– Modèle d'apprentissage de la connexion Wij entre deux neurones	57
Figure II-9- Séparation de deux classes avec adaptateur linéaire.....	58
Figure II-10- Algorithme de rétro propagation.....	65

CHAPITRE III :

Figure III-1-Constitution d'un roulement à billes à une rangée.....	70
Figure III-2: L'indentation d'une bague intérieure de roulement	71
Figure III-3: Effet de la corrosion sur un roulement	71
Figure III-4: Bavures	72
Figure III-5: Exemple d'écaillage	72
Figure III-6: (a) Usure causée par des particules abrasives, (b) causée par le faux effet Brinell	73
Figure III-7: Exemples de fissure	74
Figure III-8: Exemple d'endommagements liés à un passage de courant.....	75
Figure III-9: Exemples de cages endommagées	75
Figure III-10: Le banc d'essai A) vue générale du banc d'essai ; B) les positions des deux....	76
Figure III-11: L'accéléromètre triaxial.	77
Figure III-12: Méthode proposée pour le diagnostic des défauts dans les roulements.....	78
Figure III-13: roulement sain.....	78
Figure III-14: Défaut sur la bague intérieure (420 μm).....	79
Figure III-15: Défaut sur la bague intérieure (250 μm).....	79
Figure III-16: Défaut sur la bague intérieure (150 μm).....	79
Figure III-17: Défaut sur un roulant (450 μm)	79
Figure III-18: Défaut sur un roulant (250 μm)	79
Figure III-19: Défaut sur un roulant (150 μm)	79
Figure III-20: Système de diagnostic.....	82
Figure III-21: Approche pour le diagnostic	83
Figure III-22: interface GUI Matlab	84
Figure III-23: Définition du base de donnée	85
Figure III-24: Calcul les paramètres statistiques	85
Figure III-25: L'apprentissage du RN.....	86
Figure III-26: Test du RN	86
Figure III-27: La vérification de l'état sain	87
Figure III-28: Un défaut de 4 ^{ème} classe	87

Table des matières

INTRODUCTION GENERALE _____	2
I. CHAPITRE I _____	4
1. Introduction _____	5
2. Maintenance _____	5
2.1. Définition _____	5
2.2. Types de maintenance _____	5
3. Techniques de la surveillance des machines tournante _____	8
3.1. La thermographie infrarouge _____	8
3.2. L'analyse des huiles _____	9
3.3. L'analyse vibratoire _____	9
3.4. L'analyse acoustique ou par Ultrasons _____	10
4. Techniques d'analyse _____	10
4.1. Choix d'une technique de surveillance _____	10
4.2. Vibrations des machines tournantes _____	13
5. Analyse vibratoire _____	14
5.1. Les objectifs _____	14
5.1.1. Les avantages _____	14
5.1.2. Les inconvenient _____	14
5.2. Surveillance _____	14
5.3. Diagnostic _____	15
5.4. Chaîne et matériel d'acquisition _____	15
5.5. Les vibrations _____	16
5.6. Caractéristiques d'une vibration _____	16
5.6.1. La fréquence _____	16
5.6.2. L'amplitude _____	17
5.6.3. L'amplitude crête (X_c) _____	17
5.6.4. L'amplitude efficace (X_{eff}) _____	17
5.7. Types des signaux vibratoires _____	18
5.7.1. Déterministe _____	18
5.7.2. Aléatoire _____	19
5.8. Grandeurs utilisées pour la mesure vibratoire _____	19
5.8.1. Déplacement d'une vibration _____	19
5.8.2. Vitesse d'une vibration _____	19
5.8.3. Accélération d'un mouvement vibratoire _____	20
5.9. Capteurs de vibrations _____	20
5.9.1. Capteur de déplacement _____	20
5.9.2. Capteurs de vitesse _____	21

5.9.3.	Capteur d'accélération :	21
5.10.	Comparaison des différents types de capteurs :	23
6.	LES DIFFÉRENTS DÉFAUTS D'UNE MACHINE TOURNANTE :	24
6.1.	Balourd	25
6.2.	Déalignage (ou mauvais alignement)	27
6.3.	Défauts d'engrenages	28
6.4.	Défauts de roulement	30
6.5.	Défauts de transmission par courroies	32
6.5.1.	frequence caractéristique	32
6.5.2.	Prise de mesure :	32
6.5.3.	Signature vibratoire :	33
6.5.4.	Autres défauts :	34
6.5.5.	Cas des courroies crantées	34
7.	Détection d'un défaut dans les roulements :	34
7.1.	Paramétrage de l'échantillonnage	34
7.2.	Méthodes d'analyse :	35
7.2.1.	Méthodes temporelles	35
7.2.2.	Valeur efficace ou valeur RMS (Root Mean Square)	35
7.2.3.	Indicateur de crête	36
7.2.4.	Kurtosis :	36
7.2.5.	Méthodes fréquentielles:	37
7.2.6.	Analyse en fréquence	38
7.2.7.	Analyse d'enveloppe (HFRT) :	39
8.	Conclusion	39
II.	CHAPITRE II :	41
1.	Introduction	42
2.	Eléments de Base:	43
2.1.	Modélisation biologique :	43
2.2.	Structure de neurone:	43
2.2.1.	Le corps cellulaire :	44
2.2.2.	Les dendrites:	44
2.2.3.	L'axone:	44
2.2.4.	Les synapses:	44
3.	Fonctionnement des Neurones :	45
4.	Réseaux de Neurone Artificiel :	45
4.1.	Modélisation	46
4.1.1.	Nature des entrées	47
4.1.2.	La fonction d'entrée totale	47
4.1.3.	La fonction d'activation	47

4.1.4.	La fonction de sortie :	49
4.1.5.	Les automates booléens	49
4.1.6.	Les automates à seuil	49
4.1.7.	Les automates linearizes	49
4.1.8.	Les automates à saturation	49
4.1.9.	Les automates continues	49
4.1.10.	Les automates probabilistes	49
5.	Propriétés des Réseaux de Neurones :	50
5.1.	Le parallélisme	50
5.2.	La résistance aux pannes	50
5.3.	La capacité d'adaptation	50
5.4.	La généralisation	50
5.5.	Structure de connexion	50
6.	Topologie des Réseaux de Neurones	50
6.1.	Les réseaux statiques ou réseau à couches (FEED FORWARD)	51
6.2.	Les réseaux dynamiques (récurrents)	52
7.	Le Perceptron	53
7.1.	Rétine	53
7.2.	Couche de cellules d'association	53
7.3.	Couche de cellule de décision	53
8.	Perceptron Simple :	54
9.	L'Apprentissage des Réseaux de Neurones :	55
9.1.	Apprentissage supervisé	55
9.2.	Apprentissage non supervisé	56
10.	Les Principales Règles d'Apprentissage :	56
10.1.	Les mécanismes de classification	58
11.	Algorithme de Retro propagation	59
11.1.	Introduction	59
11.2.	Présentation	59
11.3.	Position de problème	59
11.4.	Modèle et équation du réseau	60
11.5.	Principe de rétro propagation	60
11.6.	Adaptation des poids	61
11.7.	Les 'étapes d'algorithme de rétro propagation	63
11.8.	Algorithme de rétro propagation:	63
12.	Domaines d'application des Réseaux de Neurones	65
12.1.	Classification des signaux :	65
12.2.	Identification des processus	66
12.3.	Contrôle des systèmes	66

12.4.	L'application au diagnostic :	66
13.	Les Caractéristique d'une Bonne Application :	66
14.	Conclusion	67
III.	CHAPITRE III :.	68
1.	Introduction :	69
2.	Généralités sur les roulements :	69
2.1.	Constitution des roulements :	69
2.1.1.	Eléments roulants :	70
2.1.2.	Cages:	70
2.1.3.	Bagues:	70
2.2.	Caractéristiques des roulements:	70
2.3.	Les causes de dégradation des roulements :	70
2.3.1.	L'indentation :	71
2.3.2.	La corrosion :	71
2.3.3.	Bavure – Smearing :	72
2.3.4.	L'écaillage:	72
2.3.5.	L'usure par particules abrasives :	73
2.3.6.	Le faux effet Brinell :	73
2.3.7.	Les fissures	74
2.3.8.	Passage d'un courant :	74
2.3.9.	Endommagement de la cage :	75
3.	Configuration expérimentale et acquisition de donnes :	75
4.	Méthode proposé :	78
4.1.	Donnés temporelles :	78
4.2.	Les paramètres statistiques :	80
4.3.	Classification par réseau de neurone :	82
4.4.	Conception d'une interface graphique :	83
5.	Conclusion :	87
	CONCLUSION GENERALE :	89
	Références	90

Résumé :

Dans ce mémoire, nous avons réalisé une interface graphique pour le diagnostic des défauts dans les roulements. Cette interface facilite la tâche du diagnostic pour les exploitants.

L'interface proposée va permettre de faire deux opérations : la détection et le diagnostic. Dans la première phase le kurtosis sera utilisé. Cependant dans la deuxième phase un système expert de reconnaissances des formes est adopté pour classer six différents types des défauts. Ce système est basé sur l'extraction des paramètres statistiques pour former un vecteur forme, ce dernier sera utilisé comme étant une entrée d'un réseau de neurones qui assure la phase de classification.

La technique proposée est appliquée sur des données réelles. Les résultats obtenus montrent l'efficacité et la simplicité de l'approche proposée pour le diagnostic des défauts dans les roulements.

Mots clés : Kurtosis, Interface graphique, Diagnostic des défauts, Roulements, Réseau de neurones.

Abstract:

In this work, we are realized a graphical interface for the diagnosis of the defects in the bearings. This interface facilitates the diagnostic task for operators.

The proposed interface will allow to do two operations viz: detection and diagnosis. In the first phase kurtosis will be used. However in the second phase an expert pattern recognition system is adopted to classify six different types of defects. This system is based on the extraction of statistical parameters to form an input vector which will be used as an input of a neural network that ensures the classification phase.

The proposed technique is tested based on real data. The obtained results show the efficiency and simplicity of the proposed approach for bearings faults diagnosis.

Key words: Kurtosis, Graphical interface, Fault Diagnosis, Bearings, Neural Network.

المخلص :

في هذه المذكرة , قمنا بتصميم واجهة رسومية لتشخيص أعطال المدحرجات . حيث تسهل هذه الواجهة مهمة التشخيص للمشغلين .

ستسمح الواجهة المقترحة باجراء عمليتين : الكشف و التشخيص . في المرحلة الأولى سيتم استخدام معامل التفرطح . أما في المرحلة الثانية فقد تم اعتماد نظام خبير باستخدام تقنية التعرف على الأنماط لتصنيف ستة أنواع مختلفة من العيوب . يعتمد هذا النظام على استخراج المعلومات الاحصائية لتشكيل شعاع الدخول، و سيتم استخدام الأخير كمدخل للشبكة العصبية التي تضمن مرحلة التصنيف . وقد تم تطبيق التقنية المقترحة على بيانات حقيقية حيث أظهرت النتائج التي تم الحصول عليها كفاءة و بساطة النهج المقترح لتشخيص أعطال المدحرجات .

الكلمات المفتاحية : التفرطح , الواجهة الرسومية , تشخيص الأعطال , المدحرجات , الشبكة العصبية

INTRODUCTION GENERALE

La machine tournante occupe une place très importante dans le milieu industriel, et devient un élément principal dans les différents domaines d'applications, tels que les systèmes de fabrication, les transports aériens, les transports terrestres, les systèmes de conversion d'énergie...etc. [1].

Le moteur électrique se compose de nombreuses pièces mécaniques et électriques, comme l'enroulement du stator, l'enroulement du rotor, les barres et les anneaux de court-circuit du rotor et les roulements. En raison des environnements industriels difficiles souvent, chaque partie du moteur électrique est potentiellement exposé à un risque élevé d'événements inattendus : pannes du système électrique, mécanique, thermique, etc. Les défaillances d'ordre électriques se séparent en deux catégories. Nous pouvons citer les défaillances qui apparaissent au niveau des circuits électriques stator et celles qui apparaissent au niveau des circuits électriques rotor. Les défaillances d'ordre mécanique sont en générale les plus rencontrés parmi tous les défauts que compte la machine tournante. Ces défauts peuvent apparaître au niveau des roulements à billes, des flasques ou encore de l'arbre du moteur.

Des études statistiques montrent que le défaut majeur dans la machine se situe au niveau du roulement [2] . Ce dernier est composé des éléments suivants : la bague externe, la bague interne, la cage, et les billes. Ce défaut peut être classifié en deux groupes : Les défauts distribués, et les défauts localisés, qui peuvent endommager la symétrie du moteur résultant au défaut appelé l'excentricité rotorique [3]. Due à ce défaut, les symptômes anormaux pendant le fonctionnement du moteur ont lieu tels que : une augmentation de niveau vibration, augmentation de température, irrégularité d'entrefer, variation de la vitesse.

Une panne de l'un des éléments constituant le moteur peut arrêter tout le processus de production, ce qui provoque des pertes financières significatives. L'utilisation des équipements technologiques en générale nécessite donc un suivi de comportement visant à garder la sécurité, la qualité des produits, la disponibilité des installations, et la minimisation des coûts d'exploitation.

La maintenance des machines doit en premier lieu assurer leur protection. C'est la raison pour laquelle il faut prévoir, d'une part l'installation des capteurs au moment de la conception des machines pour faciliter la collecte des informations directement liées à la source pour faciliter

leur accessibilité. La protection est assurée par la surveillance de l'état de fonctionnement des équipements en vérifiant que les niveaux des indicateurs, ne dépassent pas certaines limites. Si un indicateur dépasse un seuil admissible donné par l'historique de la machine ou par une norme, il est nécessaire, soit de prendre des mesures correctives si la machine est bien connue, soit d'employer le deuxième niveau d'analyse, c'est-à-dire le diagnostic, qui permet d'identifier les pannes de chaque composant constituant la machine.

Différentes techniques de diagnostic de défaut de roulement adoptées dans l'industrie ont été réalisées. Parmi les outils de la maintenance conditionnelle, on peut citer l'analyse vibratoire. Cette technique a été réalisée dans le domaine temporel, tel que, la valeur RMS, le kurtosis, ainsi que dans le domaine fréquentiel [4].

Dans ce mémoire nous sommes intéressés à la conception d'une interface graphique basée sur un système de reconnaissance des formes qui permet la détection et le diagnostic des défauts dans les roulements.

Ce mémoire s'articule autour de trois chapitres :

Dans le premier chapitre, nous expliquerons les outils de maintenance préventive, les différentes méthodes utilisées pour détecter les dysfonctionnements des machines tournantes, les différentes méthodes d'analyse pour détecter les défauts, nous expliquerons également l'analyse vibratoire, ses objectifs, les différents types de signal vibratoire, et caractéristiques vibratoires.

Dans le deuxième chapitre, nous allons présenter les réseaux de neurones, expliquer leurs définitions, passer en revue les notions fondamentales de cette technologie, apprendre à utiliser les réseaux de neurones et discuter de leurs diverses applications. Nous discuterons également l'algorithme de rétro propagation et son utilité dans l'apprentissage.

Le dernier chapitre est consacré à présenter des généralités sur le roulement, sa définition, leur différent type, leur mode de dégradation du roulement. Nous expliquerons certains des paramètres statistiques utilisés dans l'étude en plus du réseau de neurones, et à la fin nous créerons une interface graphique pour diagnostiquer les défauts des roulements et voir les résultats.

L'approche proposée sera appliquée sur les données collectées à partir du banc d'essai installée au laboratoire « DIRG Lab » dans le département de génie mécanique et aérospatial de l'université « Politecnico di Torino ». Finalement, Les résultats obtenus seront finalement discutés et analysés.

**CHAPITRE I : MAINTENANCE ET
DIAGNOSTIC DES MACHINES
TOURNANTES PAR ANALYSE
VIBRATOIRE.**

1. Introduction :

La maintenance des machines doit en premier lieu assurer leur protection. C'est la raison pour laquelle il faut prévoir, d'une part l'installation des capteurs au moment de la conception des machines pour faciliter la collecte des informations directement liées à la source vibratoire et d'autre part, pour faciliter leur accessibilité. Les vibrations enregistrées par un capteur, sont une image déformée de l'effort qui la génère et par conséquent, de la cause de défaillance. La protection est assurée par la surveillance de l'état de fonctionnement des équipements en vérifiant que les niveaux des indicateurs, ne dépassent pas certaines limites. Si un indicateur dépasse un seuil admissible donné par l'historique de la machine ou par une norme, il est nécessaire, soit de prendre des mesures correctives si la machine est bien connue, soit d'employer le deuxième niveau d'analyse, c'est-à-dire le diagnostic, qui permet d'identifier les fréquences caractéristiques de chaque composant constituant la machine, en se basant sur la cinématique de ce dernier.

2. Maintenance :

2.1. Définition :

Selon la norme NF-X60-010 [AFNO 90b], « la maintenance est définie comme étant un ensemble d'activités destinées à maintenir ou à rétablir un bien dans un état ou dans des conditions données de sûreté de fonctionnement, pour accomplir une fonction requise. » [5]

La maintenance dispose d'une panoplie de méthodes, chacune d'entre elles correspond à un concept particulier

2.2. Types de maintenance :

La figure I.1 décrit les différents types de maintenance :

- Maintenance corrective : consiste à effectuer une action de maintenance après la panne,
- Maintenance préventive systématique : consiste à effectuer les actions de maintenance selon un échéancier fixe sur la base du minimum de durée de vie des composants mécaniques d'une machine,
- Maintenance préventive conditionnelle : l'action de maintenance n'est déclenchée qu'à la suite d'un type d'événement prédéterminé (indicateur vibratoire, de température etc...),

- Maintenance prédictive : consiste à prédire la date à laquelle une action de maintenance doit s'effectuer selon un modèle de dégradation théorique des composants mécaniques de la machine.

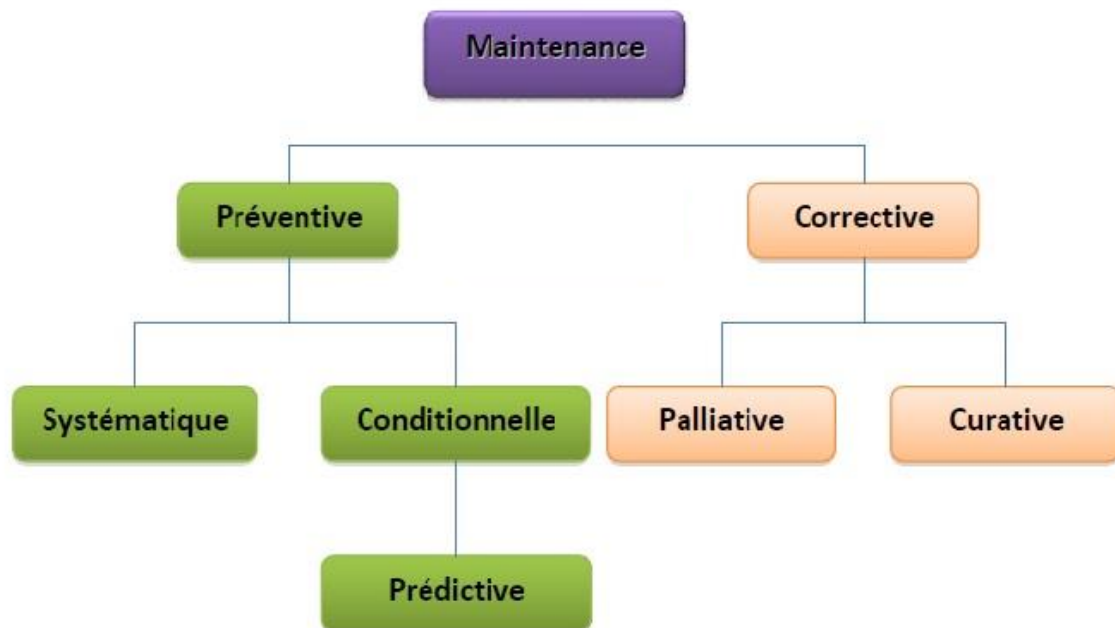


Figure I-1: les différents types de maintenance.

La maintenance corrective : est définie comme une maintenance effectuée après défaillance (AFNor X 60-010). Elle est caractérisée par son caractère aléatoire et requiert des ressources humaines compétentes et des ressources matérielles (Pièces de rechange et outillages) disponibles sur place [6]. Dans la maintenance corrective nous subissons la défaillance, à laquelle nous intervenons de deux façons. La première, est à caractère provisoire (rétablissement provisoire), ce qui caractérise la maintenance palliative. La deuxième est à caractère définitif (rétablissement définitif) ce qui caractérise la maintenance curative. Quant à la maintenance préventive, elle est définie comme une maintenance « effectuée selon des critères prédéterminés, dans l'intention de réduire la probabilité de défaillance d'un bien ou d'un service rendu » AFNor X 60010. Les activités correspondantes sont déclenchées selon un échéancier établi à partir d'un nombre prédéterminé d'unités d'usage (heures de marche, jours calendaires, kilométrage, nombre de démarrages ...etc.) et dans ce cas on parle de maintenance systématique. Si l'échéancier est établi à partir de critères prédéterminés significatifs de l'état de dégradation du bien ou du service, on parle alors de maintenance conditionnelle.

- **La maintenance préventive systématique** : La maintenance préventive systématique « effectuée selon un échancier établi suivant le temps ou le nombre d'unités d'usage » AFNor X60010. Elle applique surtout pour:
 - Des composants et sous-ensembles dont les durées de vie sont bien connus.
 - Des équipements soumis à une législation impérative (le domaine du nucléaire l'aéronautique, les appareils sous pression, les chaudières ...etc.).
 - Des équipements dont une défaillance met en cause la sécurité du personnel.
- **La maintenance préventive conditionnelle** : est « une maintenance préventive subordonnée à un type d'événement prédéterminé (auto-diagnostique, information donnée par un capteur, mesure d'une usure, ...etc.) révélateur de l'état de dégradation d'un bien » AFNor X60010 [7]. Ce type de maintenance permet d'assurer le suivi du matériel pendant son fonctionnement dans le but de prévenir les défaillances attendues. L'intervention n'a lieu que si certains paramètres mesurables atteignent un seuil fixé au préalable et qui est révélateur l'approche certaine de la défaillance.

Pour pouvoir pratiquer la maintenance conditionnelle, il faut que l'équipement sujet de maintenance, s'y prête. Autrement dit, il faut trouver une corrélation entre un paramètre mesurable renseignant sur le phénomène de dégradation de l'équipement et la dégradation réelle de l'équipement. Nous citons, comme exemples de paramètres:

- Le degré d'acidité de l'huile de lubrification
 - La teneur en particule solide dans l'huile de lubrification
 - La température (thermographie).
 - L'amplitude de déplacement, de vitesse ou d'accélération des vibrations
 - L'analyse vibratoire (analyses spectral).
- **La maintenance prédictive** : ou prévisionnelle : est une maintenance préventive conditionnelle permettant de réajuster les prévisions d'opérations de maintenance à effectuer, en estimant la tendance évolutive du dysfonctionnement éventuel détecté sur un équipement et le temps pendant lequel il est possible de continuer à l'utiliser avant la défaillance [8]. Ces estimations se font à partir des analyses périodiques de l'état de chaque équipement obtenu par les méthodes de la maintenance conditionnelle et l'utilisation de modèles d'usures.
 - **La maintenance améliorative**, elle consiste à réduire la fréquence d'apparition de la défaillance sinon se débarrasser définitivement d'elle, ceci en déterminant les causes réelles du problème et recherchant les solutions adaptées à leur réduction ou

suppression. Les actions visant à réduire la pénibilité, à améliorer le rendement du personnel, à améliorer les performances des installations, à réduire le temps d'intervention ... peuvent être intégrés dans la maintenance améliorative.

3. Techniques de la surveillance des machines tournante :

La surveillance des machines tournantes est un sujet qui a reçu un grand intérêt ces dernières années. Initialement, elle était destinée à protéger les installations afin d'éviter des dégradations et des catastrophes économiques et même humaines causées par des défauts inattendus, en plus de l'analyse des vibrations, du bruit, de la température, du courant [9] [10]. Les différentes techniques de la surveillance des machines tournantes sont illustrées dans la figure suivante :

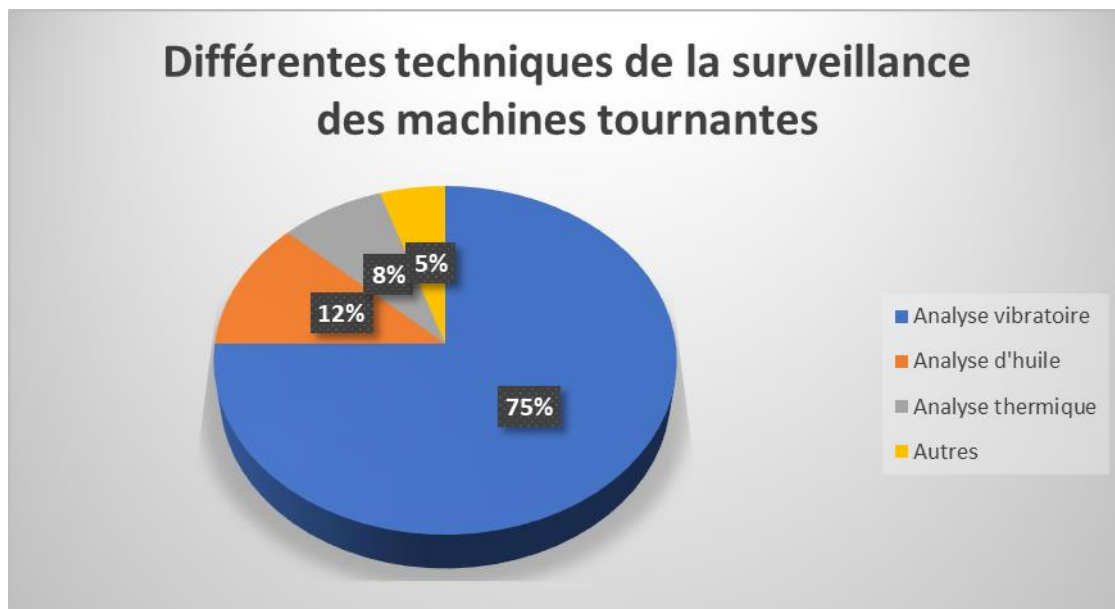


Figure I-2 : Différentes techniques de la surveillance des machines tournantes.

3.1. La thermographie infrarouge :

Cette technique permet de mesurer la température de composants sans contact. Elle peut être utilisée pour la surveillance des machines tournantes notamment pour la détection de défauts qui se manifestent par un échauffement anormal à la surface de l'équipement.

La thermographie permet de réaliser des mesures à distances et d'obtenir instantanément une image thermique de la zone inspectée. Exemple dans la figure suivante

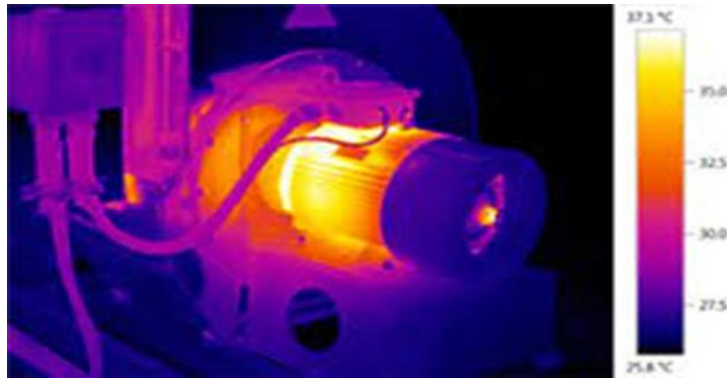


Figure I-3: Principe de l'analyse thermographique : (exemple d'un moteur).

3.2. L'analyse des huiles :

L'huile est en contact permanent avec les pièces en mouvement. Elle fournit de nombreuses Informations sur l'état de la machine. L'analyse d'huile est appliquée à toutes les machines contenant des fluides de lubrification Elle consiste à prélever un échantillon d'huile et de l'analyser (recherche de particules d'usure) pour déduire l'état de l'équipement [11].

3.3. L'analyse vibratoire :

La surveillance vibratoire qui s'adapte le plus aux composants mécaniques des machines tournantes en fonctionnement est la technique la plus utilisé dans l'industrie. Elle permet la détection de la majorité des défauts susceptibles d'apparaître. Les études et analyses menées dans ce domaine ont, non seulement, montré la présence permanente de la vibration dans les machines en cours de fonctionnement, mais encore, l'existence d'une forte corrélation ente ce comportement et l'état de la machine. Ainsi plus l'état de détérioration de la machine est avancé plus les niveaux de vibration sont importants [12].

Le principe de l'analyse vibratoire est illustré dans la figure suivante :

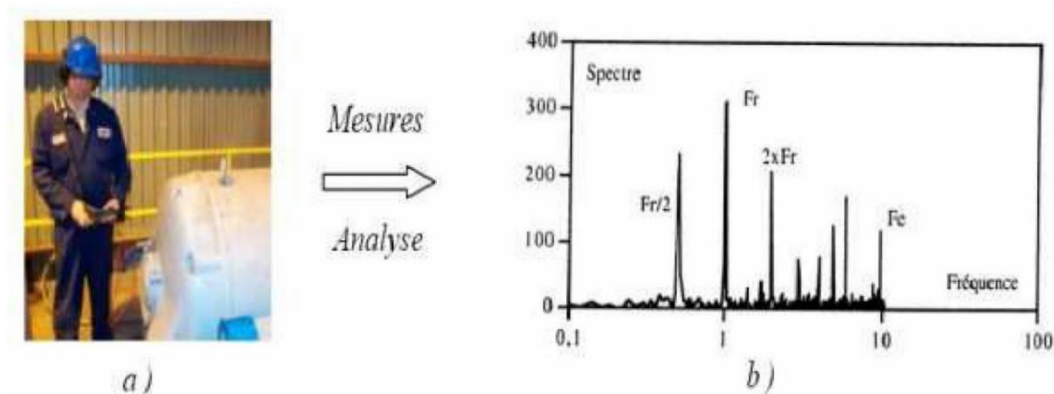


Figure I-4: Principe de l'analyse vibratoire : a) Mesures des vibrations,

b) Représentation du spectre vibratoire

3.4. L'analyse acoustique ou par Ultrasons :

Pour des applications spécifiques et la recherche de défauts bien précis, on retrouve ces deux méthodes dont la première consiste en une détection de tout bruit anormal en moyen de microphones placés à une certaine distance de l'équipement, tandis que la deuxième est dédiée à la détection de défauts dont la signature est de faible amplitude et de haute fréquence tel qu'un début de dégradation d'un roulement

4. Techniques d'analyse :

4.1. Choix d'une technique de surveillance :

Tenant compte des impératifs du processus, tel qu'une chaîne de production, de son type, de sa complexité et autres conditions de l'environnement, Le choix d'une technique de surveillance pour le diagnostic, la localisation et l'identification d'une défaillance revêt une grande importance et se doit d'être le plus approprié. Ainsi, en fonction de ces considérations on pourra opter pour un ou plusieurs choix pour un type de surveillance [13] [14] . Le tableau I-1 donne un aperçu sur les critères pris en compte pour le choix de l'outil de surveillance :

Tableau I-1: Différentes techniques d'analyse de l'état d'une machine tournante.

	Principaux avantages	Principales limitations	Champ d'applications privilégié
Analyse vibratoire	-Détection de défauts à un stade précoce - Possibilité de réaliser un diagnostic approfondi - Autorise une surveillance continue - Permet de surveiller l'équipement à distance (télémaintenance)	-Spectres parfois difficiles interpréter - Dans le cas de la surveillance continue, installations relativement coûteuses	-Détection des défauts de tous les organes cinématiques de la machine (balourd, défauts d'alignement, jeux, etc.) et de sa structure

Analyse d’huiles	<ul style="list-style-type: none"> -Détection d’une pollution anormale du lubrifiant, avant que celle-ci n’entraîne une usure ou un échauffement - Possibilité de connaître l’origine de l’anomalie par analyse des particules 	<ul style="list-style-type: none"> -Ne permet pas de localiser précisément le défaut - Nécessite de prendre de nombreuses précautions dans le prélèvement de l’échantillon 	<ul style="list-style-type: none"> - Contrôle des propriétés physico-chimiques du lubrifiant, détection d’un manque de lubrification, analyse des éléments d’usure, analyse de contamination par le process (étanchéité), etc.
Thermographie IR	<ul style="list-style-type: none"> - Permet de réaliser un contrôle rapide de l’installation - Interprétation souvent immédiate des résultats 	<ul style="list-style-type: none"> - Détection de défauts à un stade moins précoce que l’analyse vibratoire - Contrôle limité à ce que “voit” la caméra (échauffements de surface) - Ne permet pas de réaliser un diagnostic approfondi 	<ul style="list-style-type: none"> -Détection de tous les défauts engendrant un échauffement (manque de lubrification en particulier)
Analyse acoustique ou par Ultrasons	<ul style="list-style-type: none"> - Permet de détecter l’apparition de défauts audibles - Autorise une surveillance continue 	<ul style="list-style-type: none"> - Sensibilité au bruit ambiant - Diagnostic souvent difficile à réaliser - Problèmes de répétabilité des mesures 	<ul style="list-style-type: none"> Détection d’un bruit inhabituel pouvant ensuite être analysé par analyse vibratoire

Il n’existe pas de méthode universelle permettant de détecter de manière assez précoce tous les types de défauts que l’on est susceptible de rencontrer sur une machine tournante mais la

combinaison et l'association de plusieurs méthodes permet un diagnostic plus fiable et plus rapide.

La surveillance des machines ne se limite pas juste à détecter la présence d'un défaut, mais il est aussi nécessaire de pouvoir réaliser un diagnostic approfondi pour le localiser précisément et quantifier sa sévérité. L'analyse vibratoire est une technique qui permet de réaliser ce diagnostic [15].

Pour plus de précision, le diagnostic par analyse vibratoire nécessite d'étudier **Tableau 1.2** :

- Les valeurs du niveau global des vibrations,
- Les contenus fréquentiels des signaux à l'aide outils sophistiqués du traitement de signal (spectre, cepstre, analyse d'enveloppe etc...).

Tableau I-2: Principales méthodes d'analyse vibratoire.

		Principaux avantages	Principales limitations
Indicateurs vibratoires simples	Niveau global (mesures d'accélération)	- Indicateur simple et fiable	- Détection tardive - diagnostic difficile - peu adapté aux faibles vitesses de rotation - détermination des seuils empiriques
	Kurtosis (moment statique d'ordre 4)	- adapté à la surveillance des roulements des arbres tournant à de faibles vitesses de rotation - diagnostic souvent difficile (<600 t/min) -déttection à stade précoce - grande sensibilité aux chocs périodiques et non périodiques	-décroissance de l'indicateur en fin de vie du roulement - diagnostic souvent difficile
	Facteur de crête (rapport entre la valeur crête et la valeur efficace)	- indépendant des conditions de fonctionnement (dimensions des roulements, charge, vitesse de rotation)	- décroît lorsque les défauts se développent

<i>Méthodes d' analyse vibratoire qualitatives</i>	Analyse temporelle	<ul style="list-style-type: none"> - adaptée aux faibles vitesses de rotation - permet d'analyser des phénomènes non périodiques (chocs aléatoires, chocs répétitifs à vitesses variable) 	- diagnostic souvent difficile
	Analyse fréquentielle	<ul style="list-style-type: none"> - permet de localiser les défauts et de réaliser le diagnostic fiable - ne nécessite pas de mesures supplémentaires 	<ul style="list-style-type: none"> - interprétation des spectres parfois difficile - détection tardive - inopérant à vitesse ou charge variable
	Analyse d'enveloppe	<ul style="list-style-type: none"> -détection de défauts à un stade précoce - permet de déterminer de manière fiable et rapide les fréquences de répétition des chocs 	<ul style="list-style-type: none"> - interprétation des spectres parfois difficile - nécessite de connaître le domaine fréquentiel d'intérêt - inopérant si vitesse ou charge variable - généralement associée à d'autres indicateurs (le Kurtosis par exemple)
	Analyse cepstrale	<ul style="list-style-type: none"> - met en évidence les composantes périodiques d'un spectre - permet de localiser et déterminer l'origine des défauts induisant les chocs périodiques - interprétation des spectres complexes 	- utilisation en complément d'autres techniques

4.2. Vibrations des machines tournantes :

Toutes les machines en fonctionnement produisent des vibrations, images des efforts dynamiques engendrés par les pièces en mouvement. Ainsi, une machine neuve en excellent état de fonctionnement produit très peu de vibrations. La détérioration du fonctionnement conduit le plus souvent à un accroissement du niveau des vibrations. En observant l'évolution de ce niveau, il est par conséquent possible d'obtenir des informations très utiles sur l'état de la machine. Ces vibrations occupent une place privilégiée parmi les paramètres à prendre en

considération pour effectuer un diagnostic [16]. La modification de la vibration d'une machine constitue souvent la première manifestation physique d'une anomalie, cause potentielle de dégradations, voire de pannes. Ces caractéristiques font de la surveillance par analyse des vibrations, un outil indispensable pour une maintenance moderne, puisqu'elle permet, par un dépistage ou un diagnostic approprié des défauts, d'éviter la casse et de n'intervenir sur une machine qu'au bon moment et pendant des arrêts programmés de production.

5. Analyse vibratoire :

Est la plus connue et la plus largement utilisée car adaptée aux des composants mécaniques et aux machines industrielles en fonctionnement. Elle permet de détecter la majorité des défauts susceptibles d'apparaître dans les machines tournantes.

5.1. Les objectifs

L'analyse vibratoire poursuit deux objectifs :

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

On utilise à cet effet des paramètres calculés :

- Soit dans le domaine temporel.
- Soit dans le domaine fréquentiel.
- Soit dans les deux à la fois.

5.1.1. Les avantages:

- ✓ Détection de défauts à un stade précoce.
- ✓ Possibilités de réaliser un diagnostic approfondi.
- ✓ Autorise une surveillance continue.
- ✓ Permet de surveiller.
- ✓ L'équipement à distance.

5.1.2. Les inconvénients :

- ✓ Spectres parfois difficiles à interpréter.

Dans le cas de la surveillance continue, installations relativement coûteuses

5.2. Surveillance :

La comparaison des mesures vibratoires effectuées à intervalles de temps déterminés dans des Conditions de fonctionnement identiques permet de suivre l'évolution d'un défaut en exploitant le signal vibratoire [17]. A partir de ces mesures, il est possible l'obtenir un

historique de l'évolution du défaut par rapport à un niveau de référence caractérisé par la signature vibratoire de la machine en bon état.

5.3. Diagnostic :

Pour établir un diagnostic vibratoire, il est souvent nécessaire de faire appel à des outils mathématiques relativement élaborés. Ces outils doivent assister l'opérateur et lui permettre de remonter aux origines du ou des défauts. Mais dans l'absolu, les signaux vibratoires sont insuffisants pour établir un diagnostic [18]. C'est pourquoi il est indispensable de connaître non seulement la cinématique de la machine, mais également les caractéristiques de ses composants ainsi que leurs différents modes de dégradation. La connaissance de ces modes de défaillance et de leurs influences sur le niveau de vibration est à la base d'un diagnostic et 'une surveillance fiable.

5.4. Chaîne et matériel d'acquisition

Une surveillance fiable ne peut être obtenue que si d'une part le matériel de mesure est en adéquation avec les caractéristiques vibratoires fournies par les machines et si d'autre part les données le sont avec les outils de post-traitement qui doivent faciliter le diagnostic. Il est indispensable de posséder un matériel d'analyse des vibrations qui peut être constituée des éléments suivants : en plus de la structure à étudier, des capteurs, conditionneur, analyseur et programme d'analyse modale, sont nécessaires, comme le montre la figure 5 ci-dessous :

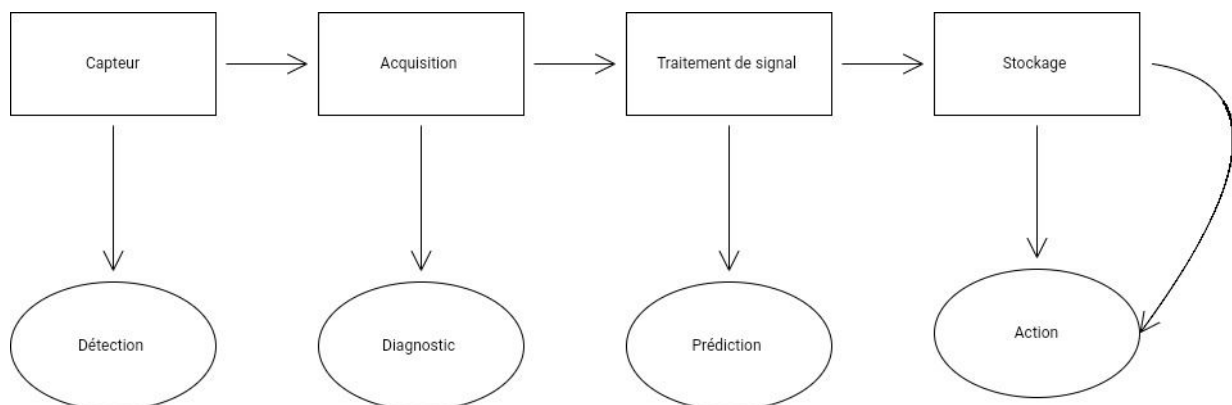


Figure I-5: Chaîne d'acquisition

Les capteurs doivent être placés sur un certain nombre de points choisis judicieusement, c'est à dire le plus proche possible des sources de vibrations et dans une direction donnée, si ces sources sont connues et si la structure le permet.

5.5. Les vibrations :

Selon la norme ISO 2041 « Vibrations et chocs - Août 1990 » la vibration est définie comme :

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

En effet, un corps est dit en vibration lorsqu'il est animé d'un mouvement oscillatoire autour d'une position d'équilibre ou de référence [19]. Le moyen le plus simple de montrer une vibration est de suivre le mouvement d'une masse suspendue à un ressort telle qu'illustré par la figure suivant :

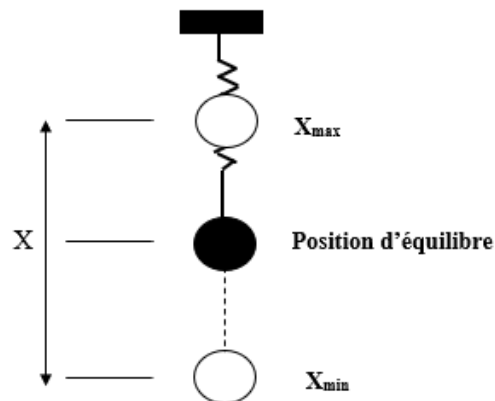


Figure I-6: Exemple d'une vibration

5.6. Caractéristiques d'une vibration :

Une vibration est caractérisée par trois paramètres : La fréquence, L'amplitude, La phase.

5.6.1. La fréquence :

La fréquence est le nombre de fois qu'un phénomène se répète en un temps donné, lorsque l'unité de temps choisie est la seconde, la fréquence s'exprime en hertz (Hz) une vibration qui se produira 50 fois par seconde aura donc une fréquence de 50 Hz

$$1 \text{ Hertz} = 1 \text{ cycle /seconde}$$

Le période est donc par définition l'inverse de la fréquence $T = 1/50$ de seconde.

5.6.2. L'amplitude :

On appelle amplitude d'un mouvement vibratoire la valeur de ses écarts par rapport à sa position d'équilibre.

De cette définition générale, la complexité d'un signal vibratoire réel conduit à définir plusieurs grandeurs pour caractériser son amplitude.

5.6.3. L'amplitude crête (X_c) :

Elle représente l'amplitude maximale du signal par rapport à sa valeur d'équilibre.

5.6.4. L'amplitude efficace (X_{eff})

Ou RMS en anglais (Root Mean Square). Comme en électricité, elle représente l'amplitude corrigée « statique » du signal redressé, indiquant ainsi l'énergie donnée par le mouvement vibratoire.

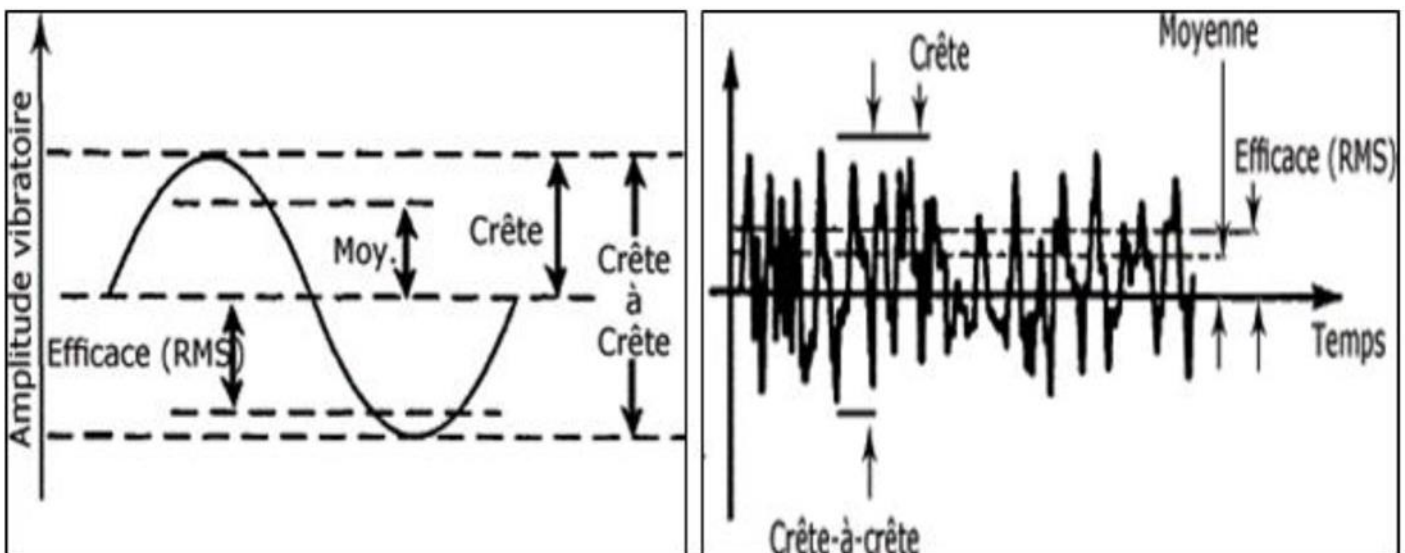


Figure I-7: différentes amplitudes caractéristiques dans le cas d'un Signal sinusoïdal

- **Un déplacement** : La position de la masselotte varie de part et d'autre de la position d'équilibre, allant de la limite supérieure à la limite inférieure du mouvement
- **Une vitesse de déplacement** : Cette vitesse sera nulle au point haut et au point bas du mouvement de la masselotte et sera maximale autour du point d'équilibre. Vecteur qui représente la dérivée de déplacement par rapport au temps.
- **Une accélération** : Celle-ci permet à la masselotte de passer de sa vitesse minimale en début de course à sa vitesse maximale au point d'équilibre avant de décélérer en fin de course. .

5.7. Les types des signaux vibratoires :

La figure suivante représente les différents types de ces signaux :

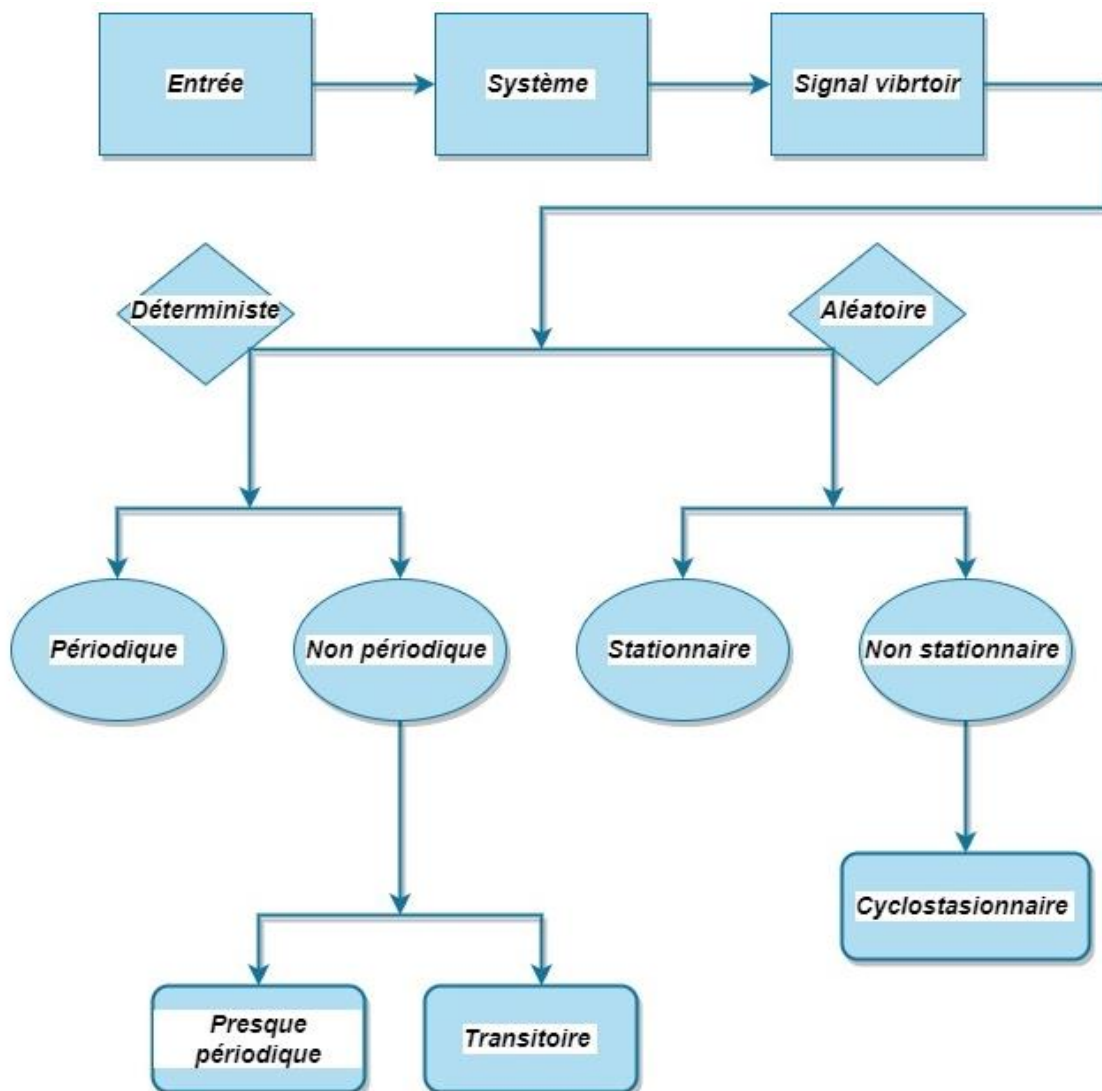


Figure I-8: les différents types des signaux vibratoires.

5.7.1. Déterministe :

Des signaux (périodique ou non périodique) dont l'évolution en fonction du temps peut être parfaitement décrite par un modèle mathématique. Ces signaux proviennent de phénomènes pour lesquels on connaît les lois physiques correspondantes et les conditions initiales, permettant ainsi de prévoir le résultat. Les signaux non périodiques se composent d'une part des signaux pseudopériodiques formés d'une somme de sinusoides de périodes différentes et

d'autre part des signaux transitoires dont l'existence est limitée dans le temps. Ces signaux "certains" peuvent en principe être reproduits rigoureusement identiques à eux-mêmes [20].

5.7.2. Aléatoire :

Le signal aléatoire fait intervenir deux notions :

- La notion de signal c'est à dire une mesure qui dépend d'un ou plusieurs paramètres d'espace, le plus souvent le temps.
- La notion d'aléatoire qui fait que, à un instant t donné, la mesure n'est pas certaine mais dépend du hasard. Cet aspect est appelé l'aspect stochastique et on parle indifféremment de signal aléatoire ou de signal stochastique.

Ce sont les signaux qui ont caractère non reproductible et imprévisible.

5.8. Grandeurs utilisées pour la mesure vibratoire :

Comme tout mouvement, une vibration peut être étudiée selon trois grandeurs, il s'agit du déplacement, la vitesse et l'accélération. [21].

5.8.1. Déplacement d'une vibration :

On constate que le déplacement (Dép) est inversement proportionnel au carré de la fréquence, c'est-à-dire plus la fréquence augmente plus le déplacement du mouvement vibratoire augmente, ce qui confirme que son utilisation est réservée pour des vibrations de très basse fréquence ($f \leq 100$ Hz).

5.8.2. Vitesse d'une vibration :

La vitesse d'un objet vibrant passe de zéro à une valeur maximale pendant chaque cycle de vibration. Elle est maximale lorsque l'objet passe par la position fixe qu'il occuperait en l'absence de vibration, en déplacement vers une position extrême. L'objet vibrant ralentit à mesure qu'il s'approche de sa position extrême, où il s'arrête, pour repartir ensuite dans le sens contraire vers la position fixe et l'autre position extrême. La vitesse s'exprime en mètres par seconde (mm/s).

L'amplitude de la vitesse d'une vibration (Vit) est aussi inversement proportionnelle à la fréquence, c'est-à-dire plus la fréquence augmente plus la vitesse diminue, elle est généralement utilisée dans le cas des phénomènes vibratoire à moyenne fréquence ($100 \text{ Hz} \leq f \leq 1000 \text{ Hz}$).

5.8.3. Accélération d'un mouvement vibratoire :

L'accélération est une grandeur qui indique dans quelle mesure la vitesse varie en fonction du temps et elle s'exprime par conséquent en unités de vitesse (mètres par seconde) par seconde ou en mètres par seconde carrée (mm/s²).

L'accélération passe de zéro à une valeur maximale pendant chaque cycle de vibration. Elle augmente à mesure que l'objet s'approche de la position fixe qu'il occuperait en l'absence de vibration.

L'accélération (Acc) c'est la grandeur représentative des forces dynamiques qui ne dépend pas de la fréquence, c'est le paramètre privilégié en analyse vibratoire sur une large bande de fréquence ($0 \text{ Hz} \leq f \leq 20 \text{ KHz}$).

Ces grandeurs physiques sont liées entre elles par des relations mathématiques, ces relations sont assez simples dans le cas des vibrations sinusoïdales (simples). Le choix de l'une ou de l'autre de ces grandeurs joue un rôle très important dans la qualité du diagnostic. Dans le cas d'une vibration purement sinusoïdale, les valeurs mesurées en déplacement, vitesse et en accélération sont liées par des fonctions simples et qui faisant intervenir la fréquence (f).

Nous choisirons donc préférentiellement la grandeur déplacement pour détecter des phénomènes basse fréquence, et la grandeur accélération pour les phénomènes haute fréquence défaut de roulement [22].

5.9. Capteurs de vibrations :

Le capteur de vibrations est le premier maillon de la chaîne de mesure. Le but de ce capteur est de transformer une vibration mécanique en un signal électrique. Les capteurs de vibration utilisés peuvent être actifs, ne nécessitant aucune alimentation et ne pouvant fonctionner qu'avec une source d'énergie auxiliaire [23] -[24]. On distingue :

- Les capteurs de déplacement ;
- Les capteurs de vitesse (vélocimètres) ;
- Les capteurs d'accélération (accéléromètres).

5.9.1. Capteur de déplacement

Un capteur de déplacement mesure le déplacement relatif entre l'arbre et le palier qui est dû aux vibrations. La bobine et le conditionneur intégrés forment ensemble un circuit électronique oscillant. **La figure I.8** présente le principe de fonctionnement d'un capteur de déplacement.

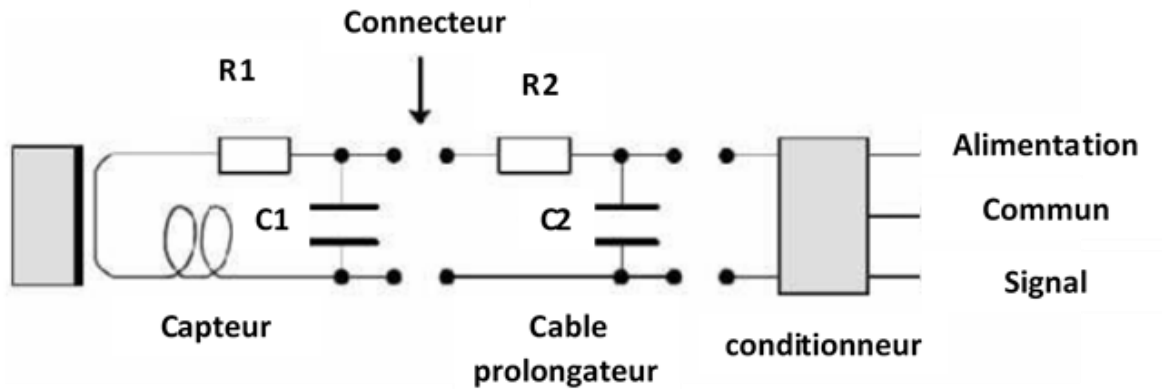


Figure I-9: Principe de fonctionnement d'un capteur de déplacement.

Le circuit oscillant crée un champ magnétique alternatif dans la bobine du capteur. D'après le principe d'induction, il se crée alors des courants de Foucault dans un corps conducteur que l'on approche du capteur. Ces courants de Foucault agissent à leur tour sur la bobine par l'intermédiaire du champ magnétique et consomment ainsi de l'énergie électrique. Cette transformation d'énergie est d'autant plus importante que le corps métallique est proche de la bobine et que sa susceptibilité magnétique est élevée [23] -[24].

5.9.2. Capteurs de vitesse :

C'est un capteur vibratoire de faible impédance électrique, très limité dans sa gamme fréquentielle. Il est sensible au champ magnétique, et sa plage fréquentielle est limitée, elle va typiquement de 10Hz à 1000Hz.

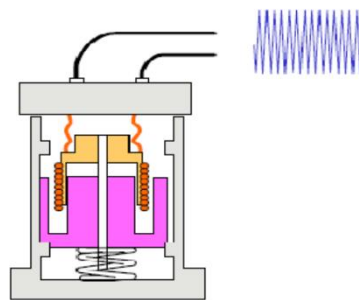


Figure I-10: capteur de vitesse.

5.9.3. Capteur d'accélération :

C'est un capteur vibratoire qui est capable de mesurer les accélérations quasi statiques. La gamme fréquentielle est très large, il possède une excellente linéarité sur une très grande gamme dynamique. Etant lui-même, générateur, il est donc indépendant de toute alimentation externe. Le signal d'accélération peut être intégré électriquement pour donner le déplacement et la vitesse, c'est le meilleur capteur disponible pour la mesure de vibrations. Ce capteur est

disponible pour le montage axial et le montage radial, et les figures 11 et 12 illustrent bien ces deux montages.



Figure I-11: Montage axial



Figure I-12: Montage radial

Le capteur le plus utilisé est l'accéléromètre piézo-électrique. Il est constitué d'une masselotte placée sur un cristal piézo-électrique dont les deux faces opposées ont été rendues conductrices par dépôt métallique (figure 13). Il possède une très bonne linéarité et une large bande passante. Un capteur monodirectionnel collé sur la paroi d'un bâti mesurera les accélérations normales à celle-ci. Sa masse, bien que légère (environ 20 g), influence malgré tout toutes les mesures, car sur des parois de grandes dimensions et relativement peu épaisses, une masselotte ajoutée peut faire diminuer les fréquences propres de quelques pour cent.

La fixation du capteur sur la structure peut avoir une réelle influence sur la qualité du signal recueilli. Il peut être fixé de diverses façons sur la machine : vissé à même la structure, vissé sur une embase collée, magnétique pour les structures ferriques, ou accolé avec une pointe touche. Cette fixation joue un rôle important sur le résultat des mesures, et la largeur de bande peut s'en trouver affectée.

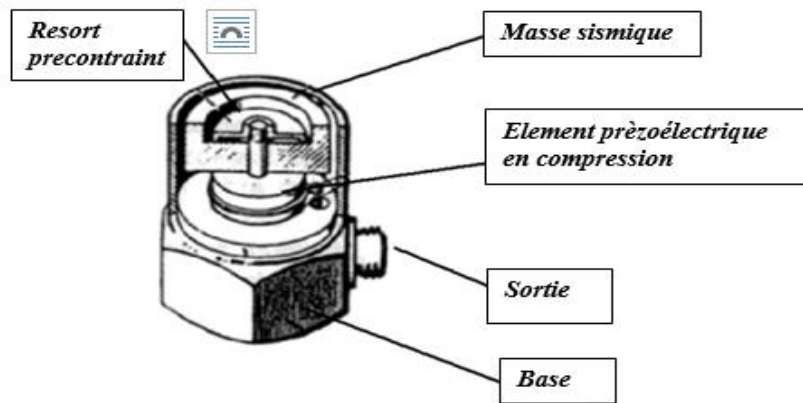


Figure I-13: Accéléromètre piézoélectrique

Afin que la reproductibilité et la fiabilité des mesures soient bonnes, même en basses fréquences de 0 à 2 kHz et de 0 à 7 kHz (figure I-15), il reste préférable d'utiliser des embases collées (cyanoacrylate de méthyle). L'accéléromètre doit être placé en des endroits (pas toujours accessibles) de la structure où la mobilité est maximale pour la bande de fréquences étudiée. La tendance actuelle est toujours de placer le capteur au plus près du composant à suivre, ainsi en limitant les distances et les contacts, le signal s'en trouve moins perturbé.

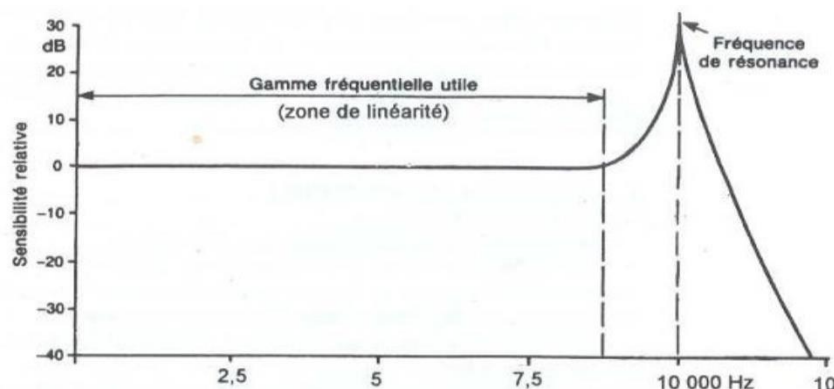


Figure I-14: Réponse en fréquence d'un capteur Piézoélectrique [40]

5.10. Comparaison des différents types de capteurs :

Le tableau I.3 illustre les avantages et les inconvénients de chaque capteur

Tableau I-3 : Comparaison entre les différents types de capteur.

	Avantages	Inconvénients
Capteur d'accélération	<ul style="list-style-type: none"> • Facile à installer • Bonne détection des défauts HF • Bonne gamme dynamique/fréquentielle • Petit, léger • Supporte les hautes températures • Pas de pièce mobile 	<ul style="list-style-type: none"> • Nécessite une double intégration pour le déplacement • Nécessite une source extérieure • Fournit des informations limitées sur la dynamique d'arbre • Médiocre pour les faibles vitesses
Capteur de déplacement	<ul style="list-style-type: none"> • Mesure directement les mouvements d'arbre • Même capteur pour les butées axiales, les vibrations radiales et la vitesse • Mesure directement le déplacement • Mesures DC (position d'arbre) • Pas de pièce mobile 	<ul style="list-style-type: none"> • Problème de « run-out » • Sensible au matériau de l'arbre • Installation • Gamme de fréquence limitée. Pas de détection des défauts de roulements • Restriction de températures • Oscillateur externe nécessaire

6. LES DIFFÉRENTS DÉFAUTS D'UNE MACHINE TOURNANTE :

Le déséquilibre de masse, le frottement du rotor, le désalignement de l'arbre, les défaillances des engrenages et les défauts de palier sont des exemples de défauts pouvant conduire à la panne de la machine.

Outre la détection de l'apparition précoce et la gravité d'un défaut, il existe des systèmes qui peuvent également être conçus pour identifier les composants qui se détériorent et estimer l'intervalle de temps pendant lequel l'équipement surveillé peut encore fonctionner avant la défaillance. Ces systèmes mesurent et interprètent en continu des signaux (par exemple,

vibration, émission acoustique, thermographie infrarouge, etc.), qui fournissent des informations utiles pour identifier la présence de symptômes défectueux.

6.1. 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, ce qui caractérise le balourd. Il en résulte que l'arbre en rotation est soumis à des efforts centrifuges qui le déforment. Ces efforts se traduisent par des vibrations liées à la fréquence de rotation.

Les vibrations induites par le déséquilibre sont la cause d'erreurs fondamentales dans des systèmes en mouvement et peuvent induire des surcharges considérables sur les outils de coupe lors d'opérations d'usinage [25] [26].

Les déséquilibres proviennent en général de défauts d'usinage, d'assemblage des rotors ou de montage. En fonctionnement, les rotors peuvent aussi se déformer sous l'effet d'échauffements dissymétriques causant le balourd. Le balourd se manifeste généralement dans les spectres vibratoires par un pique qui a une fréquence égale à la fréquence de rotation F_0 .

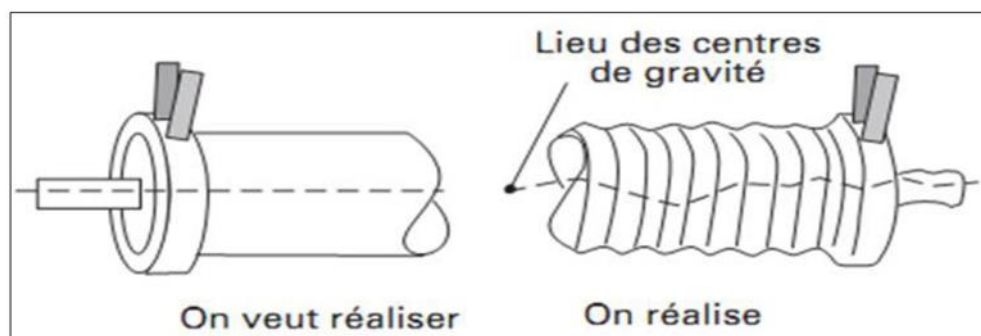


Figure I-15: Défauts d'usinage causant le balourd.

Exemple :

La figure 17 représente un spectre mesure sur un moteur tournant à 1502 tr/mn soit 25,03 Hz. On remarque bien le pic à 25,03 Hz qui correspond bien à un balourd.

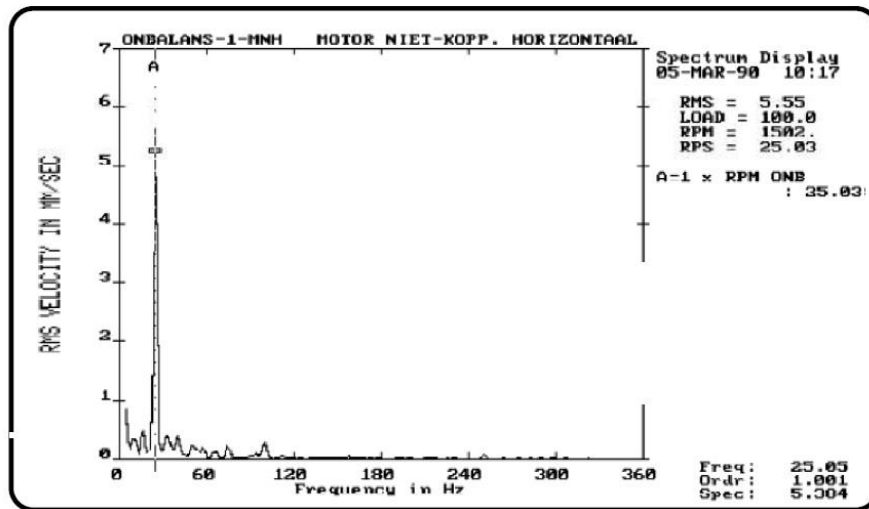


Figure I-16: Spectre réel d'un moteur tournant à 1502 tr/mn (25,03 Hz) traduisant la présence d'un balourd

Remarque :

De nombreux défauts, autres que ceux du balourd, s'expriment par une composante d'amplitude élevée à la fréquence de rotation : c'est l'analyse des phases qui permet de les différencier. En effet, pour deux points de mesure radiaux (situés à 90° sur un même palier), le déphasage entre composantes de fréquence égale à la fréquence de rotation est proche de 90° , dans le cas d'un défaut lié à un balourd

Balourds statique et dynamique :

Considérons un rotor bien équilibré. Ajoutons en un endroit de ce rotor une masse M, voir figure 18. Le rotor présentant un balourd va osciller jusqu'à se placer en "position lourde" vers le bas.

Ce déséquilibre agit aussi s'il n'y a pas de rotation ; on l'appelle alors "balourd statique". Les deux Paliers supportant le rotor vont subir, en même temps, l'effort centrifuge du au déséquilibre. Il n'y aura donc aucun déphasage entre les mesures prises au même point sur les deux paliers.

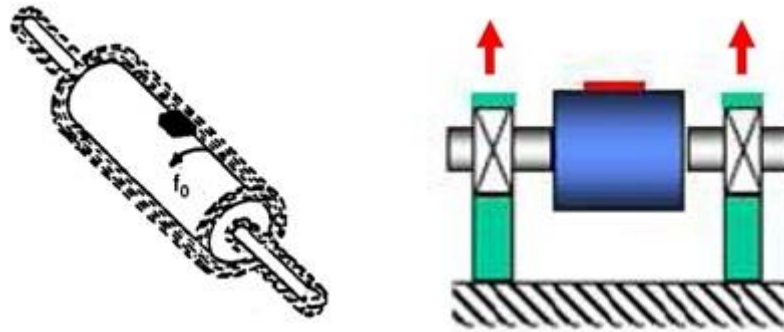


Figure I-17: balourd statique

Reprenons le cas précédent en remplaçant la masse M par deux masses identiques mais décalées de 180° et placées à chaque extrémité du rotor. Ce déséquilibre agit aussi pendant la rotation ; on l'appelle alors " balourd dynamique " et ce comme illustré par la figure I-18. Les deux paliers supportant le rotor vont subir les efforts centrifuges de façon alternée. Le déphasage (voisin de 180°) entre les mesures effectuées au même point sur deux paliers Consécutifs est donc révélateur d'un balourd dynamique.

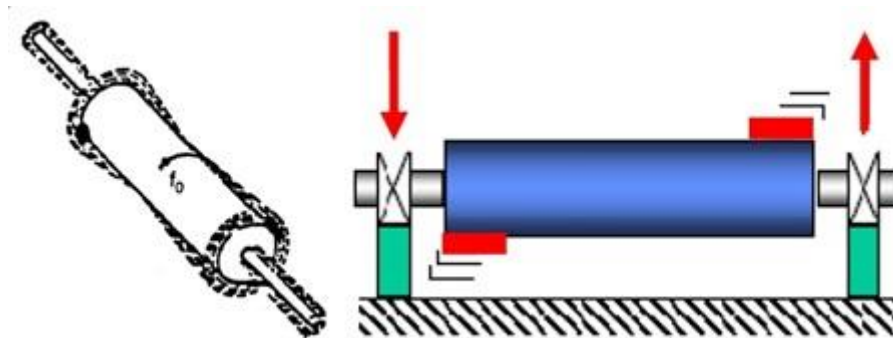


Figure I-18: balourd dynamique

6.2. Délignage (ou mauvais alignement)

Un arbre est une partie essentielle de la machine tournante ; il est utilisé pour transmettre la puissance et le mouvement. Le désalignement de l'arbre comme illustré par la figure I-20, est un problème commun dans les machines tournantes qui cause plus de 70% des problèmes de vibration. Il se produit lorsque les axes de rotation de deux (ou plus) arbres de machines ne sont pas alignés. Cela augmente les forces axiales et radiales sur les roulements, joints et accouplements, en induisant ainsi l'usure de ces composants et une flexion de l'arbre en réduisant la quantité de puissance transmise. Même si initialement, ou après ajustement,

l'arbre est aligné, pendant le fonctionnement, divers facteurs tels que la croissance thermique, la pression de la tuyauterie et les mouvements de fondation modifieront l'alignement. Le désalignement se manifeste généralement dans les spectres vibratoires par un pic qui a une fréquence égale à 2 fois la fréquence de rotation ($2F_0$) et ce comme illustré par la figure I-21.

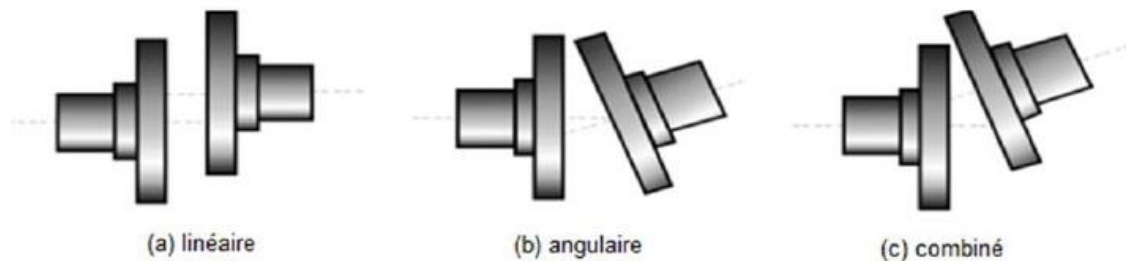


Figure I-19: Les types de mauvais alignements

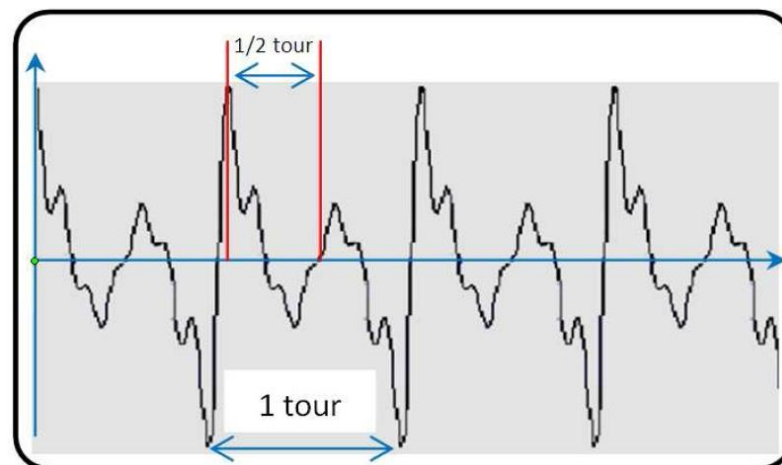


Figure I-20: Signal temporel d'un défaut d'alignement

6.3. Défauts d'engrenages

Un engrenage est composé de l'ensemble de deux roues dentées engrenant l'une avec l'autre, permettant de transmettre de la puissance entre deux arbres rapprochés avec un rapport de vitesse constant. Selon la position relative des deux arbres, on distingue trois classes d'engrenages et ce comme présenté dans la figure I-22:

- Engrenages parallèles
- Les engrenages concourants (les 2 arbres sont tels que leurs prolongements se coupent).

• Les engrenages gauches (les 2 arbres occupent une position relative quelconque)
Les dentures d'engrenage peuvent être droites, hélicoïdales ou à chevrons. Les efforts, en conséquence, sont comme illustré par la **figure I-23**:

- Uniquement radiaux sur les engrenages parallèles, a denture droite ou à chevrons,
- Mixtes (radiaux et axiaux) sur les engrenages à denture hélicoïdales, les engrenages coniques et les engrenages a roue et vis sans fin.



Figure I-21: Différents types d'engrenage.

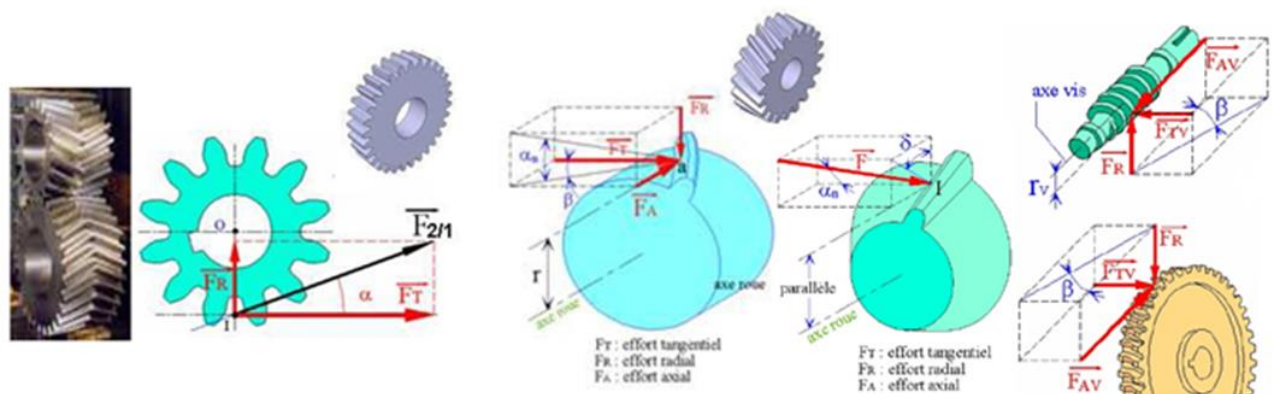


Figure I-22: Efforts sur les dents d'engrenage selon le type de denture

Les amplitudes vibratoires générées par les engrenages à denture hélicoïdale sont généralement plus faibles que celles générées par les autres types de dentures [27].

Les engrenages sont des composants importants de presque toutes les machines utilisées dans l'environnement industriel. Par conséquent, la détection d'un défaut dans ces organes doit être détectée à l'avance pour éviter une défaillance catastrophique.

La figure I-24 présent des défauts d'engrenages.



Figure I-23: défauts d'engrenages

Le défaut d'engrenage se manifeste généralement dans les spectres vibratoires par un pique qui a une fréquence égale à :

$$f_e = z \cdot f_0 \quad (I-1)$$

f_e : fréquence de pique

f_0 : fréquence initiale

z : nombre de dents

6.4. Défauts de roulement

Les paliers sont des composants critiques des machines tournantes et la surveillance de leur état est importante pour éviter les défaillances catastrophiques et réduire les temps d'arrêt des machines.

Douze avaries principales peuvent être retenues et proviennent de quatre familles de causes :

- Avaries liées à la charge et à la vitesse appliquée : écaillage, grippage, coloration et détérioration des cages.
- Avaries liées à la lubrification : grippage, rupture des bagues par contraintes thermiques, coloration, détérioration des cages et écaillage,
- Avaries liées au montage : empreintes des corps roulants par déformation plastique, traces de coups, certaines détériorations des cages, corrosion par contact, certains écaillages provenant des défauts d'alignement et de circularité.
- Avaries liées à l'environnement : usure, empreintes, corrosion, cratères, cannelures créés par le passage d'un courant électrique. [28] .

Quelques défauts de roulement sont illustrés par **la figure I-24** :



Figure I-24: Défauts de roulements.

Les pistes des roulements et les billes sont chargées cycliquement, ce qui engendre à la surface une dégradation par fatigue qui se présente sous la forme de fissures qui conduisent à l'écaillage et puis à la ruine du roulement [29] [30]. Ces fissures peuvent être d'origine superficielle ou provenir de la dégradation de la sous couche du matériau. Cette ruine peut être détectée sur un spectre à partir de l'identification des fréquences caractéristiques du roulement. Celles-ci correspondent aux fréquences des impacts lorsqu'un élément roulant rencontre un défaut. Elles sont données en écrivant que les vitesses aux points de contact entre billes et bagues sont nulles. Elles dépendent du diamètre des éléments roulants (d), du diamètre moyen du roulement (D), du nombre d'éléments roulants (N), de l'angle de contact (φ) et de la fréquence de rotation (f_r). Elles sont données par les formules:

Tableau I-4: fréquences de défauts de roulements

Défaut	Fréquence
Un défaut localisé sur la bague externe	$f_{be} = \frac{N}{2} f_r \left(1 - \frac{d}{D} \cos(\varphi)\right)$
Un défaut localisé sur la bague interne	$f_{bi} = \frac{N}{2} f_r \left(1 + \frac{d}{D} \cos(\varphi)\right)$
Un défaut localisé sur un élément roulant	$f_r = \frac{D}{d} f_r \left(1 - \left(\frac{d}{D} \cos(\varphi)\right)^2\right)$
Un défaut localisé sur la cage	$f_c = \frac{1}{2} f_r \left(1 - \frac{d}{D} \cos(\varphi)\right)$

6.5. Défauts de transmission par courroies

6.5.1. fréquence caractéristique

Le principal défaut rencontré sur ce type de transmission est lié à une détérioration localisée d'une courroie : partie arrachée, défaut de jointure, voir figure 22, impliquant un effort ou un choc particulier à la fréquence de passage f_c de ce défaut définie par :

$$f_c = \frac{\pi D_1}{L} f_1 = \frac{\pi D_2}{L} f_2 \quad (I-2)$$

f_c : fréquence de passage de la courroie.

D_1 et D_2 : diamètres des poulies 1 et 2.

f_1 et f_2 : fréquences de rotation des poulies 1 et 2.

L : La longueur de la courroie

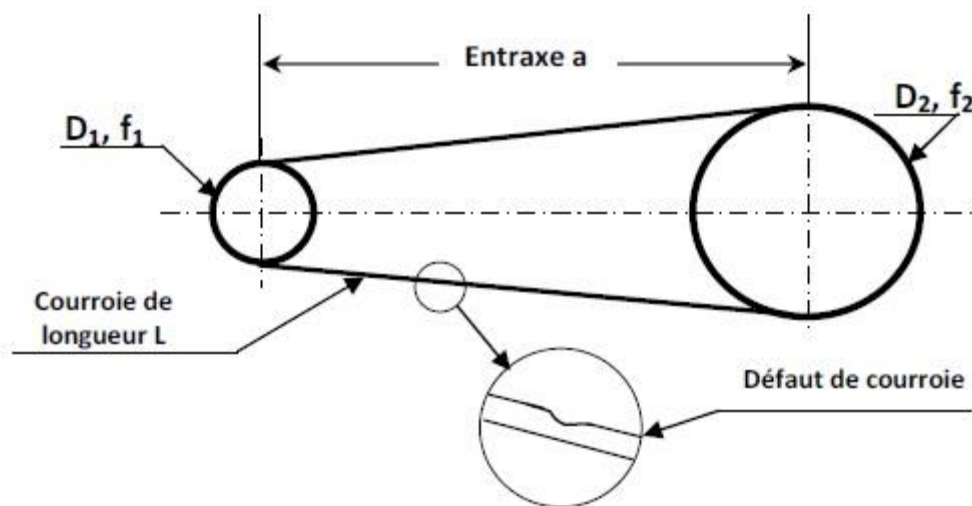


Figure I-25: Défaut de courroie

6.5.2. Prise de mesure :

Généralement, le spectre est issu d'une mesure prise radialement dans la direction de l'effort de tension de la courroie et ce comme illustré par la figure I-26. Une mesure axiale peut, éventuellement, détecter un défaut de désalignement des poulies.

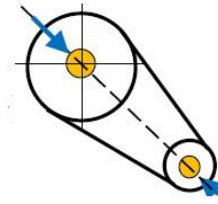


Figure I-26: direction de mesure favorisée pour transmission par poulies courroies.

6.5.3. Signature vibratoire :

L'image vibratoire donne un pic d'amplitude importante à la fréquence de passage des courroies, et ses harmoniques et ce comme illustré par la figure I-28. La figure 29 montre le spectre réel mesuré sur une transmission par poulies courroies. On voit bien la présence d'un pic à la $2*F_c$, $3*F_c$, $4*F_c$ (La fréquence F_c est de 8,17 Hz).

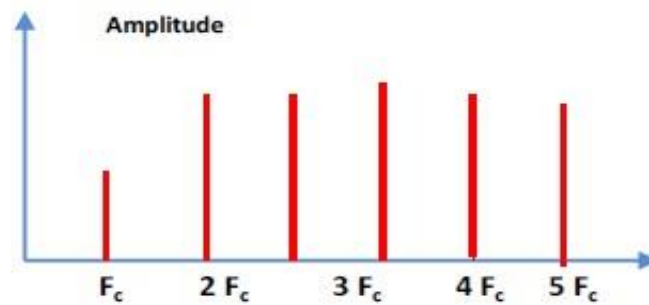


Figure I-27: Image vibratoire théorique d'un défaut de transmission par courroies

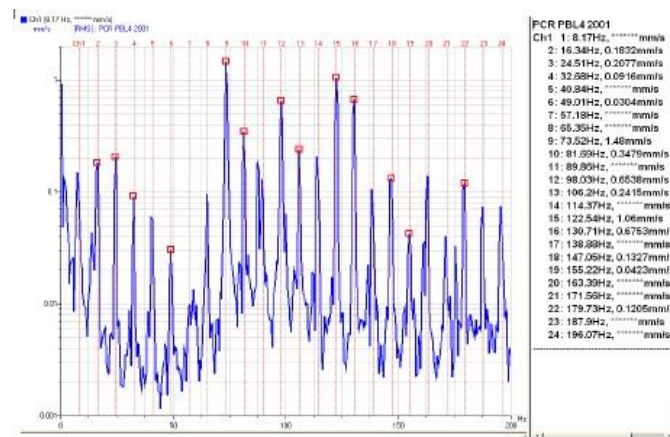


Figure I-28: spectre réel d'un défaut de transmission par courroies (la fréquence de passage est de 8,17 Hz)

6.5.4. Autres défauts :

- Lorsque les courroies sur transmission à courroies trapézoïdales ont subi une usure importante et qu'elles ont tendance à venir se coincer en fond de gorge, il apparaît une vibration d'amplitude importante aux hautes fréquences
- Lorsqu'une ou plusieurs courroies sont insuffisamment tendues, il peut se produire un phénomène de battement visible sur le spectre, créé par des fréquences de passage des courroies différentes et très proches les unes des autres ; ces différences sont produites par un glissement plus ou moins important selon la tension exercée sur les courroies

6.5.5. Cas des courroies crantées

Notons que pour les courroies crantées, les fréquences rencontrées sont les mêmes que pour les engrenages avec, malgré tout, des amplitudes vibratoires moindres du fait de la nature du matériau qui a tendance à amortir les chocs.

7. Détection d'un défaut dans les roulements :

La détection d'un défaut nécessite d'une part une prise de mesures vibratoire puis une exploitation du signal recueilli

7.1. Paramétrage de l'échantillonnage

Un échantillon discret est l'ensemble des valeurs d'un signal continu prises aux instants t étant un entier positif. La discrétisation d'un signal induit une perte d'information qui peut être préjudiciable au diagnostic. Cette perte d'information est liée au nombre des composantes des fréquences élevées qu'introduit le processus de discrétisation (théorème de Shannon).

L'opération de discrétisation est effectuée périodiquement sur le signal temporel à une période T_e . La fréquence d'échantillonnage équivaut alors à $f_e = 1/T_e$. En pratique, la valeur couramment choisie pour la fréquence d'échantillonnage est :

$$f_e = 2.56 * f_{max} \quad (\text{I-3})$$

Le temps d'acquisition T_{acq} qui correspond à la durée d'observation du signal est :

$$T_{acq} = N_e T_e = \frac{N_e}{f_e} = \frac{N_e}{2.56 f_{max}} \quad (\text{I-4})$$

f_{max} : Fréquence maximale

N_e : Nombre de points enregistrés,

T_e et f_e : période et la fréquence d'échantillonnage.

Résolution

Pour réaliser de bonnes mesures, il est nécessaire de choisir une résolution appropriée dans la bande de fréquence de travail. Une résolution est satisfaisante lorsqu'elle permet de dissocier des fréquences voisines. Elle dépend de la largeur de la bande de fréquences, du nombre de points N_e et du nombre de lignes de l'analyseur. Autrement dit :

$$\Delta f = \frac{\text{frequence plane echelle}}{\text{nombre de lignes}} \quad (\text{I-5})$$

$$\text{nombre de lignes} = \frac{N_e}{2.56}$$

En général, pour séparer deux composantes dont l'espacement fréquentiel est de Δf , une résolution de $r = \Delta f / 4$ est nécessaire. Une mauvaise résolution peut engendrer un mauvais diagnostic notamment si les pics des fréquences sont proches.

$$\Delta f = \frac{f_e}{N_e} = \frac{1}{N_e} = \frac{1}{T_{acq}} \quad (\text{I-6})$$

7.2. Méthodes d'analyse :

Il existe différents outils d'analyse vibratoire permettant de détecter et de diagnostiquer l'apparition des défauts dans les roulements. De nombreuses publications synthétisent ces différentes méthodes ou outils [31]. Elles sont généralement classées en deux grandes familles.

7.2.1. Méthodes temporelles

Les méthodes temporelles sont basées sur l'analyse statistique du signal recueilli, elles s'appliquent à des machines simples et consistent à effectuer des mesures de vitesse dans des gammes de fréquences faibles et des mesures d'accélération dans des gammes de fréquences élevées. Le but est de minimiser l'influence des vibrations induites par la rotation des arbres. Cette méthode utilise des indicateurs scalaires qui permettent de suivre l'évolution d'une grandeur décrivant de la puissance ou de l'amplitude crête du signal. Sa valeur peut ne pas avoir de signification intrinsèque, c'est son évolution dans le temps qui est significative du défaut.

7.2.2. Valeur efficace ou valeur RMS (Root Mean Square)

C'est un indicateur scalaire (large bande) très utilisé bien qu'il soit peu significatif et s'écrit :

$$v_{efficace} = \sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [x(n)]^2} \quad (\text{I-7})$$

$x(n)$ Est le signal temporel mesuré, N_e représente le nombre d'échantillons prélevés dans le signal [32]. Globalement, la valeur efficace ne détecte pas tous les défauts et donne une alarme tardive, ce qui représente un inconvénient majeur dans la maintenance prédictive.

7.2.3. Indicateur de crête

Contrairement à la valeur efficace de l'amplitude d'un signal, les indicateurs spécifiques comme le facteur de crête ou le Kurtosis sont mieux adaptés pour représenter un signal induit par des forces impulsionnelles tels que les écaillages de roulements. Ces indicateurs sont issus des valeurs crêtes du signal temporel mesuré. Le facteur crête, défini comme étant le rapport entre la valeur crête et la valeur efficace.

$$F_C = \frac{Acc_{crete}}{Acc_{eff}} = \frac{\sup|x(n)|}{\sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [x(n)]^2}} \quad (\text{I-8})$$

Le facteur crête à l'avantage de détecter les défauts avant la valeur efficace [33]. Ceci provient du fait que pour un roulement sans défaut, le rapport reste sensiblement constant et augmente lorsqu'une dégradation apparaît alors que la valeur crête croît pendant que la valeur efficace reste à peu près constante

7.2.4. Kurtosis :

C'est un indicateur permettant de caractériser la nature impulsive d'un signal et la détection précoce d'un défaut de roulement. Dans le cas d'un roulement sans écaillage, la distribution des amplitudes contenues dans le signal recueilli est gaussienne ce qui entraîne une valeur de Kurtosis proche de 3 [34].

Lorsqu'un défaut est détecté, sa valeur devient supérieure à 3. L'analyse des défauts de roulement par le Kurtosis peut également être réalisée dans différentes bandes de fréquences liées aux résonances de la structure.

$$kurtosis = \frac{M_4}{M_2} = \frac{\sum_1^N (x(n) - \bar{x})^4}{\left[\frac{1}{N} \sum_1^N (x(n) - \bar{x})^2 \right]^2} \quad (\text{I-9})$$

M_4 Et M_2 sont les moments statistiques d'ordre 4 et d'ordre 2,

$x(n)$ est le signal temporel,

\bar{x} Est la valeur moyenne des amplitudes,

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

Les figures 30 et 31 illustrent le signal temporel et la densité de probabilité d'un roulement non dégradé et d'un roulement écaillé.

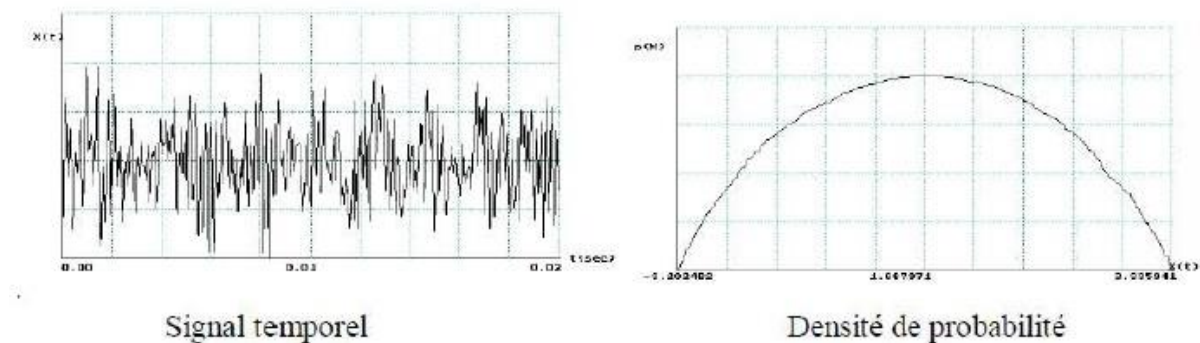


Figure I-29: Signal temporel et densité de probabilité d'un roulement non dégradé

Kurtosis= 2.95 – valeur RMS = 1.16

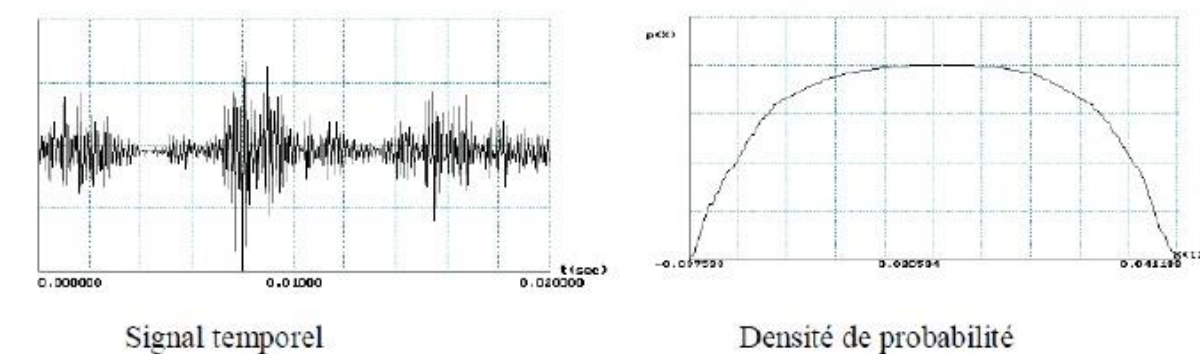


Figure I-30: Signal temporel et densité de probabilité d'un roulement non dégradé

Kurtosis = 6.81 – valeur RMS = 7.1

7.2.5. Méthodes fréquentielles:

Les méthodes fréquentielles sont basées sur la transformée des Fourier. La connaissance des fréquences caractéristiques permet d'identifier et de localiser les défauts issus des composants mécaniques en analysant leur spectre. Elles sont souvent utilisées pour les machines complexes comportant beaucoup de composants mécaniques.

7.2.6. Analyse en fréquence

L'analyse en fréquence est devenue l'outil fondamental pour le traitement des signaux vibratoires. Elle s'appuie sur la transformée de Fourier qui permet le passage du domaine temporel au domaine fréquentiel. Cette représentation permet de connaître le contenu spectral d'énergie ou de puissance, présent dans le signal à la fréquence f , et donc de détecter la présence d'un défaut générant un choc périodique à une fréquence de défaut. La comparaison de cette fréquence avec celle des défauts théoriques (fréquences caractéristiques) sur le roulement permet sa localisation [34]. Dans la pratique, on utilise la transformée de Fourier discrète rapide sur des signaux numérisés. La transformée de Fourier d'un signal $x(t)$ est donnée comme suit

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (I-10)$$

Où

$X(f)$ est la transformée de Fourier,

t est la variable temps,

f est la variable fréquence.

La transformée de Fourier discrète est donnée par l'équation suivante :

$$X(k\Delta f) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(nt_e) e^{-j2\pi k \frac{n}{N}} \quad (I-12)$$

Où

$X(k\Delta f)$ est la transformée de Fourier discrète rapide,

t_e est la période d'échantillonnage du signal temporel,

n est le numéro de l'échantillon,

k est le numéro de la ligne fréquentielle,

Δf est l'intervalle entre deux raies fréquentielles

N est le nombre d'échantillons prélevés.

Sur la figure I.33, on a visualisé la transformée de Fourier de la somme de deux signaux sinusoïdaux de fréquences respectives 140 à 250 Hz.

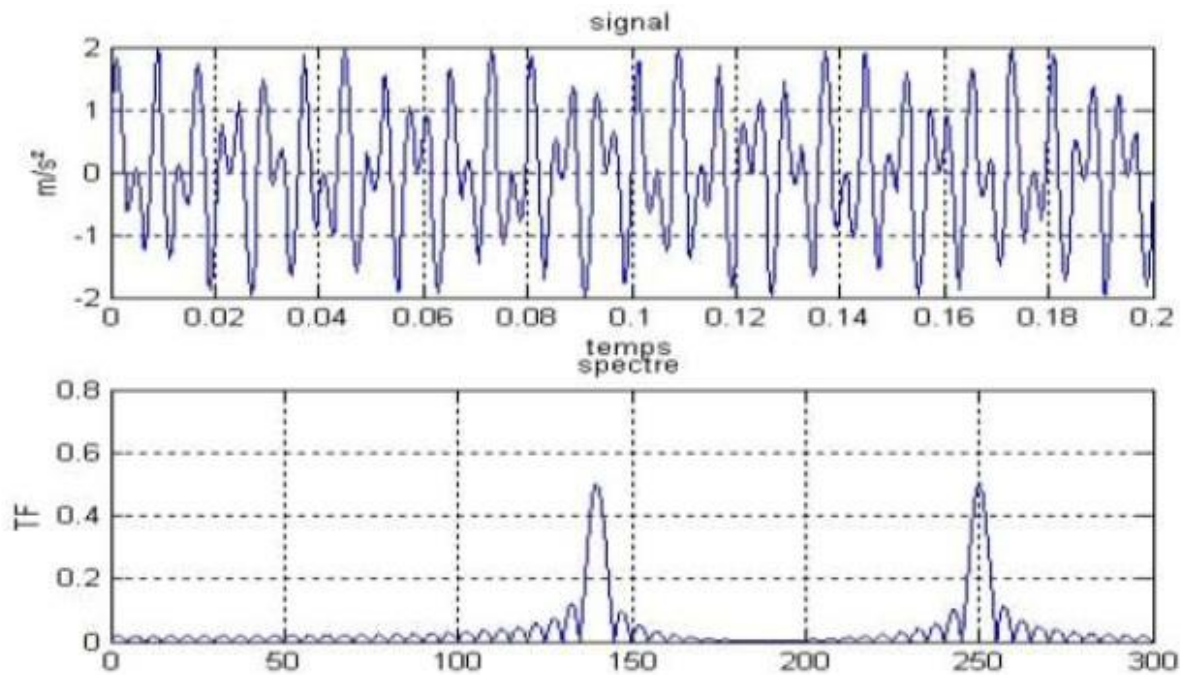


Figure I-31: Transformée de Fourier d'une somme de deux sinusoïdes.

7.2.7. Analyse d'enveloppe (HFRT : Hypofractionated radiation therapy) :

Est une méthode qui permet de détecter des chocs périodiques à partir des résonances de structure [35] [36] . En effet, pour des défauts tels que les écaillages de roulements, les harmoniques peuvent exciter un mode de résonance de structure L'analyse d'enveloppe repose sur l'étude du signal enveloppe obtenu grâce à la transformée de Hilbert après filtrage dans une bande de fréquence centrée sur une ou plusieurs résonances de structure.

8. Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la maintenance industrielle pour l'importance que présente cette fonction en entreprise. A impact direct sur les taux de production et la qualité des produits, sa maîtrise permet la minimisation des autres postes de dépense pour l'industriel. Nous avons, ainsi, présenté, dans ce premier chapitre, les concepts, et exposé ses différents types avec les techniques de surveillance relevant de ce domaine. Nous avons, également, donné un aperçu sur les différentes stratégies de surveillance, en mettant en évidence les inconvénients et les avantages de chacune d'elles. Et nous avons abordé l'analyse vibratoire et ses objectifs, les différents types de signal vibratoire et les caractéristiques d'une vibration. L'analyse vibratoire est un des moyens utilisés pour suivre la santé des machines tournantes en fonctionnement.

Cela s'inscrit dans le cadre d'une politique de maintenance prévisionnelle de l'outil de production industrielle.

CHAPITRE II : LES RESAUX DES NEURONES ARTIFICIELS

1. Introduction

Les réseaux des neurones formels sont des structures la plupart du temps simulés par des algorithmes exécutés sur les ordinateurs d'usage général, parfois sur des machines ou même des circuits spécialisés, qui prennent leurs inspirations à partir du fonctionnement élémentaire des systèmes nerveux. Ils sont utilisés essentiellement pour résoudre des problèmes de classification, de reconnaissance de formes, d'association, d'extraction de caractéristique, et d'identification, etc.

Classiquement, l'histoire commence ainsi : en 1943 que, dans un article resté fameux, MC CULLOCH et PITTS ont émis l'idée simplificatrice du neurone formel, c'est-à-dire une opération binaire interconnectée à ses semblables par des « synapses » excitatrices ou inhibitrices. Une assemblée de tels opérateurs en interaction devait avoir des propriétés collectives émergentes, c'est-à-dire capables de certain « calcul » que chacun d'eux séparément est capable d'exécuter.

En 1949, D.O. HEBB, dans un livre resté lui aussi fameux introduisit la notion de « plasticité synaptique », c'est-à-dire le mécanisme de modification progressive des couplages inter neurone responsables de changement permanent de leurs propriétés collectives, ce que l'on peut appeler « l'apprentissage ».

Son hypothèse, limitée à l'augmentation du coefficient de couplage entre deux neurones réels qui sont excités simultanément, a été étendue aux neurones artificiels comme une règle par laquelle les couplages se modifient proportionnellement aux corrélations entre neurones, que ces corrélations soient positives « activation » ou négatives « inhibition ».

Les travaux sur les réseaux de neurones formels ont connu des débuts prometteurs vers la fin des années 50. C'est en 1958 que ROSENBLATT décrit le premier modèle opérationnel de réseaux de neurones, mettant en œuvre les idées de HEBB, MC CULLOCH et PITTS.

En 1969, MINSKY et PEPART, démontrèrent les limites théoriques du perceptron, qui est capable d'apprendre à calculer certaines fonctions logiques, mais un certain manque d'approfondissement de la théorie et le mouvement concurrent de l'intelligence artificielle, ont conduit à une mise sommeil assez prolongée des travaux sur le connexionnisme.

Assez peu d'articles furent publiés entre 1970 et 1980, avec un peu de ralentissement en raison du faible nombre de chercheurs intéressés. Ils ont cependant permis une certaine continuité et surtout ont servi de germes à une renaissance frappante de l'activité dans le

début des années 80. S'il faut citer des travaux de cette période, c'est celui de HOPFIELD en 1982, qui détaille dans un article le bon usage du réseau de neurones formels, en s'appuyant sur l'organisation en couches et la simulation numérique sur ordinateur et ceux de WIDROW et HOFF sur les algorithmes adaptatifs.

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

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

Actuellement, les chercheurs s'intéressent beaucoup plus à l'exploitation des structures d'identification et de contrôle mono et multi variable de la commande adaptative avec les réseaux de neurones [37].

2. Éléments de Base:

2.1. Modélisation biologique :

Le cerveau humain, est le meilleur modèle de la machine, polyvalente incroyablement rapide et surtout douée d'une incomparable capacité d'auto organisation. Son comportement est beaucoup plus mystérieux que le comportement de ses cellules de base. Il est constitué d'un grand nombre d'unités biologiques élémentaires (1000 à 10000 synapse par Neurone) [38].

Les cellules nerveuses, appelées neurones, sont les éléments de base du système nerveux central. Celui-ci en posséderait environ cent milliards. Les neurones possèdent de nombreux points communs dans son organisation Générale et leur système biologique avec les autres cellules. Ils présentent cependant des caractéristiques qui leur sont propres et se retrouvent au niveau de cinq fonctions spécialisées qu'ils assurent [38].

- Recevoir des signaux en provenance de neurones voisins.
- Intégrer ces signaux.
- Engendrer un influx nerveux.
- Le conduire.
- Le transmettre à un autre neurone capable de le recevoir

2.2. Structure de neurone:

La figure II.1 illustre un neurone biologique.

Un neurone est constitué de trois parties :

2.2.1. Le corps cellulaire :

Il contient le noyau du neurone et effectue les transformations biochimiques nécessaires à la synthèse des enzymes et des autres molécules qui assurent la vie de neurone. Sa forme est pyramidale ou sphérique dans la plupart des cas. Elle dépend souvent de sa position dans le cerveau, ce corps cellulaire fait quelques microns de diamètre [39].

2.2.2. Les dendrites:

Chaque neurone possède une « chevelure » de dendrites. Celles-ci sont de fines extensions tubulaires, de quelques dixièmes de microns de diamètre et d'une longueur de quelques dizaines de microns. Elles sont les récepteurs principaux du neurone qui servent à capter les signaux qui lui parviennent [39].

2.2.3. L'axone:

L'axone, qui est à proprement parler la fibre nerveuse, sert de moyen de transport pour les signaux émis par le neurone. Il se distingue des dendrites par sa forme et par les propriétés de sa membrane externe. En effet, il est généralement plus long que les dendrites, et se ramifie à son extrémité, là où il communique avec les autres neurones, alors que les ramifications des dendrites se produisent plutôt près du corps cellulaire. Pour former le système nerveux, les neurones sont connectés les uns aux autres suivant des répartitions spatiales complexes. Les connexions entre deux neurones se font à des endroits appelés synapses ou ils sont séparés par un petit espace synaptique de l'ordre d'un centième de micron [39].

2.2.4. Les synapses:

Le rôle des synapses est fondamental pour permettre aux cellules nerveuses de communiquer entre elles. Les signaux qui se propagent dans les neurones sont de nature électrique. Cependant, il n'existe pas de liaisons directes entre deux cellules nerveuses. Celles-ci sont séparées par un espace appelé fente synaptique que l'influx électrique ne peut traverser.

Le relais s'effectue à ce niveau par l'intermédiaire d'un médiateur chimique [39].

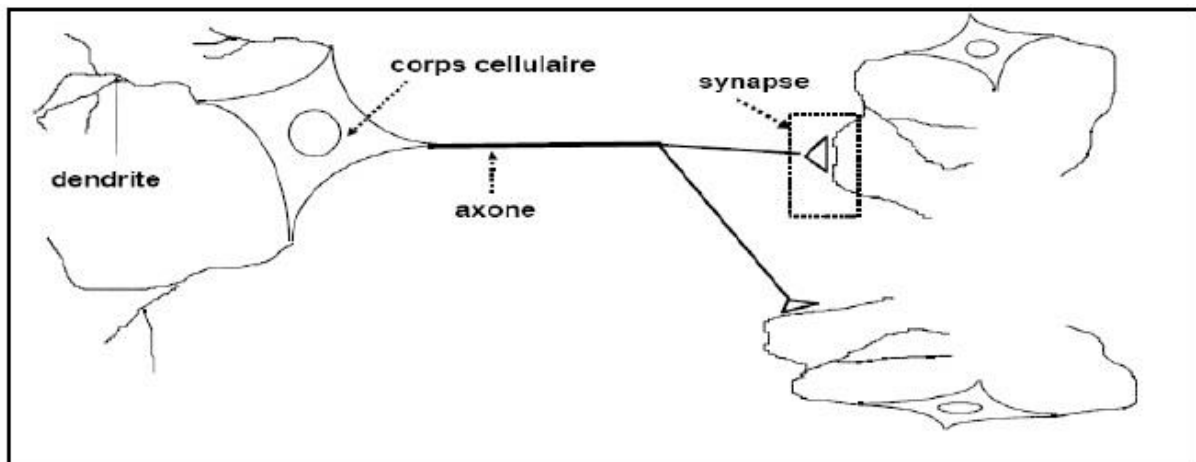


Figure II-1– Schéma du neurone biologique

3. Fonctionnement des Neurones :

D'une façon générale, le soma de neurone traite les courants électriques (information) qui lui proviennent de ses dendrites et qu'il transmet le courant électrique résultant de ce traitement aux neurones auxquelles il est connecté par l'intermédiaire de son axone. D'après le modèle classique, le soma effectuant une sommation des influx nerveux transmise par les dendrites, Si la sommation dépasse un seuil, le neurone répond par un influx nerveux au potentiel d'action qui se propage le long de son axone. Si la sommation est inférieure à ce seuil, le neurone reste inactif. Lorsqu'un potentiel d'action est parvenu à la synapse, provoque à travers la membrane de libération d'un médiateur chimique celle-ci se diffuse jusqu'à la membrane de la dendrite qui provoque naissance un potentiel [40].

4. Réseaux de Neurone Artificiel :

L'idée générale des réseaux de neurones artificiels et de trouver une nouvelle procédure de calcul pour produire une nouvelle génération d'ordinateur. Cette idée, inspirée de la biologie du cerveau humain, est différente de la méthode conventionnelle utilisée sur les ordinateurs.

Cette nouvelle technique semble plus humaine que mécanique. L'homme a toujours rêvé de la machine qu'est parlé, pense, oublie et se rappelle. Le but n'est pas de produire une machine humaine ce qu'impossible, mais de copier et imiter l'approche naturelle de cerveau humaine au profite de la science. Un RNA peut être considéré comme une boîte noire, qui reçoit des signaux d'entrée et produit des signaux de sortie c'est un modèle mathématique composé d'un grand nombre d'éléments de calculs organisée sous forme de couches interconnectées [41].

D'autres définitions sont données comme suite :

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau [42].

4.1. Modélisation

La première modélisation d'un neurone date des années quarante. Elle a été présentée par Mac CULLOCH et PITTS. S'inspirant de leurs travaux sur les neurones biologiques, ils ont proposé le modèle suivant : un neurone formel fait une somme pondérée des potentiels d'action qui lui parviennent (chacun de ces potentiels est une valeur numérique qui représente l'état du neurone qui l'émet), puis s'active suivant la valeur de cette sommation pondérée. Si cette somme dépasse un certain seuil, le neurone est activé et transmet une réponse (sous forme de potentiel d'action) dont la valeur est celle de son activation, si le neurone n'est pas activé il ne transmet rien.

La fonction de transfert est un simple effet de seuil. Alors, si une cellule « i » est reliée à « N » autres cellules, le neurone formel donné par **la figure II.2**, effectue une somme pondérée des « N » entrées, augmentée d'une entrée externe désignant le seuil de neurone « i ».

Le tout est suivi d'un élément de décision qui représente la fonction d'activation non linéaire qui détermine la sortie du neurone [43]. La fonction de décision peut avoir les formes les plus utilisées données par **la figure II.2**

Si on désigne par « X_i » le vecteur d'entrées du neurone « i », « W_j » représente la force de la connexion simulant les poids synaptiques des neurones, tels que :

$$X = [X_1, X_2 \dots X_n]$$

$$W_j = [W_{j1}, W_{j1} \dots W_{jn}]$$

La sortie intermédiaire « S_i » est donnée par :

$$S_i = W_i * (X) - \theta_i \quad (II.1)$$

Et la sortie de neurone « O_i » est donnée par :

$$O_i = f(S_i) \quad (II.2)$$

Ou les $\langle \theta_i \rangle$ sont les seuils et $\langle f \rangle$ est la fonction d'activation (ou de décision).

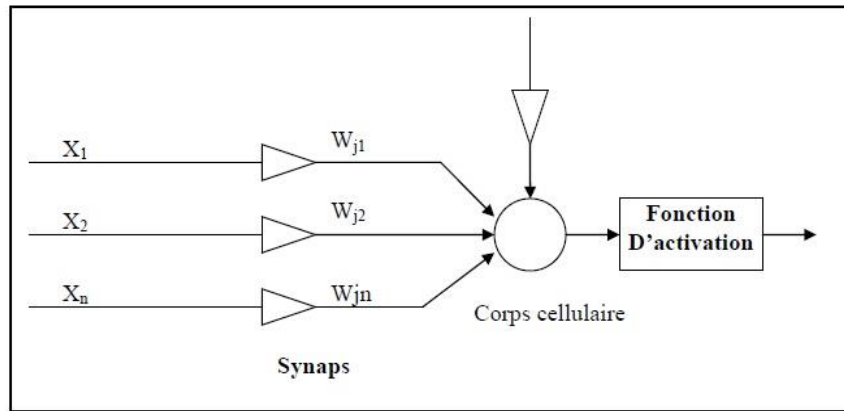


Figure II-2– Modèle architectural d'un neurone formel

En général, un réseau de neurone artificiel peut être défini par les éléments suivants :

4.1.1. Nature des entrées

Elles peuvent être soit binaires (0, 1), ou bien réelles.

4.1.2. La fonction d'entrée totale

Elle définit le prétraitement effectué sur les entrées.

4.1.3. La fonction d'activation

La fonction de transfert est en général, une fonction non linéaire monotone croissante ; par ailleurs, les fonctions de transfert sont de qualités diverses : elles peuvent être déterministes, continues, discontinues ou aléatoires [44]. La figure II.3 donne quelques modèles de fonctions d'activation.

<p>Fonction de Heaviside</p>	
<p>Fonction linéaire sans saturation</p>	

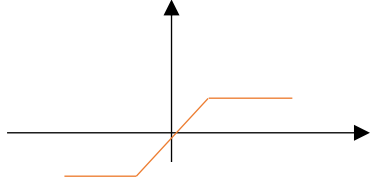
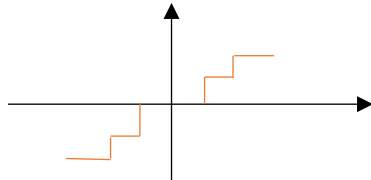
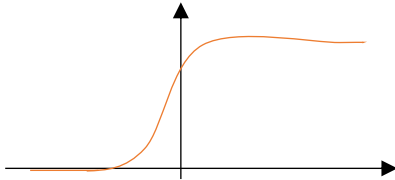
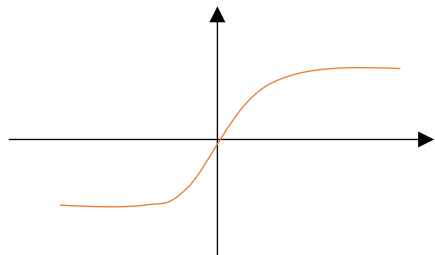
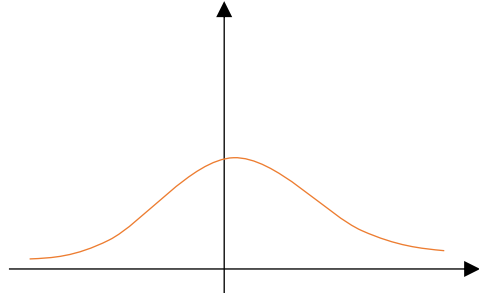
<p>Fonction linéaire avec seuil</p>	
<p>Fonction a seuil multiple</p>	
<p>Fonction sigmoïde : $\frac{1}{1+e^s} - F1(s)$</p>	
<p>Fonction sigmoïde : $f2(s) = \frac{1-e^{-s}}{1+e^{-s}}$</p>	
<p>Fonction de stochastique</p>	

Figure II-3– Quelques modèles des fonctions d’activation

Le choix de la fonction d'activation dépend de l'application. S'il faut avoir des sorties binaires c'est la première fonction que l'on choisit habituellement. Une entrée spéciale est

pratiquement toujours introduite pour chaque neurone. Cette entrée, normalement appelée biais, sert pour déplacer le pas de la fonction d'activation.

4.1.4. La fonction de sortie :

Elle calcule la sortie de neurone en fonction de son état d'activation, en général cette fonction est considérée comme la fonction identité, par la suite confondrons toujours activation et sortie du neurone.

Les fonctions d'entrée et d'activation sont choisies en fonction des types d'automates utilisés, c'est-à-dire tout dépend de la nature des entrées et des sorties. En général, ils sont au nombre de six [45].

4.1.5. Les automates booléens

- Les entrées et les sorties sont booléennes.
- La sortie est une fonction booléenne des entrées
-

4.1.6. Les automates à seuil

- La sortie est binaire alors, que les entrées peuvent être binaires ou réelles.
- La fonction d'entrée totale est affine.
- La fonction d'activation est la fonction signe ou la fonction de Heaviside.

4.1.7. Les automates linearizes

- Les entrées et les sorties sont réelles.
- La fonction d'entrée totale est linéaire.
- La fonction de sortie est l'identité.

4.1.8. Les automates à saturation

- Les entrées et les sorties sont comprises dans un intervalle $[u, v]$.
- La fonction d'entrée totale est linéaire.
- La fonction d'activation est la fonction saturée.

Si les entrées et les sorties sont entières, on obtient un automate multi seuils.

4.1.9. Les automates continues

- Les entrées et les sorties sont réelles.
- La fonction d'entrées est linéaire ou affine.
- La fonction d'activation est stochastique

4.1.10. Les automates probabilistes

- Les sorties sont binaires et les entrées sont quelconques.
- La fonction d'entrée est affine ou linéaire.

- La fonction d'activation est stochastique.

5. Propriétés des Réseaux de Neurones :

Un réseau de neurone est un ensemble d'éléments de traitement de l'information, avec une topologie spécifique d'interconnexions entre ces éléments et une loi d'apprentissage pour adapter les points de connexions [40] . D'une manière générale, un réseau de neurones possède les propriétés suivantes:

5.1. Le parallélisme

Cette notion se situe à la base de l'architecture des réseaux de neurones considérés comme ensembles d'entrées élémentaires qui travaillent simultanément.

5.2. La résistance aux pannes

A cause de l'abondance des entrées et la structure du réseau. Les données bruitées ou les pannes locales dans un certain nombre de ses éléments n'affectent pas ses fonctionnalités. Cette propriété résulte de fonctionnement collectif et simultané des neurones qui les composent.

5.3. La capacité d'adaptation

Celle-ci se manifeste tout d'abord dans les réseaux de neurones par la capacité d'apprentissage qui permet au réseau de tenir compte des nouvelles contraintes ou des nouvelles données du monde extérieur. De plus, ils se caractérisent par leur capacité d'auto organisation qui assure leur stabilité en tant que système dynamique.

5.4. La généralisation

La capacité de généralisation d'un réseau de neurone est son aptitude de donner une réponse satisfaisante à une entrée qui ne fait pas partie des exemples à partir desquels il a appris

5.5. Structure de connexion

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la 'topologie du modèle'. Elles sont très variées, le nombre de connexions étant énorme. Cette topologie fait apparaître une certaine régularité de l'arrangement des neurones.

6. Topologie des Réseaux de Neurones

On peut classer les réseaux de neurones en deux grandes catégories, selon la dépendance de l'évolution de ceux-ci en fonction explicite du temps.

6.1. Les réseaux statiques ou réseau à couches (FEED FORWARD)

C'est le cas de réseaux statiques, ou le temps n'est pas un paramètre significatif. En d'autres termes, la modification d'entrée n'entraîne que la modification stable de la sortie, mais elle n'entraîne pas le retour de l'information de cette entrée. Les réseaux statiques (FEED FORWARD) sont des réseaux à couches, constitués d'une couche d'entrée, une couche de sortie et entre les deux au moins une couche composée de nombreux éléments de traitements non linéaires, appelée couche cachée.

Les signaux des entrées se propagent de la première couche à la couche de sortie en passant par les couches cachées, Il n'y a pas des communications entre les unités de la même couche, d'où le nom de **FEEDFORWARDE** Les liens dirigés connectant les neurones sont appelés les interconnexions [37]. La **figure II.4** présente la structure d'un réseau statique avec deux couches cachées.

On distingue des réseaux à deux couches tel que le perceptron et l'adaline (adaptative linéaire neurone) qui sont caractérisés par :

- La simplicité de réglage d'apprentissage.
- La facilité de détermination de l'influence d'un neurone d'entrée sur l'erreur d'un neurone de sortie d'en déduire les modifications à apporter au lien qui les relie.
- La limitation au calcul de fonction très simple.

Ces réseaux ne pouvaient résoudre que des problèmes simples de classification. Pour des problèmes complexes, une solution consiste à organiser le réseau en plusieurs couches [46]

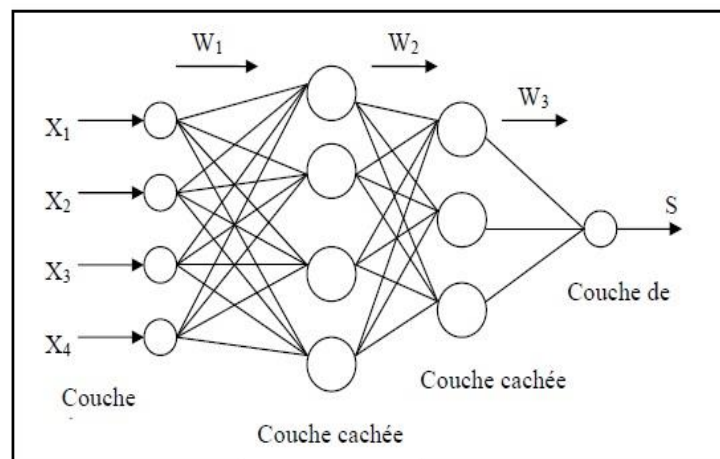


Figure II-4– Structure d'un réseau statique avec deux couches cachées.

6.2. Les réseaux dynamiques (récurrents)

Comme leurs noms l'indique, contiennent des débouclages partiels ou totaux entre neurones, ils représentent donc une évolution dépendante du temps. Il faut bien distinguer la dépendance théorique, pour laquelle l'état du réseau à un certain instant dépend de son état à l'instant ou aux instants précédents, du temps nécessaire à obtenir une réponse, dans le cas d'une réalisation matérielle ou d'une simulation sur ordinateur. La théorie de ces réseaux fut publiée par HOPFIELD dans les années 1980 et sont souvent appelées « HOPFIELD nets ». Ils sont principalement utilisés pour l'implémentation des mémoires associatives « BAM : bidirectional associative memory » [37].

La **figure II.5** illustre un réseau de neurone de type HopField.

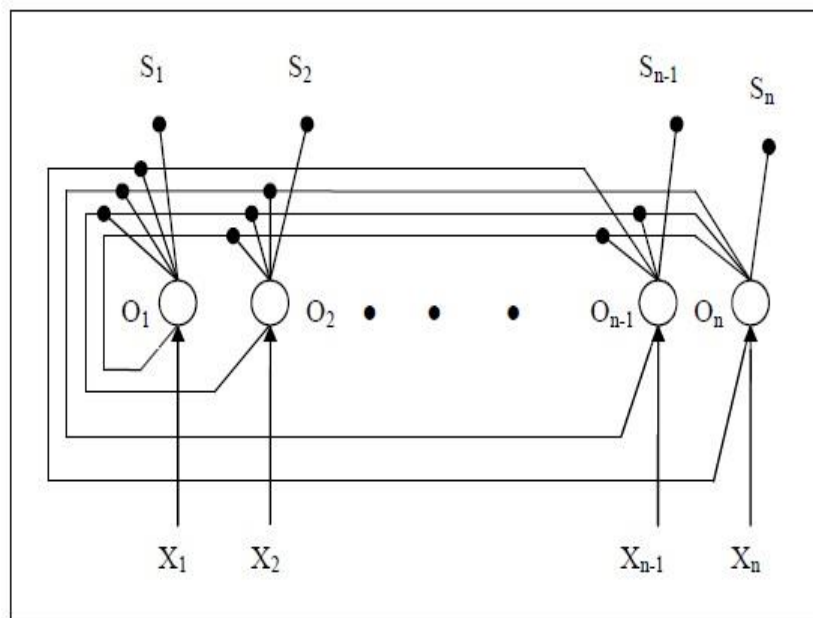


Figure II-5– Réseau de neurone de Hop Field.

Le perceptron multicouche ordinaire ou la carte auto organisatrice sont des réseaux statiques. Par contre, le réseau du HOPFIELD ou le perceptron avec rebouclage sont des réseaux dynamiques. Les critères motivant les choix d'un type de réseau sont la simplicité de mise en œuvre et l'efficacité des algorithmes d'adaptation appelés à répondre aux performances désirées du système, quelle que soit sa complexité [37].

L'opérateur non linéaire réalisé par un réseau, bouclé ou non, dépend des valeurs des coefficients de pondération du réseau. Pour qu'un réseau effectue une tâche donnée, il faut donc ajuster la valeur de ses coefficients. Une tâche est définie par un ensemble d'exemples, ou couples (valeurs des entrées et valeurs des sorties désirées correspondantes), tels les

couples (forme classe) en classification, ou les couples (commande sortie mesurée du processus) en modélisation ces couples constituent l'ensemble d'apprentissage.

7. Le Perceptron

A la fin des années 50, la neurobiologie ne disposait pas encore des techniques modernes de l'électrochimie pour étudier les structures du cerveau. L'idée de certains chercheurs fut alors d'utiliser les modélisations des neurones et de l'évolution des synapses pour simuler des réseaux de neurones. Ceux-ci pourraient exhiber des comportements proches de ceux du cerveau et ainsi fournir des explications sur le fonctionnement de celui-ci. Le premier modèle fut présenté par ROSEBLATT c'était le perceptron ce modèle a pour propriétés [41].

- D'être spécifié en termes suffisamment précis pour permettre le test des performances annoncées.
- D'être suffisamment complexe pour que l'on puisse espérer des comportements intéressants.
- D'être suffisamment simple pour que ses performances puissent être prédites et analysées.
- Enfin et surtout d'être en accord avec les faits biologiques

Un perceptron comprend trois éléments principaux :

7.1. Rétine

Elle est constituée de cellules, sur lesquelles s'inscrit le stimulus.

7.2. Couche de cellules d'association

Chacune de ces cellules peut être connectée à des cellules de la rétine, et à d'autres cellules de décision. Elle fait la somme des impulsions qui lui viennent et des cellules auxquelles elle est connectée.

7.3. Couche de cellule de décision

Ces cellules fonctionnent comme les cellules d'association, elles reçoivent leurs entrées des cellules d'association ou d'autres cellules de décision. Elles représentent la sortie du perceptron. Le sens des connexions entre les cellules d'associations et les cellules de décisions est bi directionnel, ce qui est un FEED BACK de la sortie sur le réseau.

Remarque : Les neurones constituant le perceptron sont des réseaux linéaires à seuil.

La figure II.6 illustre un perceptron.

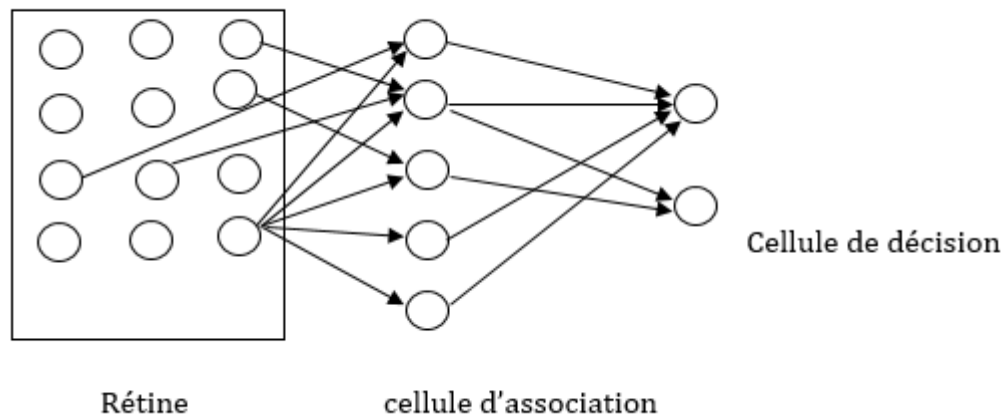


Figure II-6– Schéma d'un perceptron

8. Perceptron Simple :

Pour faciliter l'étude des comportements du perceptron, il est courant d'utiliser un perceptron d'une forme plus simple (voir **figure II.7**) que celle définie par le modèle général.

Dans ce cas :

- Les valeurs de sorties de toutes les cellules (rétine, association, décision) sont binaires en 0 et 1.
- Les fonctions réalisées par les cellules d'associations sont des fonctions booléennes et les cellules de décision sont des automates à seuil.
- Il n'existe pas de connexion entre deux cellules d'association, ni entre deux cellules de décisions.
- Les connexions entre cellules d'association et cellules de décision sont à sens unique association décision.

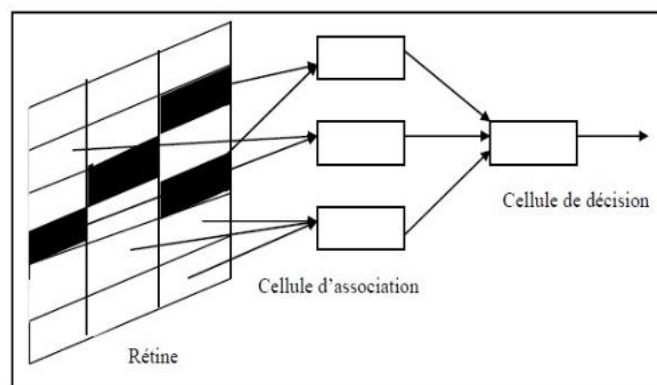


Figure II-7– perceptron simple

Un tel perceptron va être utilisé pour essayer de reconnaître des formes qui lui seront présentées sur sa rétine. Si l'on n'utilise qu'une cellule de décision, celle-ci devra répondre 1 lorsque la forme qui lui sera présentée correspond à une forme qu'on veut lui faire reconnaître et 0 dans tous les autres cas.

L'apprentissage du perceptron va se faire suivant le perceptron de HEBB, c'est-à-dire en modifiant ses connexions [41].

9. L'Apprentissage des Réseaux de Neurones :

L'apprentissage se conduit avec une méthodologie précise. La première, est la plus simple, connue sous le nom de règle de HEBB, date de 1949. Elle indique que lorsque deux neurones sont excités en même temps, il faut modifier les coefficients synaptiques pour renforcer cette excitation simultanée. La règle de WIDROW HOFF, établie en 1960, indique que la modification de ses coefficients est proportionnelle à l'erreur entre le résultat souhaité et le résultat réel et aux valeurs d'entrée.

La phase d'apprentissage consiste à modifier les poids jusqu'à obtention d'une stabilisation du réseau. C'est-à-dire, jusqu'à ce que le poids ne se modifie plus que d'une façon minime. L'apprentissage mathématique, basé sur ce concept, sert à minimiser une fonction de coûts formulée autour de l'erreur de sortie. Alors l'adaptation commence, par les neurones de la couche de sortie, forcés de la bonne valeur, puis on fait varier légèrement les poids des neurones des couches précédentes :

Il y a autant d'algorithmes d'apprentissage que de types de réseau. Mais la question qui se pose, est ce que on est absolument sûr de la stabilité du réseau ? Question classique qui revient à assurer la convergence des algorithmes d'apprentissage utilisés. Les procédures d'apprentissage peuvent se subdiviser, elles aussi, en deux grandes catégories.

9.1. Apprentissage supervisé

Dans ce cas, la connaissance a priori de la sortie désirée est nécessaire. On présente au réseau le vecteur d'entrée puis on calcule sa sortie, cette dernière sera comparée avec la sortie désirée, ensuite les poids sont ajustés de façon à réduire l'écart entre elles. Cette procédure est répétée jusqu'à ce qu'un critère de performance soit satisfait.

L'apprentissage supervisé détermine les poids synaptiques à partir d'exemples étiquetés de formes auquel un professeur a associé des réponses ou des cibles désirées également étiquetées et grâce à une stratégie spécifique. Après la phase d'apprentissage et la convergence des calculs, il n'est plus nécessaire, en général, de mémoriser le jeu

d'apprentissage. Ces algorithmes sont particulièrement dédiés aux problèmes de classification des données bruitées ou incomplètes [37].

9.2. Apprentissage non supervisé

Ne nécessite pas « d'enseignant » externe et se base uniquement sur les valeurs d'entrée sans fournir de réponse désirée. Le réseau s'auto organise de façon à optimiser une fonction de coût [47].

L'apprentissage non supervisé copie le fonctionnement du cerveau humain qui retrouve les informations par association. On présente à l'entrée du réseau des exemples connus et le réseau s'organise lui-même autour d'attracteurs qui correspondent à des configurations stables du modèle dynamique non linéaire associé au réseau. L'apprentissage est accompli à l'aide de règles qui changent ou adaptent le poids des coefficients synaptiques en fonction des exemples présentés à l'entrée et dans certains cas en fonction des sorties désirées.

10. Les Principales Règles d'Apprentissage :

Les stratégies des modifications des poids synaptiques sont dérivées des règles générales suivantes :

- La règle de HEBB ou les poids des connexions entre deux processeurs élémentaires est renforcé si les deux processeurs élémentaires sont activés simultanément
- La règle de WIDROW HOFF ou règle delta règle ou les poids synaptiques est adaptée pour obtenir la diminution de l'erreur entre la sortie réelle du processeur élémentaire et la sortie désirée.
- L'apprentissage compétitif dans lequel tous les processeurs élémentaires sont en compétition. La sélection est réalisée à l'aide d'un processus de compétition basé sur une mesure de similarité entre l'exemple de référence associé à chaque processeur et l'exemple d'entrée.

Les expressions précises des règles dépendent très étroitement de la nature des fonctions d'entrée totale, des fonctions d'activation et de la nature continue ou discrète des informations contenues dans les cellules des neurones . **La figure II.8** représente la cellule émettrice P_j connectée à la cellule réceptrice P_i par l'intermédiaire du poids synaptique W_{ij}

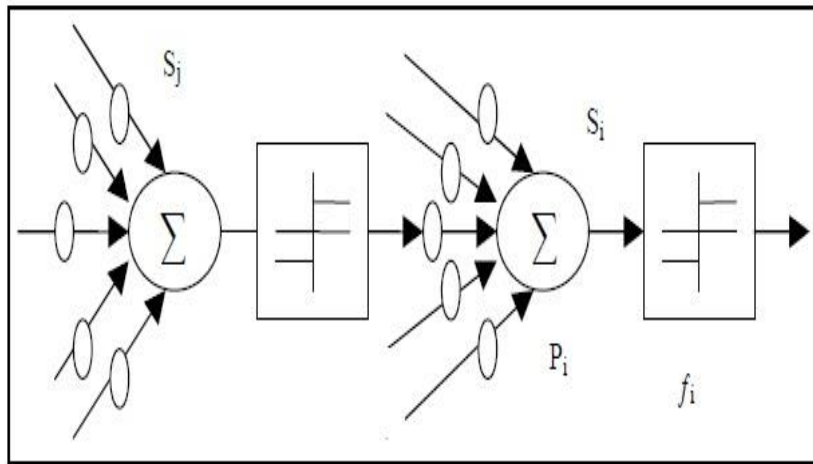


Figure II-8– Modèle d'apprentissage de la connexion W_{ij} entre deux neurones

Rumelhart [RUME 86] a proposé une règle générale de modification de poids synaptique ΔW_{ij} valable pour de nombreux mécanismes d'apprentissage dans le cas d'une cellule P_i avec éventuellement une entrée « professeur » t_i .

$$\Delta W_{ij} = \alpha f_i(S_i, t_i) g_j(S_i W_{ij}) \quad (II.3)$$

Avec :

α : le pas d'adaptation

f_i et f_j : fonctions d'activations de P_i et P_j .

S_i et S_j : valeurs d'activations de P_i et P_j .

t_i : entrée professeur de P_i .

Dans la règle de HEBB, il n'y a pas de professeur et les fonctions f_i sont linéaires : le mécanisme d'adaptation se réduit à :

$$\Delta W_{ij} = \alpha S_i S_j \quad (II.4)$$

La règle de WIDROW HOFF, connue également sous le nom de Delta règle (ou Δ règle) nécessite un professeur et se formule en présence de fonctions d'activation linéaire sous la forme :

$$\Delta W_{ij} = \alpha (t_i - S_i) S_j \quad (II.5)$$

Le modèle compétitif de type KOHONEN met en œuvre l'expression :

$$\Delta W_{ij} = \alpha (t_i - W_{ij}) \quad (II.6)$$

Après la phase d'apprentissage, toute la mémorisation des connaissances est gravée dans le réseau. C'est la phase la plus longue en calcul connexionniste. Par contre, en phase de reconnaissance, si la forme à reconnaître a déjà été apprise, le réseau fournira instantanément la bonne sortie.

Certains réseaux dédiés aux problèmes de classification automatique ont été conçus pour rejeter de façon certains les exemples qui n'ont pas été mémorisés par le réseau [46].

10.1. Les mécanismes de classification

La cellule de décision avec fonction de seuil se comporte comme un adaptateur linéaire qui réalise la séparation des exemples en deux classes W_1 et W_2 à l'aide de la fonction discriminante linéaire :

$$g(x) = W^{tr} X \quad (II.7)$$

$W = (W_{1j}, W_{2j} \dots W_{nj}, W_{0j})^{tr}$ Vecteur des poids synaptiques

$$X = (X_{1j}, X_{2j} \dots X_{nj}, 1)^{tr}$$

Cette fonction permet la séparation de l'ensemble des vecteurs x en deux classes W_1 et W_2 :

$$X \in W_1 \text{ si } g(x) \geq 0$$

$$X \in W_{12} \text{ si } g(x) < 0$$

La **figure II.9** montre l'interprétation géométrique du mécanisme de classification.

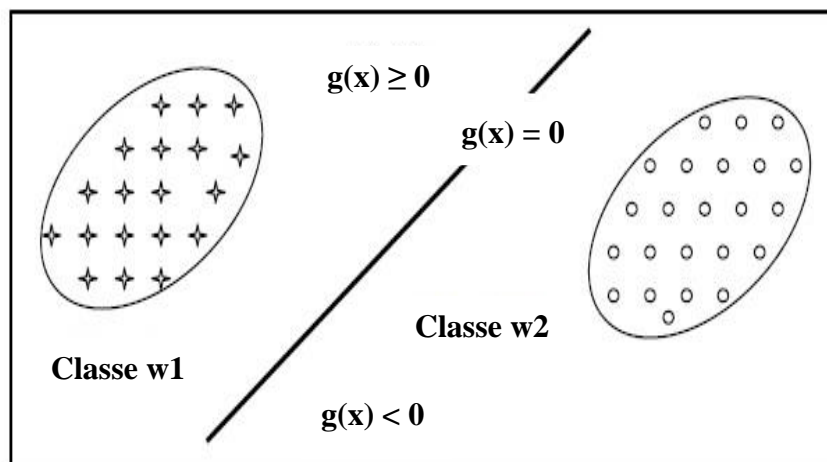


Figure II-9- Séparation de deux classes avec adaptateur linéaire

11. Algorithme de Retro propagation

11.1. Introduction

La rétro propagation est le paradigme des R N A le plus utilisé. Le terme se réfère à un algorithme pour ajuster les poids de connections en un R N A multi couches, ce paradigme a été appliqué avec succès dans différents domaines tel que le domaine militaire, médicale, synthèse de la parole, traitement de signal...etc. La rétro propagation est basé sur des principes mathématiques. Cette méthode a donné de bons résultats dans beaucoup d'applications. Pour l'appliquer il suffit d'avoir des données d'entrées et des données de sortie. Cependant, toute information que possède un réseau de neurone est représentée par les poids d'interconnections, cette information est acquise durant la phase d'apprentissage. Cette propriété d'apprendre a permis l'application des tels réseaux dans plusieurs domaines, contrôle, identification, diagnostic, etc. [41].

11.2. Présentation

Cet algorithme que l'on désigne couramment par « Back propagation » est une généralisation de la règle de « WIDROW HOFF » pour un réseau multi couches. Il a été mis au point simultanément par deux équipes indépendantes en France « FEGELAM N SAULIE, GALLINARI, LECUN » et aux Etats-Unis « RUMELHART, HITON, WILLIAMS ». L'idée simple qui est à la base de cet algorithme, et qui permet de lever la difficulté du « Crédit assignent problème » est l'utilisation d'une fonction dérivable (fonction sigmoïde) en remplacement de la fonction de seuil utilisée dans le neurone linéaire à seuil.

Mathématiquement, cet algorithme utilise simplement les règles de dérivation composée et ne présente aucune difficulté particulière. Le principe de cet algorithme est que, de même que l'on est capable de propager un signal provenant de cellules d'entrée vers la couche de sortie, on peut, en suivant le chemin inverse, rétro propager l'erreur commise en sortie vers les couches internes.

11.3. Position de problème

L'apprentissage supervisé consiste à ajuster les coefficients synaptiques pour que les sorties du réseau soient les plus proches possibles des sorties de l'ensemble d'entraînement. Donc il faut spécifier une règle d'apprentissage pour l'adaptation de ces paramètres. Pour remédier à ce problème, on utilise la méthode de rétro propagation de l'erreur pour l'apprentissage des réseaux statiques multi couches.

11.4. Modèle et équation du réseau

Le réseau utilisé est un réseau multi couches, comportant une couche d'entrée qui correspond à la rétine, une couche de sortie qui correspond à la décision, et un certain nombre de couches dites cachées. Ces couches cachées constituent de véritable représentation interne des problèmes [41].

Le neurone utilisé dans le réseau est fondamentalement de même nature que le neurone linéaire à seuil du perceptron, il applique une fonction à la somme pondérée de ses entrées, cette fonction est une version lissée de la fonction à seuil on utilise en général fonction sigmoïde qui s'écrit :

$$f(S) = \frac{1}{1+e^{-s}} \quad (II.8)$$

Les états des différents neurones dans un réseau ayant « L » couches (couches cachées et couches de sortie) données ayant « N » entrées et « M » sorties, sont données par les équations suivantes :

$$O_{pi} = f(S_{pi}) \quad (II.9)$$

Avec:

$$S_{pi} = \sum W_{ij} O_{ij} \quad (II.10)$$

Telle que:

O_{pi} : La sortie de neurone i pour l'exemple (entrée, sortie désirée) p.

S_{pi} : Le potentiel somatique du neurone i pour l'exemple (entrée, sortie désirée) p.

W_{ij} : Coefficient synaptique (poids) de la j^{ème} entrée du neurone i.

11.5. Principe de rétro propagation

La rétro propagation est basée sur l'adaptation des coefficients synaptiques dites encore des coefficients de pondération dans le but de minimiser une fonction de coût (performance) donnée par :

$$E(W) = \sum_{P=1}^P E_P(W) \quad (II.11)$$

$$E_P(W) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (t_{pi} - O_{pi})^2 \quad (II.12)$$

Où :

t_{pi} et O_{pi} Représentant respectivement la sortie désirée (Target) et la sortie (output) du réseau.

P : Le nombre d'exemple ou de la longueur de l'ensemble d'entraînement.

La minimisation de l'erreur se fait par une approximation d'une descente de gradient comme dans la règle de Widrow Hoff (règle delta). Toute la difficulté pour effectuer cette descente dans un réseau multi couches était de pouvoir calculer la dérivée de l'erreur quadratique par rapport à un poids donné.

11.6. Adaptation des poids :

L'adaptation (ajustement, mise en forme) des coefficients synaptiques, se fait par la méthode du gradient basée sur la formule itérative suivante :

$$W_{ij}(n + 1) = W_{ij}(n) + \Delta W_{ij}^{(\text{époque})} \quad (II.13)$$

$$\Delta_P W_{ij} = -\eta \frac{\partial E_P}{\partial W_{ij}} \quad (II.14)$$

n : Représente le numéro d'itération.

η : Représente la pas d'apprentissage. Ce facteur influe sur la vitesse de convergence du réseau.

La dérivée partielle de $E(W)$ par rapport à chaque poids du réseau, pour cela et on utilisant la règle de delta généralisée. Nous devons charger notre poids lié à :

$$\Delta_P W_{ij} = \eta \delta_{Pi} O_{Pj} \quad (II.15)$$

Avec:

O_{Pj} : Sortie du neurone j pour un exemple p.

δ_{Pi} : L'erreur commise à la sortie du neurone i pour l'exemple p, posant maintenant :

$$\delta_{Pi} = -\frac{\partial E_P}{\partial S_{Pi}} = (t_{Pi} - O_{Pj}) \quad (II.16)$$

L'astuce est de calculer δ_{Pi} pour chaque neurone dans le réseau. Le résultat intéressant que nous avons dérivé maintenant, est qu'il y a un simple calcul récursif de ces δ_{Pi} qui peuvent être implémentés par la rétro propagation du signal d'erreur à travers le réseau.

Pour calculer :

$$\delta_{Pi} = -\frac{\partial E_P}{\partial S_{Pi}}$$

Nous appliquons la décomposition en chaîne pour exprimer dérivation partielle, nous obtenons :

$$\delta_{Pi} = -\frac{\partial E_P}{\partial S_{Pi}} = -\frac{\partial E_P}{\partial O_{Pi}} * \frac{\partial O_{Pi}}{\partial S_{Pi}}$$

Calculons le deuxième facteur de l'équation (II.15) nous voyons que :

$$\frac{\partial O_{Pi}}{\partial S_{Pi}} = f'(S_{Pi})$$

Où:

$f'(S_{Pi})$ Est la dérivée de la fonction d'activation du neurone I évaluée à S_{Pi} .

Pour calculer le premier facteur nous considérons deux cas : Supposant que le neurone U_i est un neurone de sortie du réseau, dans ce cas, il parait de la définition de E_P que :

$$\frac{\partial E_P}{\partial O_{Pi}} = -(t_{Pi} - O_{Pi})$$

Substitutions les deux facteurs dans l'équation (II.16) nous obtenons :

$$\delta_{Pi} = (t_{Pi} - O_{Pi})f'(S_{Pi}) \quad (II.17)$$

Pour tout neurone de sortie U_i

Si U_i n'est pas un neurone de sortie, nous utilisons la décomposition en chaîne pour écrire :

$$\sum \frac{\partial E_P}{\partial O_{Pi}} * \frac{\partial S_{PK}}{\partial O_{Pi}} = \sum \frac{\partial E_P}{\partial S_{PK}} * \frac{\partial}{\partial O_{Pi}} \sum W_{Ki} O_{Pi} = \sum \frac{\partial E_P}{\partial S_{PK}} W_{Ki} = \sum \delta_{PK} W_{Ki}$$

Dans ce cas, substituons les deux facteurs dans l'équation (II.16) nous obtenons :

$$\delta_{Pi} = f'(S_{Pi}) \sum \delta_{PK} W_{Ki} \quad (II.18)$$

Où : U_i est un neurone appartenant aux couches cachées

Les équations (II.17) et (II.18) donnent une procédure récursive pour calculer les δ pour tout neurone dans le réseau lié à l'équation (3.14), cette procédure constitue « la règle delta généralisée » pour un réseau statique, aussi pour le neurone non linéaire. Pour minimiser l'erreur total sur l'ensemble d'entraînement, les poids du réseau peuvent être ajustés par la

présentation de l'ensemble d'apprentissage en entier. La variation des poids $\Delta_P W_{ij}(n)$ peut alors s'écrire ainsi :

$$\Delta_P W_{ij} = \eta \frac{\partial E_P(W)}{\partial W_{ij}(n)} \quad (\text{II.19})$$

11.7. Les 'étapes d'algorithme de rétro propagation

L'algorithme de rétro propagation est représenté comme suit :

Etape 01 : Initialiser les poids W_{ij} et les seuils internes des neurones à de petites valeurs aléatoires.

Etape 02 : Présenter l'ensemble des couches (entrée, sortie désirée).

Etape 03 : Présenter le première couché (entrée, sortie désirée) de l'ensemble.

Etape 04 : Calculer :

- 1) La somme des entrées des neurones de la couche cachée par l'équation (II.10)
- 2) Les sorties des neurones de la couche cachée par l'équation (II.9)
- 3) La somme des entrées de la couche de sortie par l'équation (II.10).
- 4) Les sorties de réseau par l'équation (II.9).

Etape 05: Calculer:

Les termes de l'erreur pour les neurones de la couche de sortie par l'équation (II.17).

Les termes de l'erreur pour les neurones de la couche cachée par l'équation (II.18).

Etape 06 : Calculer la variation des poids par l'équation (II.15).

Etape 07 : Calculer l'erreur E_p par l'équation (II.12).

Etape 08 : Présenter un autre couple (entrée, sortie désirée) et aller à l'étape quatre.

Etape 09 : Si tout l'ensemble des couples est présenté, calculer la variation totale des poids par Époque, en utilisant L'expression :

$$\Delta W_{ij}^{époque} = \sum_{P=1}^P \Delta_P W_{ij} \quad (\text{II-20})$$

Etape 10 : Ajuster les poids par l'équation (II.13).

Etape 11 : Calculer l'erreur totale par l'équation (II.11).

Etape 12 : Comparer l'erreur totale avec une erreur prédéterminée (E_{PR}).

$$[E - E_{PR} < e].$$

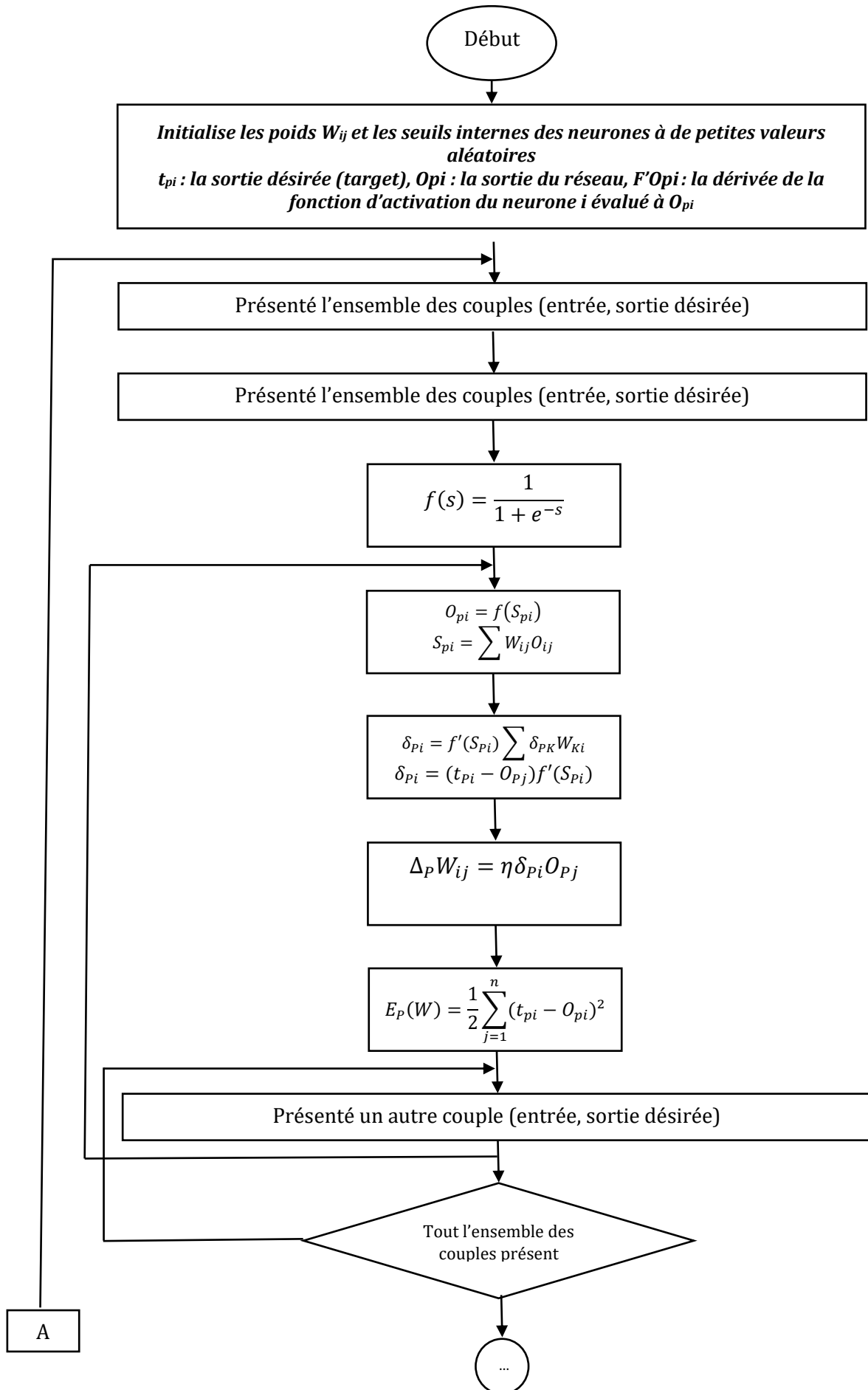
Si la condition est vérifiée aller à l'étape 13.

Si non aller à l'étape 03.

Etape 13: Fin

11.8. Algorithme de rétro propagation:

La figure II-10 montre l'organigramme de l'algorithme de rétro propagation



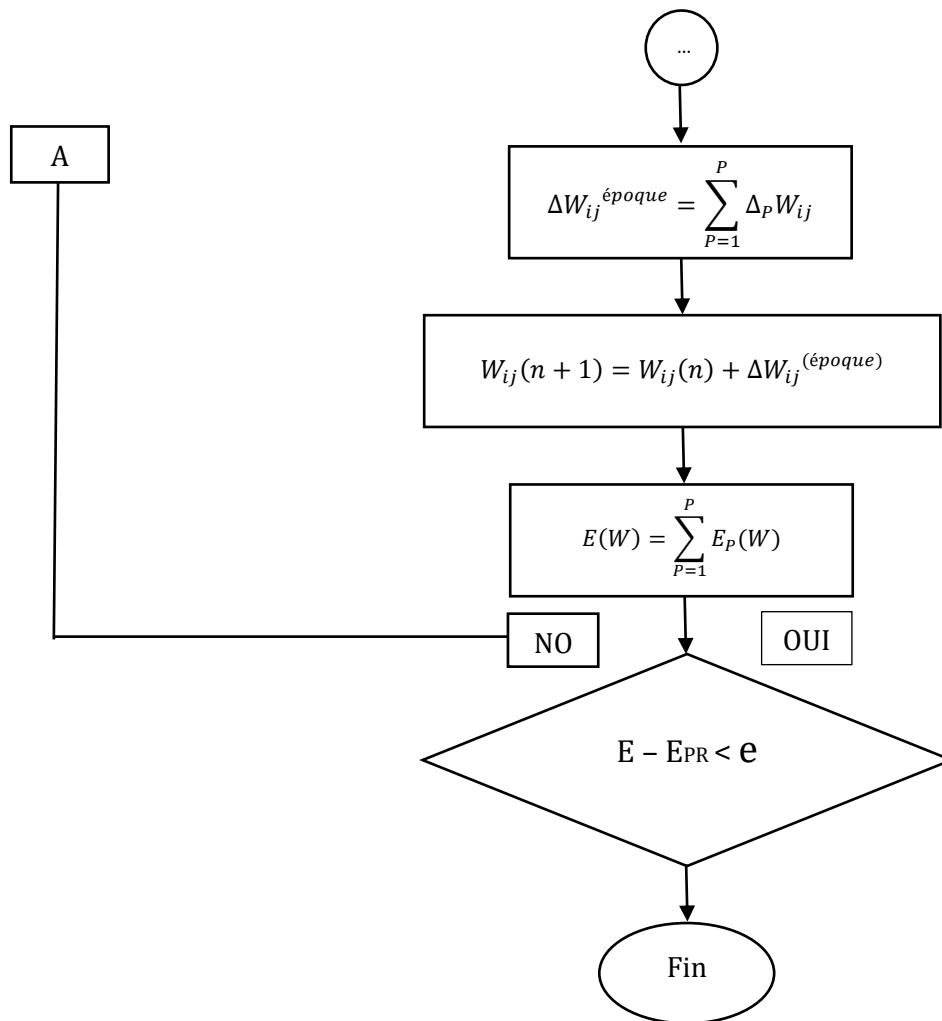


Figure II-10- Algorithme de rétro propagation

12. Domaines d'application des Réseaux de Neurones

Les propriétés d'application et d'approximation des réseaux de neurones ont permis une importante application de ces derniers dans les différents domaines pratiques, notamment, les domaines suivants :

12.1. Classification des signaux :

Classer des signaux dans les catégories différentes en fonction des caractéristiques de forme (amplitude, fréquence, phase, etc. ...) peut être réalisé aisément par l'utilisation d'un réseau de neurones.

Supposons qu'on a deux catégories de signaux A et B et qu'on souhaite classer de différentes formes dans ces deux catégories en fonction des caractéristiques de ces formes. On peut simplement définir la fonction non linéaire F qui vaut +1 pour les formes de la classe A et -1 pour celles de la classe B, le problème de classification revient à approximation de la fonction

non linéaire F qui peut être résolue par un réseau de neurones qui possède des entrées et une seule sortie pour fournir la décision.

12.2. Identification des processus

Identifier un processus ; c'est d'essayer de donner un modèle plus proche au processus réel qui permet de reproduire avec la précision voulue, la sortie en fonction des entrées du processus, c'est typiquement un problème d'approximation qui peut être résolu par un réseau de neurones.

12.3. Contrôle des systèmes

Contrôler un système ; c'est donner un ensemble d'entrées adéquates qui permettent d'avoir la sortie désirée (position, vitesse, etc....), et comme étant la fonction liant la sortie du système avec l'ensemble de commande est non linéaire, cette fonction peut être approchée avantageusement par un réseau de neurones

12.4. L'application au diagnostic :

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

13. Les Caractéristique d'une Bonne Application :

Nous pouvons déterminer quelques-unes des caractéristiques des problèmes bien adaptés à une résolution par les réseaux de neurones :

- 1) Les règles qui permettraient de résoudre le problème sont inconnues ou très difficiles à expliciter ou à formaliser. Cependant, on dispose d'un ensemble d'exemples qui correspondent à des entrées du problème et aux solutions qui leur sont données par des experts.
- 2) Le problème fait intervenir des données bruitées
- 3) Le problème peut évaluer, par exemple en faisant varier son champ de conditions initiales.
- 4) Le problème nécessite une grande rapidité de traitement, il doit par exemple être traité en temps réel.
- 5) Il n'existe pas de solutions technologiques courantes. Cette approche amène à dresser la liste suivante des domaines d'applications privilégiés :
 - Reconnaissance des formes.
 - Traitement de signal.

- Vision, parole.
- Préviation et modélisation.
- Aide à la décision.
- Robotique.

Ces quelques domaines possèdent pratiquement toutes les caractéristiques exposées précédemment, c'est pourquoi ils constituent le cœur des applications des réseaux de neurones.

Il ne faut cependant pas oublier le rôle que peuvent jouer les réseaux de neurones formels dans l'étude du cerveau en tant qu'instrument de simulation, et dans la recherche sur les neuro-ordinateurs et les nouvelles architectures d'ordinateurs en tant qu'instruments de formalisation et de simulation [39].

14. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les réseaux de neurones artificiel, en spécifiant leurs définitions, les concepts de base de cette technique, l'apprentissage des réseaux de neurones, et ses différents domaines d'utilisation. Nous avons présenté une étude sur l'algorithme de la rétro propagation qui a prouvé son efficacité dans la pratique avec ses capacités d'apprentissage et d'identification.

**CHAPITRE III : DIAGNOSTIC DES
DEFAUTS DANS LES ROULEMENTS EN
UTILISANT UNE INTERFACE GRAPHIQUE
« GUI(Graphical user interface) ».**

1. Introduction :

Les roulements à éléments roulants sont une partie importante des machines tournantes et leur défaillance peut entraîner une distorsion du système, entraînant une perte de temps et des coûts de maintenance élevés.

Dans ce chapitre, nous allons présenter une généralité sur les roulements (caractéristiques, les différents types...), nous intéressons par la détection des défauts des roulements par la méthode d'analyse vibratoire basée sur l'utilisation du réseau de neurone. Enfin, nous appliquons cette méthode dans une interface sur MATLAB GUI (Graphical user interface).

2. Généralités sur les roulements :

Le roulement est un organe de base qui assure une liaison mobile entre deux éléments d'un mécanisme en rotation l'un par rapport à l'autre. Sa fonction est de permettre la rotation relative de ces éléments, sous charge, avec précision et avec un frottement minimal. La majorité des machines électriques utilisent les roulements à billes ou à rouleaux. Environ 40 % à 50 % des défauts rencontrés dans les machines tournantes sont liés aux roulements.

2.1. Constitution des roulements :

La majorité des roulements sont composés d'une bague intérieure et d'une bague extérieure, d'éléments roulants (billes ou rouleaux), et d'une cage. Les éléments roulants situés entre les deux bagues du roulement sont maintenus à égale distance les uns des autres par la cage qui les guide et facilite leur rotation.

La surface sur laquelle roulent les éléments roulants est appelée « chemin de roulement ». Elle supporte les charges appliquées aux roulements. En général, la bague intérieure est montée sur l'arbre et la bague extérieure dans le logement.

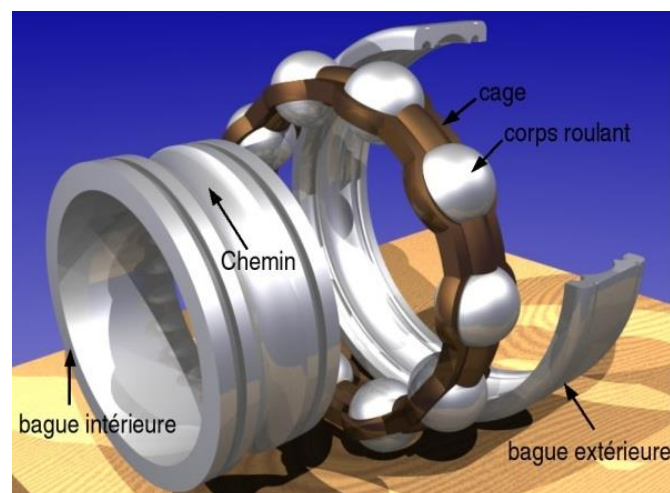


Figure III-1-Constitution d'un roulement à billes à une rangée

2.1.1. Éléments roulants :

Les éléments roulants se divisent en deux catégories : les billes et les rouleaux. Les rouleaux sont classés en fonction de leur forme, rouleaux cylindriques, rouleaux coniques, rouleaux sphériques ainsi que les aiguilles.

Le contact entre les éléments roulants et les bagues pour les roulements à billes est ponctuel alors que le contact pour les roulements à rouleaux est linéaire. Les roulements sont conçus de telle manière que les éléments roulants effectuent simultanément une rotation autour de leur propre axe et autour de l'axe des pistes [48].

2.1.2. Cage :

La cage ne supporte pas directement les efforts appliqués au roulement. Elle permet de maintenir les éléments roulants à égale distance les uns des autres tout en les retenant à l'intérieur du roulement. Les types de cage varient en fonction de leur fabrication (en tôle emboutie, usinée, massive acier ou laiton, polyamide injecté) [48].

2.1.3. Bague :

Dans notre cas, la bague externe est en contact avec le stator, donc fixe, alors que la bague interne est en contact avec le rotor, donc tournante. Par ailleurs, les billes sont en contact, d'une part avec la piste de roulement interne et d'autre part avec la piste de roulement externe [48].

2.2. Caractéristiques des roulements:

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

- Le couple de frottement au démarrage est plus faible et de plus n'est que légèrement supérieur au couple de frottement dynamique.
- Ils sont fabriqués suivant des normes internationales, sont interchangeables et facilement disponibles.
- Le graissage est simple et la quantité de graisse consommée très faible.
- En règle générale, ils acceptent à la fois des charges radiales et des charges axiales.
- Leur utilisation à basse comme à haute température est possible.
- La rigidité des roulements peut être augmentée par un pré charge.

2.3. Les causes de dégradation des roulements :

En fonction des conditions auxquelles ils sont soumis, les roulements peuvent s'endommager de différentes manières :

2.3.1. L'indentation :

L'indentation sur une bague est un enfoncement de la matière comme montré sur ,
la Figure III.02, qui peut être provoqué par un choc ou une charge anormalement répartie ou élevée. Un cas fréquent d'indentation provient du passage de particules dures entre les éléments roulants (billes, rouleaux, etc..) et une bague. Un mauvais montage du roulement peut aussi être à l'origine d'une indentation [48].



Figure III-2: L'indentation d'une bague intérieure de roulement

2.3.2. La corrosion :

La corrosion des éléments d'un roulement est le résultat de la présence d'eau, ou plus généralement d'humidité, pendant une longue durée, dans le roulement. La présence d'une substance corrosive ou une usure abrasive prolongée [48], comme vu au **Figure III.03** :

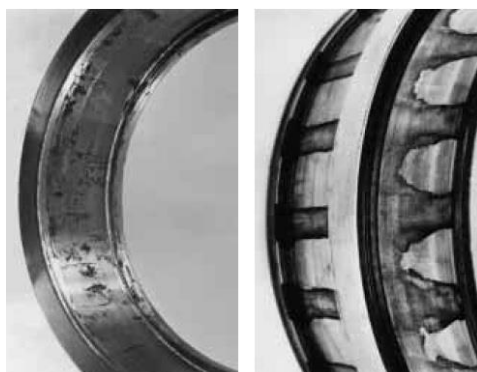


Figure III-3: Effet de la corrosion sur un roulement

2.3.3. Bavure – Smearing :

Les endommagements de type bavures sont le résultat d'un excès de lubrification ou de frottement de deux surfaces à haute température (et souvent haute fréquence), de sorte que le métal fond par endroit, déformant la surface des bagues ou des billes [48].



Figure III-4: Bavures

2.3.4. L'écaillage:

L'écaillage est le résultat d'un endommagement normal d'un roulement : cela signifie qu'il survient à la fin de vie normale du roulement. Toutefois, il peut également apparaître de manière trop précoce. C'est le cas en présence de charges trop importantes, ou suite à une indentation ou une bavure. Cet endommagement s'aggrave avec le temps puisque chaque passage de billes sur un écaillage enlève un peu plus de matière et agrandit la surface endommagée provoquant des vibrations qui peuvent conduire à la fissuration de la cage du roulement [48].



Figure III-5: Exemple d'écaillage

2.3.5. L'usure par particules abrasives :

L'usure anormale d'un roulement peut provenir de diverses origines, en fonctionnement comme à l'arrêt. De mauvaises précautions de montages ou de fonctionnement peuvent mener à une usure précoce, introduisant dans le roulement des résidus de saleté, ou des particules (Figure III.06-a). Également, lorsque la lubrification est insuffisante, un contact métal contre métal se produit entre les éléments roulants et les pistes. Le roulement s'use de manière anormale et cela peut se traduire visuellement par l'apparition de surfaces miroitantes. Dans le cas où le lubrifiant est pollué, de petites particules abrasives, comme des saletés ou des copeaux, ayant pénétré dans le roulement par certains moyens, provoquent une usure des pistes, des éléments roulants et de la cage. La surface se ternit à un degré qui varie suivant la grosseur et la nature des particules abrasives. La quantité de particules abrasives augmente progressivement au fur et à mesure que le matériau est éliminé par usure des surfaces de contact et de la cage. L'usure s'accélère ensuite et, finalement, les surfaces sont usées à tel point que le roulement n'assure plus sa fonction [48].

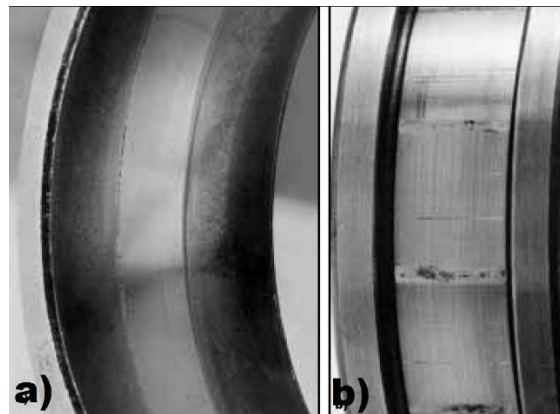


Figure III-6: (a) Usure causée par des particules abrasives, (b) causée par le faux effet Brinell

2.3.6. Le faux effet Brinell :

Des vibrations parasites peuvent être à l'origine d'une usure marquée et régulièrement espacée sur la bague (Figure III.06-b). Lorsqu'un roulement est à l'arrêt, il n'y a pas de film lubrifiant entre les éléments roulants et les pistes. L'absence de lubrifiant produit un contact métal contre métal et les vibrations provoquent de petits mouvements relatifs entre les éléments roulants et les bagues. Suite à ces mouvements, de petites particules se détachent des

surfaces et cela conduit à la formation de creux dans les pistes. Les billes produisent des cavités sphériques tandis que les rouleaux provoquent des cannelures. Cette usure est communément appelée "faux effet Brinell". Les roulements à rouleaux ont montré qu'ils sont davantage sujets à ce type de dommages que les roulements à billes. La raison avancée est généralement que les billes peuvent rouler dans toutes les directions. Les rouleaux, quant à eux, ne roulent que dans une direction, le mouvement dans les autres directions prenant la forme d'un glissement. Les roulements à rouleaux cylindriques sont les plus sujets à ce phénomène [48].

2.3.7. Les fissures

La fissure peut apparaître de plusieurs manières. Elle peut être la dernière étape du processus de dégradation, l'état critique d'un roulement. C'est très souvent le résultat de tous les endommagements précédemment cités. Dans ce cas, la fissure est visible à l'œil nu comme sur la Figure III.07. Autre possibilité : de petites fissures peuvent apparaître en sous-couche des bagues à cause de charges trop importantes ou mal réparties. Sous l'effort répété par les passages de billes, la fissure se propagera en surface des bagues pour créer de l'écaillage [48].



Figure III-7: Exemples de fissure

2.3.8. Passage d'un courant :

Des dégâts se produisent lorsqu'un courant électrique passe à travers un roulement, d'une bague à l'autre en passant par les éléments roulants. Au lieu de contact entre les différents éléments se produit l'effet d'un arc électrique. Ce dernier produit une grande chaleur concentrée aux points de contact de l'arc, ce qui se caractérise visuellement par un changement de couleur de la matière puis par des cratères de métal fondu. Ce cratère devient

alors suffisant pour créer de l'écaillage par le passage répété des éléments roulants. Cet endommagement peut apparaître lors d'une opération de maintenance utilisant par exemple un poste à souder non-relié à la terre [48].

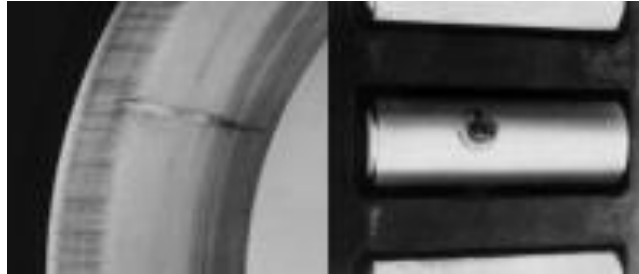


Figure III-8: Exemple d'endommagements liés à un passage de courant

2.3.9. Endommagement de la cage :

L'endommagement de la cage est l'étape ultime de la défaillance d'un roulement. Quand la cage est endommagée, c'est qu'il y a eu préalablement un autre endommagement. L'usure ou la rupture de la cage amène à la défaillance totale du roulement dans un délai très court [48].

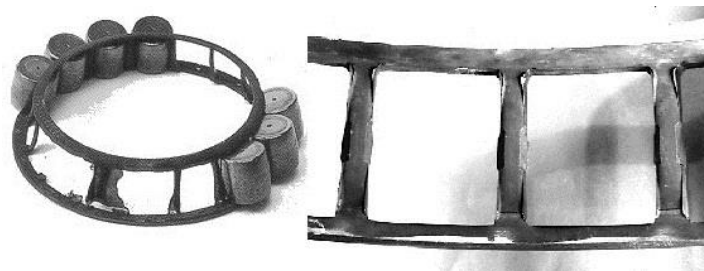


Figure III-9: Exemples de cages endommagées

3. Configuration expérimentale et acquisition de données :

Les données de ces notes ont été recueillies au Laboratoire polytechnique de Turin, où un banc d'essai à grande vitesse produit un arbre supporté par une paire de roulements identiques, et l'arbre est soumis à diverses conditions d'endommagement. Les relèvements et l'accélération sont enregistrés dans différentes positions et directions, ainsi que dans différentes conditions de charge et de vitesse. Le banc d'essai est composé de trois roulements (B1, B2 et B3) montés en ligne sur l'arbre de sortie d'un moteur de broche à grande vitesse, et

d'un traîneau de précision en appliquant une charge radiale sur le roulement au milieu, comme illustré dans la **Figure (III.10)**. La vitesse de la broche est contrôlée par un panneau de commande de broche, mais ne peut pas être contrôlée efficacement : la broche manque à la fois d'un transducteur et d'un tachymètre pour détecter sa vitesse réelle, mais aussi il n'y a pas de retour au contrôleur de l'onduleur. En conséquence directe, la vitesse réelle de l'arbre est toujours inférieure, que l'idéal et la différence augmente avec la charge appliquée. La cellule de charge stationnaire vous permet de mesurer la force résultante, qui a une direction purement radiale. Les géométries des trois roulements, spécialement conçus pour les applications de vol à grande vitesse, sont les suivantes :

Tableau III-1: Principales propriétés des roulements à rouleaux

Référence du roulement	Diamètre du pas D (mm)	Diamètre des rouleaux d (mm)	Éléments roulants
B1 et B3	40.5	9.5	10
B2	54.0	8.0	16

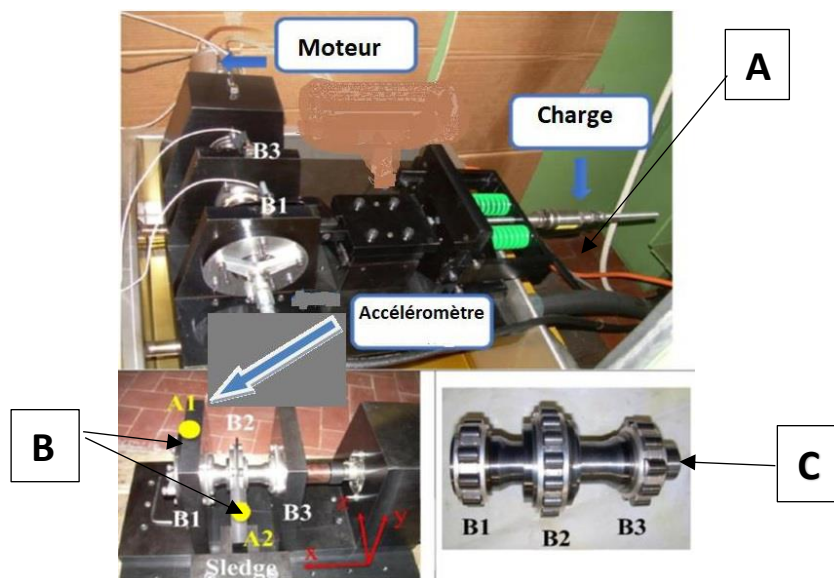


Figure III-10: Le banc d'essai A) vue générale du banc d'essai ; B) les positions des deux Accéléromètres et du système de référence ; C) l'arbre avec ses trois roulements à rouleaux.

[université Politecnico di Torino]



Figure III-11: L'accéléromètre triaxial.

Les accéléromètres sont du type IEPE à trois axes, avec une plage de fréquences de 1 à 12 000 Hz (amplitude $\pm 5\%$, phase $\pm 10^\circ$), la fréquence de résonance nominale de 55 kHz et une sensibilité nominale de 1 mV / ms⁻².

La base de données est composée des trois défauts sur la bague interne du roulement, trois défauts sur un rouleau du roulement et un roulement sain

Ces défauts résumés dans le tableau suivant :

Tableau III-2 : les différents types de défauts avec leur diamètres en (μm)

	défauts	Dimension (μm)
D1	Roulement sain	0
D2	Diamètre d'un défaut sur la bague intérieure	420
D3	Diamètre d'un défaut sur la bague intérieure	250
D4	Diamètre d'un défaut sur la bague intérieure	150
D5	Diamètre d'un défaut sur un rouleau	450
D6	Diamètre d'un défaut sur un rouleau	250
D7	Diamètre d'un défaut sur un rouleau	150

4. Méthode proposé :

Tous d'abord nous mesurons les vibrations du roulement par un capteur de vibration triaxial (ici nous étudierons que sur l'axe Y) :

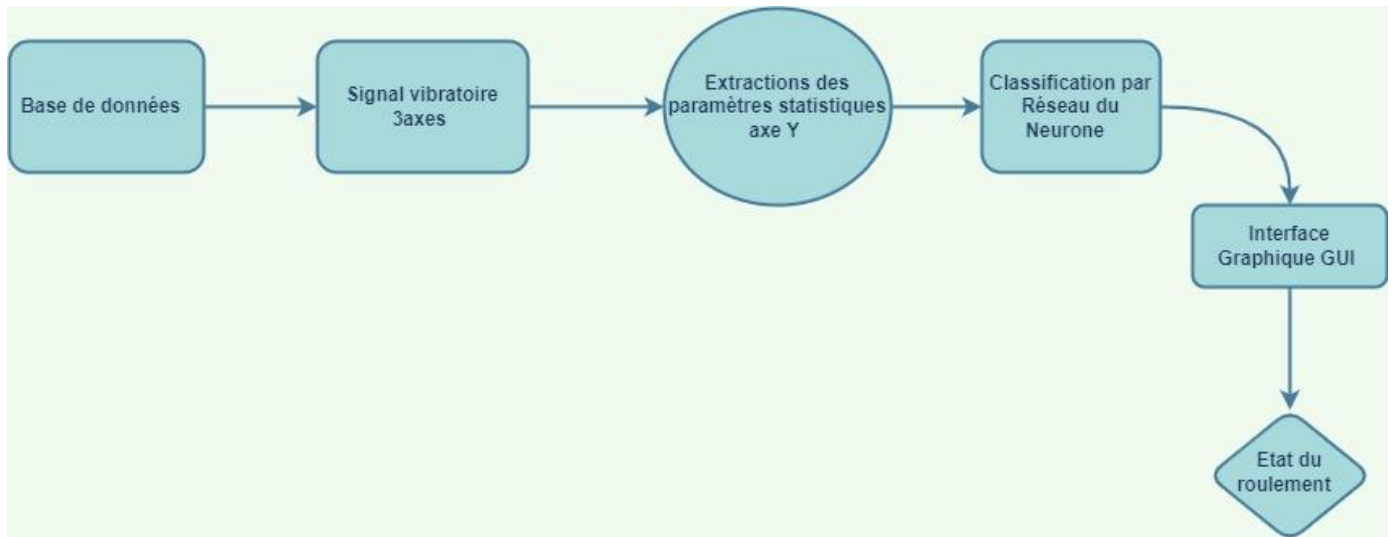


Figure III-12: Méthode proposée pour le diagnostic des défauts dans les roulements

4.1. Données temporelles :

L acceleration (l axe Y) par rapport le temps (t)

Roulement sain :

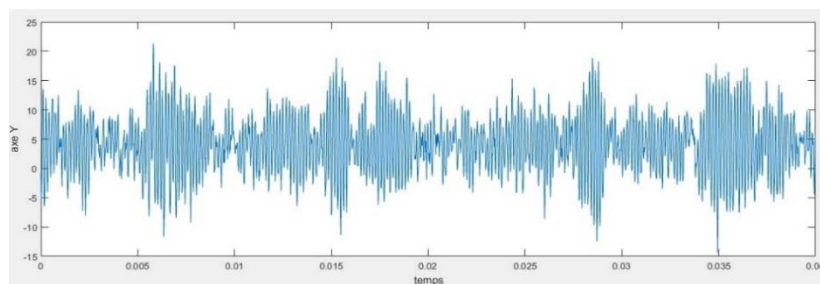


Figure III-13: roulement sain

Défaut sur la bague intérieure (420 μm) :

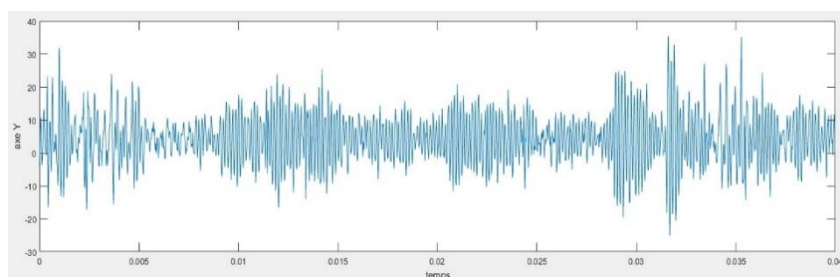


Figure III-14: Défaut sur la bague intérieure (420 μm)

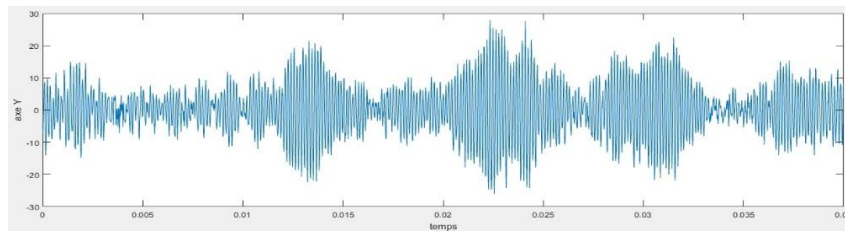


Figure III-15: Défaut sur la bague intérieure (250 μm)

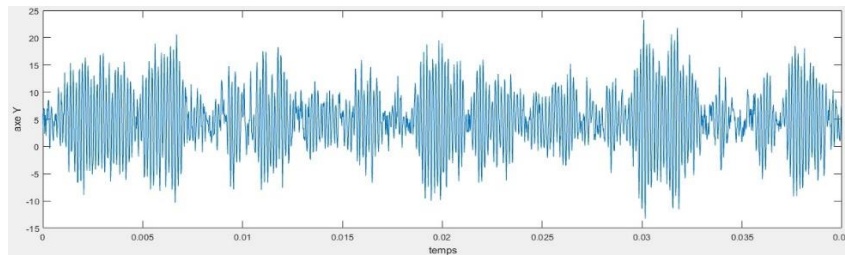


Figure III-16: Défaut sur la bague intérieure (150 μm)

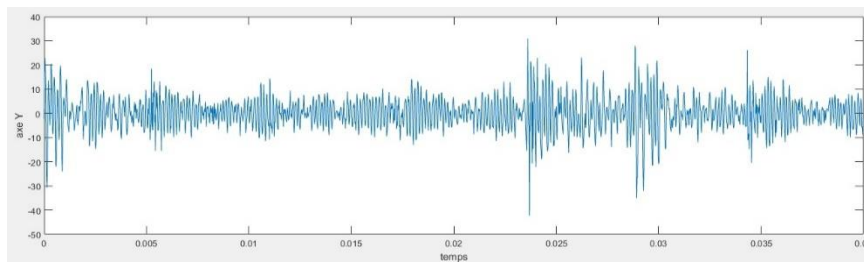


Figure III-17: Défaut sur un roulant (450 μm)

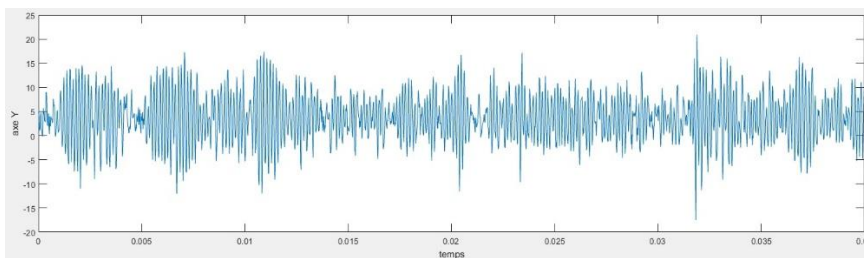


Figure III-18: Défaut sur un roulant (250 μm)

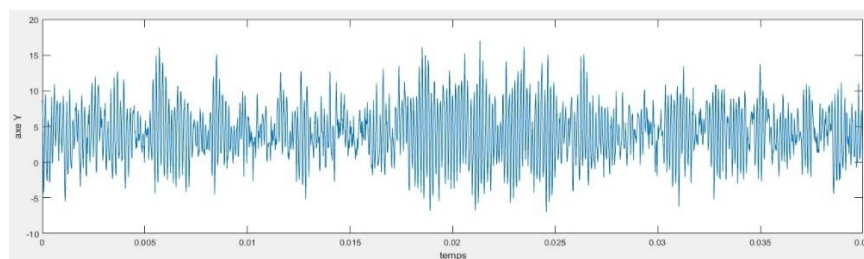


Figure III-19: Défaut sur un roulant (150 μm)

4.2. Les paramètres statistiques :

Dans notre étude nous utilisons les paramètres statistiques suivants :

4.2.1. Le kurtosis :

Le quatrième moment, normalisé par rapport à la quatrième puissance de l'écart type, est très utile dans le diagnostic des défauts et le suivi vibratoire. Cette quantité est appelée kurtosis qui est une mesure de compromis entre les moments inférieurs intensifs et d'autres moments supérieurs sensibles. Il a été signalé que le kurtosis est le bon critère pour distinguer entre les roulements endommagés et les roulements sains. Le kurtosis d'un roulement sain de distribution gaussienne aura une valeur d'environ 3. Lorsque le roulement se détériore, cette valeur augmente pour indiquer un état endommagé qui diminue à nouveau lorsque le défaut est bien avancé. L'un des avantages de cette méthode est qu'il n'est pas nécessaire de connaître l'historique temporel du signal vibratoire. Le kurtosis est sensible aux charges et aux vitesses [49]. Il définit par l'équation suivante (III.1) :

$$kurtosis = \frac{M_4}{\frac{2}{2}M} = \frac{\sum_1^N (x(n) - \bar{x})^4}{[\frac{1}{N} \sum_1^N (x(n) - \bar{x})^2]^2} \quad (III.1)$$

M_4 et M_2 sont les moments statistiques d'ordre 4 et d'ordre 2,

$x(n)$ est le signal temporel,

\bar{x} Est la valeur moyenne des amplitudes,

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

- Si kurtosis < 3 : il n'y a pas d'un défaut dans le roulement
- Si kurtosis > 3 : il y a un défaut dans le roulement

4.2.2. Le moyen :

La moyenne d'un signal est la valeur standard de la moyenne statistique. Lorsque la moyenne augmente, l'état du roulement semble se détériorer [49].il donne par l'équation (III.2) :

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (III.2)$$

4.2.3. La variance :

Elle correspond à la moyenne des carrés de la différence à la moyenne des carrés des différences entre les observations et leur moyenne. Aussi la variance est la moyenne arithmétique des carrés des écarts à la moyenne [49], il donne par :

$$v(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (III.3)$$

Noté écart-type σ_x la racine carrée de la variance (le std : standar deviation) l'équation (III.4)

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (III.4)$$

4.2.4. Skewness :

Les surfaces usinées ou rectifiées dans les roulements montrent une distribution aléatoire qui a été décrite de façon répétitive avec la fonction de distribution normale. Pour cette raison, divers moments statistiques peuvent décrire la forme des courbes de distribution, évaluant ainsi le niveau d'endommagement de la surface d'appui [49]. L'équation du troisième moment où l'asymétrie est définie dans l'équation (III.5):

$$skewness = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x[i] - \bar{x}) \quad (III.5)$$

4.2.5. Le moment :

Les moments sont un ensemble de paramètres statistiques pour mesurer une distribution [45]49. Quatre moments sont couramment utilisés :

- 1^{er} moment : moyenne (décrit la valeur central).
- 2^{ème} moment : variance (décrit la dispersion).
- 3^{ème} moment : skewness (décrit l'asymétrie).
- 4^{ème} moment : kurtosis (décrit le pic).

4.2.6. La covariance :

En théorie des probabilités et en statistique, la covariance entre deux variables aléatoires est un nombre permettant de quantifier leurs écarts conjoints par rapport à leurs espérances respectives. Elle s'utilise également pour deux séries de données numériques (écarts par rapport aux moyennes). La covariance de deux variables aléatoires indépendantes est nulle, bien que la réciproque ne soit pas toujours vraie [49].

$$cov(X, Y) = E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)] \quad (III.6)$$

4.3. Classification par réseau de neurone :

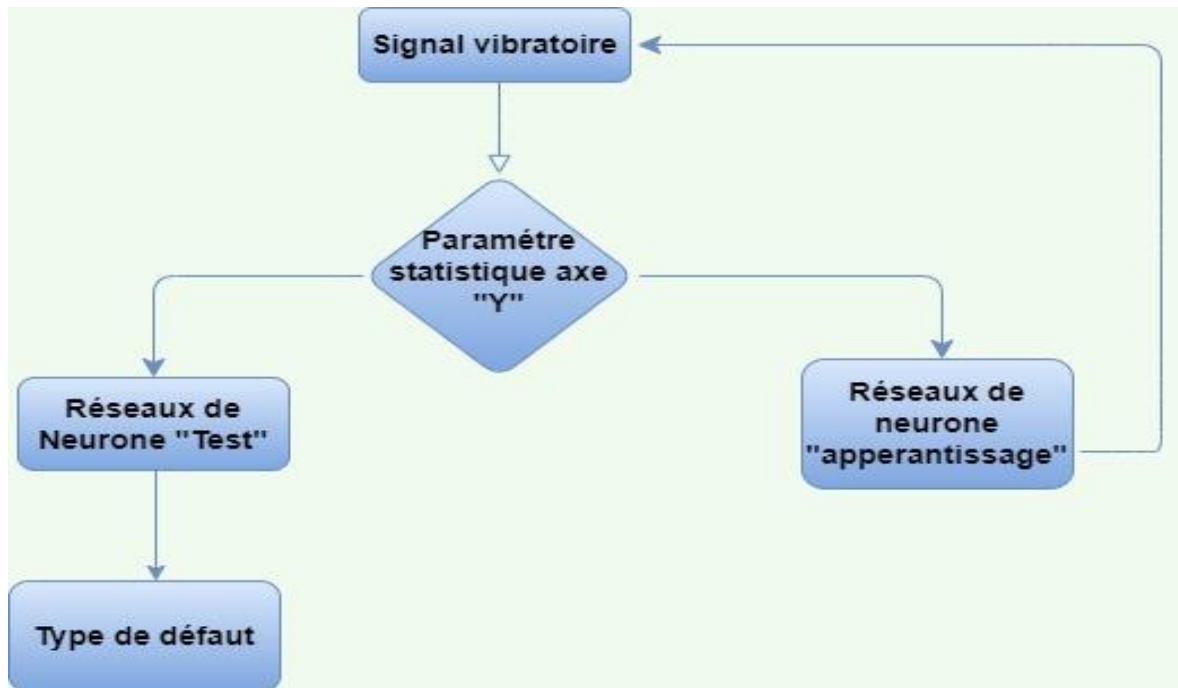


Figure III-20: Système de diagnostic

Cet organigramme représente le système de diagnostic des défauts des roulements.

Nous avons une base de données qui contient 250 signaux vibratoires à 3 axes (x.y.z)

Dans cette étude nous concentrerons sur l'axe Y.

Nous calculons les paramètres statistique sur l'axe Y.

Nous donnons ces paramètres statistiques comme une entrée pour le réseau de neurone pour faire la classification des défauts.

Nous avons donné 200 signaux pour l'apprentissage du réseau de neurone, et les 50 signaux reste pour le Test il donne des très bons résultats pour connaître l'état du roulement et le classe de défaut si trouvé.

Nous calculons la paramètre statistique **Kurtosis** pour caque signal comme le montre

la figure III-21

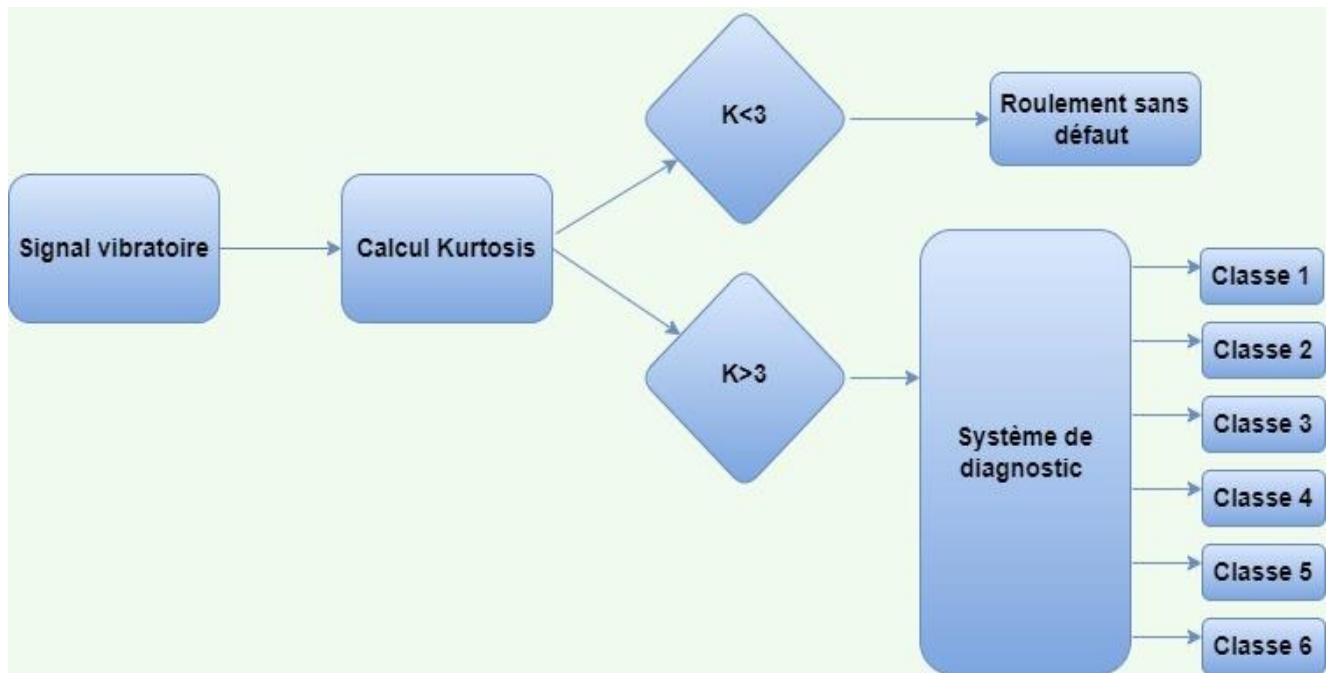


Figure III-21: Approche pour le diagnostic

Pour savoir si le roulement contient un défaut nous calculons le paramètre statistique ‘Kurtosis’

-Si $K < 3$ le roulement est sain « sans défaut »

- Si $K > 3$ le roulement contient un défaut, à partir de système de diagnostic représenté dans la figure III .20 connaitre la classe de défaut si trouvé.

4.4. Conception d’une interface graphique :

Les interfaces graphiques ou bien appelées GUI (Graphical User Interface) sous MATLAB, comme détaillé dans **la figure III.22**, permettent à l'utilisateur d'interagir avec un programme informatique, grâce à différents objets graphiques (boutons, menus, cases à cocher...). Ces objets sont généralement actionnés à l'aide de la souris ou du clavier.

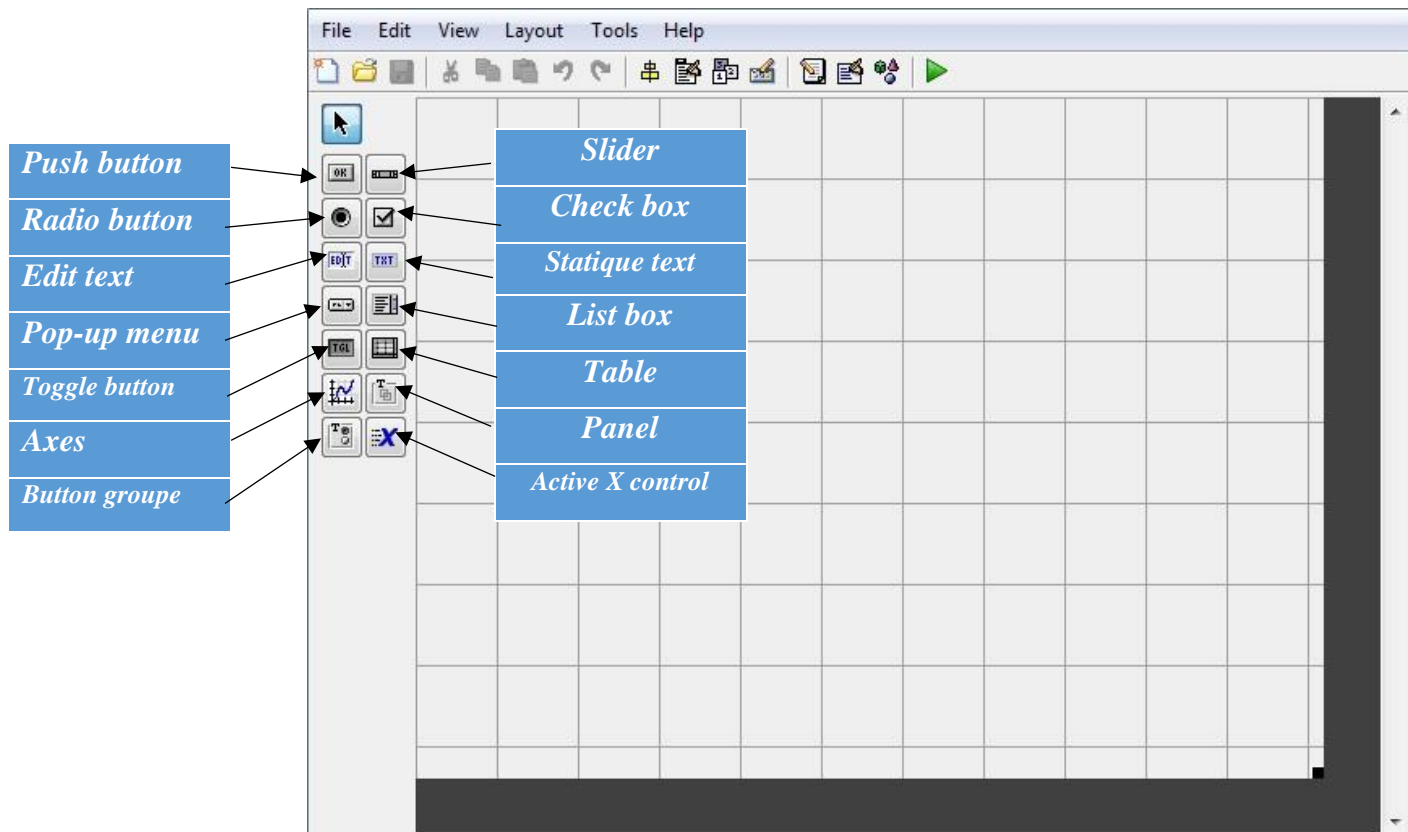


Figure III-22: interface GUI Matlab

Dans cette mémoire nous avons réalisé une interface graphique avec GUI Matlab pour diagnostiquer l'état du roulement à partir de base de données composée de 7 classes (Voir le tableau III.02). Les étapes du système de diagnostic sont rassemblées dans l'interface suivante :

- **Étape 01 : définir la base de données**

Dans cette étape l'exploitant va donner le chemin de la base de données et ce en utilisant le bouton 'LIEN'

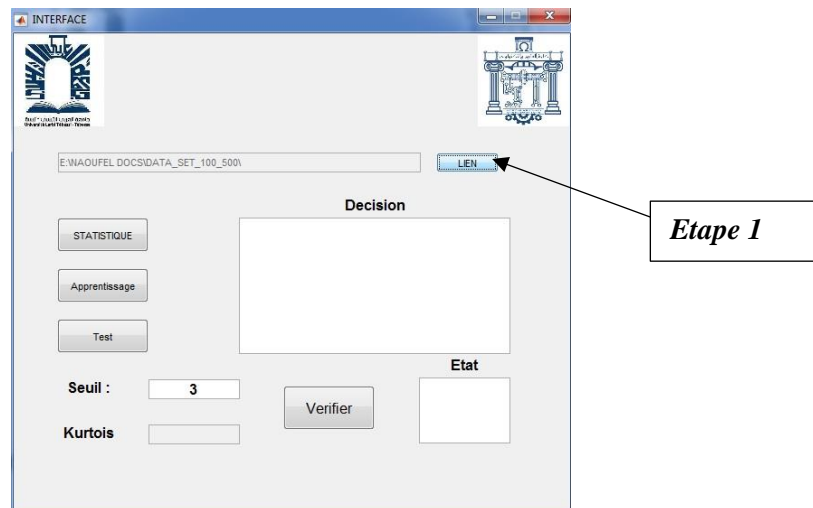


Figure III-23: Définition du base de donnée

- **Étape 02 : calcul les paramètres statistiques**

En appuyant sur le bouton ‘STATISTIQUE’ les paramètres statistiques seront calculés.

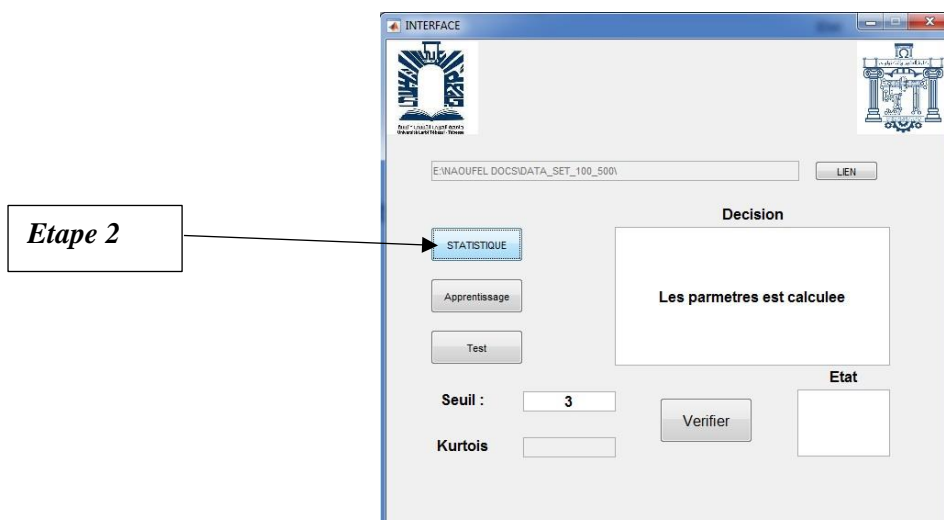


Figure III-24: Calcul les paramètres statistiques

- **Étape 03 : l'apprentissage du RN**

Faire l'apprentissage du RNA En appuyant sur le bouton ‘Apprentissage’.

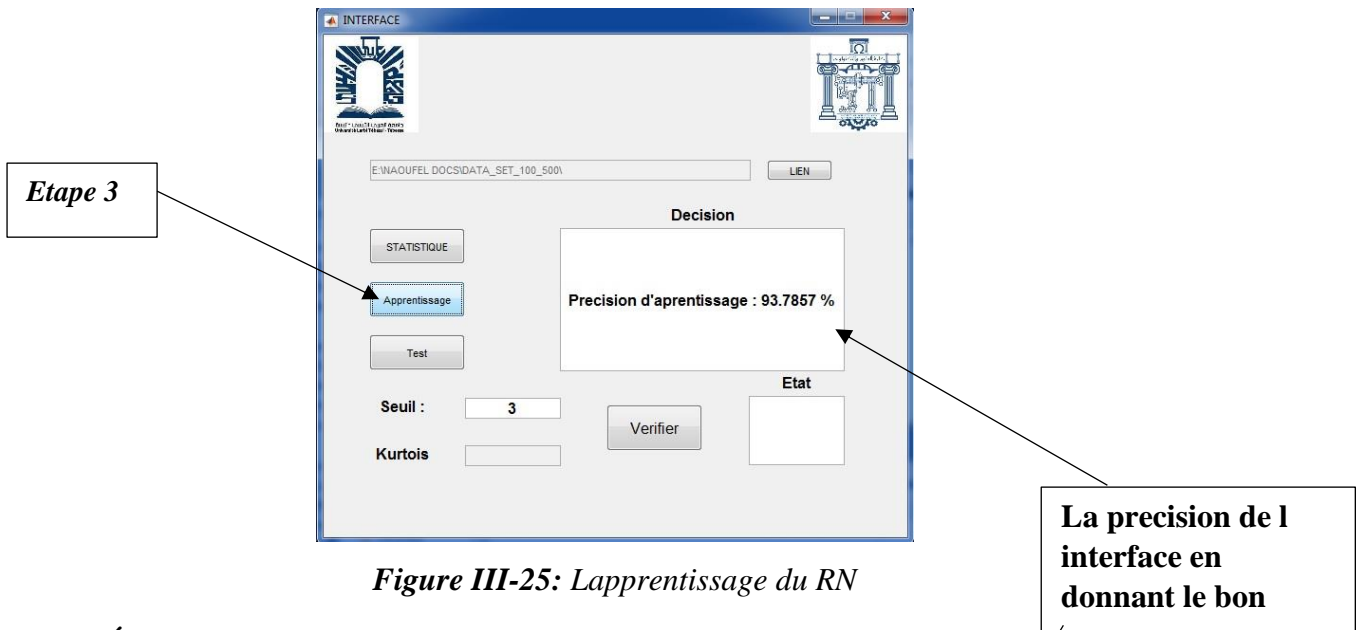


Figure III-25: L'apprentissage du RN

- **Étape 04 : test du RN**

Faire le test du RNA En appuyant sur le bouton 'Test'.

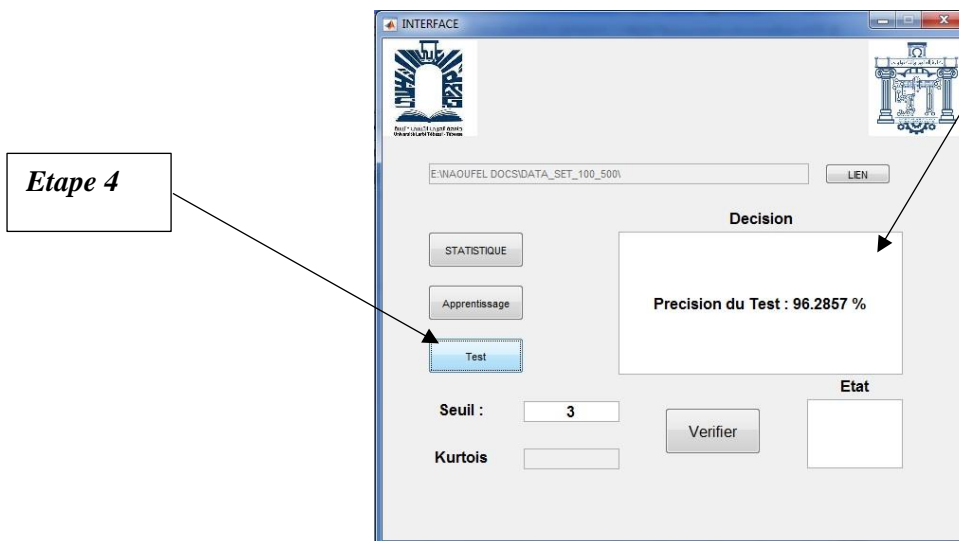


Figure III-26: Test du RN

Pour vérifier l'état d'un roulement en suit les étapes suivantes :

- **Étape 5.** Sélectionner le signal vibratoire, en utilisant le bouton "LIEN".
- **Étape 6.** En appuyant sur le bouton "Vérifier", le kurtosis sera calculé.
- ✓ Si le kurtosis est inférieur à 3, le bouton "Etat" sera vert et la phrase "Etat sain" sera affichée dans la fenêtre "Décision".
- ✓ Si le kurtosis est supérieur à 3, le bouton "Etat" sera rouge et le type de défaut sera affichée dans la fenêtre "Décision".

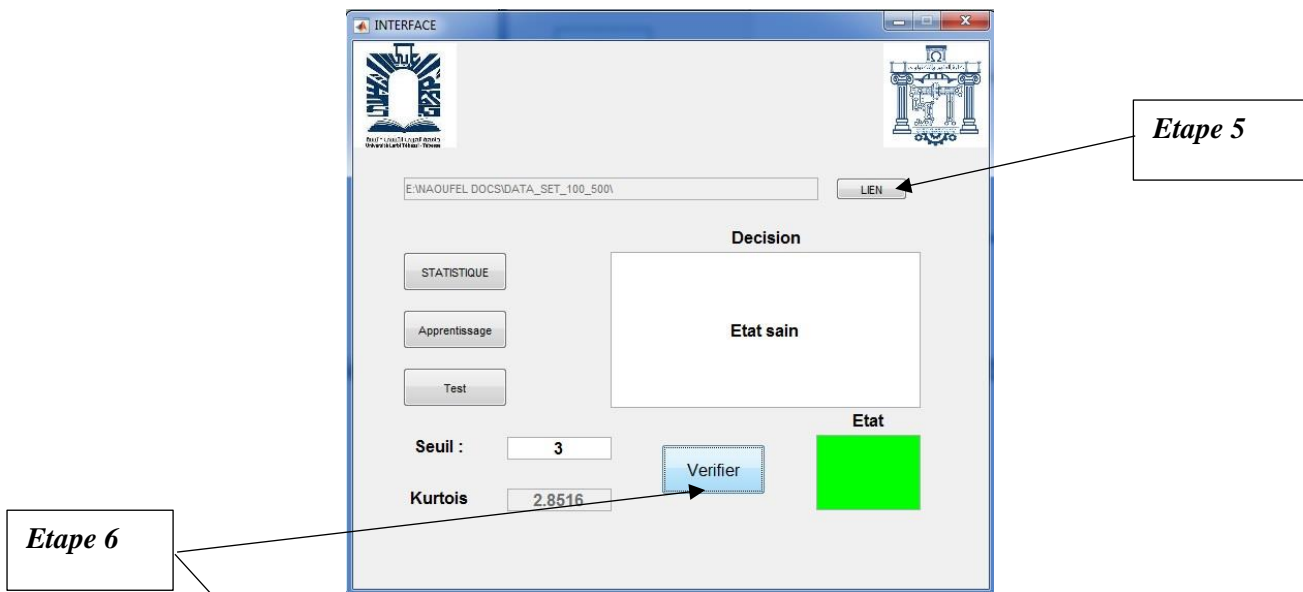


Figure III-27: La vérification de l'état sain

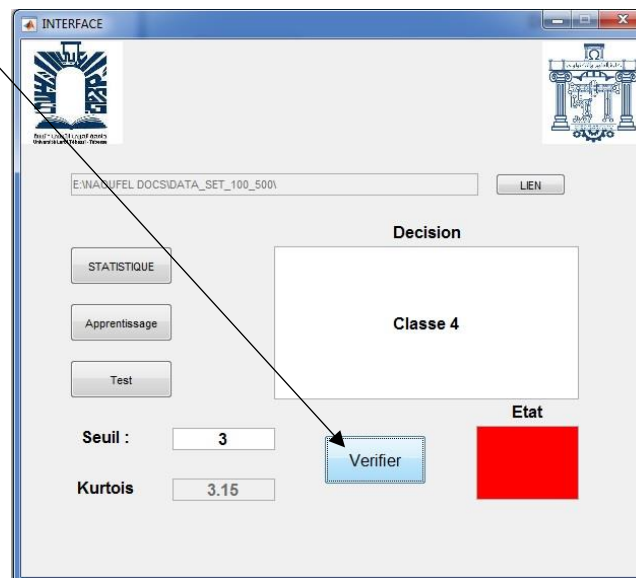


Figure III-28: Un défaut de 4^{ème} classe

5. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté les types de défauts dans les roulements en calculant les paramètres des signaux vibratoires et à l'aide du réseau de neurones nous avons pu détecter et identifier les défauts et leur class. La conception et le test du système de diagnostic a été simplifié par une l'interface graphique.

Le diagnostic à base de l'interface graphique proposée se compose des étapes suivantes :

- Définition de base de données.
- Calcul de paramètres statistiques.

- L'apprentissage par réseau de neurone.
- Test de RN.
- Détection de l'état du roulement.

CONCLUSION GENERALE

Les roulements sont considérés comme les éléments les plus sollicités des machines tournantes.

Dans ce travail nous nous sommes intéressés au diagnostic des défauts des roulements en utilisant une interface graphique qui permet de réaliser la détection en se basant sur le kurtosis et le diagnostic en s'appuyant sur un système expert basé sur les paramètres statistiques et réseaux de neurones.

Dans le premier chapitre, nous avons détaillé les types de maintenance et les méthodes de détection des défauts des machines tournantes comme l'analyse vibratoire, la mesure de température...etc. Nous nous sommes concentrés dans notre étude sur l'analyse vibratoire pour déterminer le défaut. Nous avons évoqué dans ce chapitre les types de défauts des machines tournantes (le balourd, les défauts d'engrenage et les défauts des roulements...etc.) ainsi que quelques notions de base en traitement de signal.

Dans le deuxième chapitre, nous avons présenté les réseaux de neurones, en spécifiant leurs définitions, les concepts de base de cette technique, l'apprentissage des réseaux de neurones, et ses différents domaines d'utilisation. Où nous nous appuyerons dans nos travaux plus tard sur le réseau de neurones pour déterminer le type de défaillance.

Dans le dernier chapitre, Nous avons discuté les roulements à billes comme un sujet d'étude. Ensuite, nous avons expliqué les types de défauts des roulements et leurs causes. Enfin, nous avons réalisé une interface graphique basée sur un réseau de neurones en utilisant le programme MATLAB comme méthode proposée pour le diagnostic des défauts.

L'approche proposée a été appliquée sur les données collectées à partir du banc d'essai installée au laboratoire « DIRG Lab. » dans le département de génie mécanique et aérospatial de l'université « Politecnico di Torino ».

Les résultats obtenus montrent la simplicité et l'efficacité de l'approche appliquée pour le diagnostic des défauts dans les roulements.

Références

- [1] M. Peltola, (19-aug-2002) “slip of ac induction motors and how to minimize it” *drives mag*, <http://www.drivesurvey.com>
- [2] Bonnett, A. H., & Yung, C. (2008). “Increased efficiency versus increased reliability”, *Industry Applications Magazine, IEEE, 14(1)*, 29-36.
- [3] Schoen, R. R., Habetler, T. G., Kamran, F., & Bartfield, R. G. (1995). “Motor bearing damage detection using stator current monitoring”, *Industry Applications, IEEE Transactions on, 31(6)*, 1274-1279
- [4] De Lorenzo, F., & Calabro, M. (2007). “Kurtosis: a statistical approach to identify defect in rolling bearings”. In *Proceedings of 2nd International Conference on Marine Research and Transportation, Naples* (pp. 17-24).
- [5] Gilles DUDRAGNE, Daniel GIRODIN, (1999) “application of a new model for calculating the fatigue life of rolling bearings”. *SNR-roulement*.
- [6] R. GOURIVEAU, K. MEDJAHHER, E. RAMASSO et N. ZERHOUNI, « PHM - Prognostics and health management - De la surveillance au pronostic de défaillances de systèmes complexes », Éditions Techniques de l'Ingénieur, mt9570 (16 pages). 2013.
- [7] X60-319/NF EN 13306 2010 AFNOR Terminologie de la maintenance
- [8] R. Keith Mobley,” AN INTRODUCTION TO PREDICTIVE MAINTENANCE”, Second Edition- ISBN: 978-0-7506-7531-4- A volume in Plant Engineering
- [9] Bensana, (2008) " Diagnostic des défaillances basé sur l'analyse vibratoire d'une turbine à vapeur", Thèse de Magister université de Annaba, Algérie.
- [10] Rahmoune. C, (2011) " Analyse et traitement du courant statorique pour la détection des défauts dans les systèmes électromécaniques", *Thèse de Magister université m'hamed bougara-boumerdes, Algerie.9*
- [11] Lyes KHELFI, Diagnostic des machines tournantes par les techniques de l'intelligence artificielle. Thèse de doctorat, Université Badj-Mokhtar de Annaba, 2014.
- [12] Abdallah KABOUCHE et Ali HADDOUCHE, Techniques de Maintenance Prédictive pour l'Amélioration de la disponibilité des Installations, Rapport de PFE de l'Université de Annaba, 2019
- [13] Lyons.M, S Adams, M. Woloshynowych, C. Vincent, (2004) "Human reliability analysis in healthcare: A review of techniques", *International Journal of Risk & Safety in Medicine*, Vol.16, pp. 223–237.
- [14] Moubray.J Reliability, (2000) " Centered Maintenance", *RCM, édition 2000*.
- [15] Chevalier R., (2001) « Etat de l'art de la surveillance et du diagnostic des machines tournantes à EDF », *RFM*.
- [16] Bolaers F., Dron J.P., Rasolofondraibe L. (2003) "Prédiction et suivi de l'évolution d'un écailage de fatigue de roulement par analyse vibratoire". *XVIème Congrès Français de mécanique, Nice, référence 649*.
- [17] Augeix D., (2001) "Analyse vibratoire des machines tournantes", *Techniques de l'ingénieur, BM5 -145*.
- [18] DSP-SigLab, (2001) “A-Programming Guide S2022D2, Spectral Dynamics Inc”, *User Guide S2022D1*.

- [19] Bruel et Kjaer, Schenck -vibrations, Equilibrage sur site, application à la maintenance conditionnelle- document technique -1999-
- [20] Serge Dos Santos (Année 2008-2009) « COURS DE TRAITEMENT DU SIGNAL » *École Nationale d'Ingénieurs du Val de Loire.*
- [21] CHAIB Rachid, (2004) "La maintenance industrielle" *Edition université Mentouri de Constantine.*
- [22] Héng. J. (2002) « Pratique de la maintenance préventive ».
- [23] Ghemari.Z. (2013) "Modélisation, simulation et analyse expérimentale du capteur de vibration (accéléromètre)", *Thèse de Doctorat, Université Badji Mokhtar, Annaba, Algérie.*
- [24] Landolsi. F. (2010) "Cours De Techniques De Surveillance .
- [25] Boulenger A., (2007) « Maintenance conditionnelle par analyse des vibrations », *Techniques de l'ingénieur, MT 9 285.*
- [26] Morel J, (2007) « surveillance vibratoire et maintenance prédictive », *Techniques de l'ingénieur R 6 100.*
- [27] Chevalier R., (2001) « Etat de l'art de la surveillance et du diagnostic des machines tournantes à EDF », *RFM.*
- [28] Morel J, (2007) « surveillance vibratoire et maintenance prédictive », *Techniques de l'ingénieur R 6 100.*
- [29] Nelias D, (1999) "Contribution à l'étude des roulements : modélisation globale des roulements et avaries superficielles dans le contact EHD pour des surfaces réelles ou indentées", *Habilitation à Diriger des Recherches INSA Lyon .*
- [30] Nélias. D, Dumont. M.L, Couhier. F, Dudragne. G, Flamand. L, (1998) "Experimental and Theoretical Investigation on Rolling Contact Fatigue of 52100 and M50 Steels under EHL or Micro-EHL Conditions", *ASME Journal of tribology*, (paper n°97- trib-7), Vol. 120, n°2, pp 184-190.
- [31] Tandon N, Choudury A., (1999) "A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings"; *International Journal of Tribology*, 32 pp 469-480.
- [32] Pachaud. C, (1997) "Crest factor and kurtosis contributions to identify defects inducing periodical impulsive forces", *Mechanical Systems and Signal Processing* 11(6), 903-916.
- [33] Boulenger A. & Pachaud C., (1998) "Diagnostic vibratoire en maintenance préventive", *Dunod.*
- [34] Dron J.P., (1995) "Elaboration et adaptation d, outils pour l, étude et le suivi de l, endommagement de composants mécaniques par analyse vibratoire", *Thèse de doctorat de l, Université de Reims.*
- [35] McFadden PD. & Smith JD. (3-10-1984) "Vibration monitoring of rolling element bearings by the high frequency resonance technique", *a review. Tribol Int* 17(1).
- [36] Darrel R. Harting, (1992) "Demodulated Resonance Analysis-A Powerful Incipient Failure Detection Technique", *ISA Transactions, Vol.17, N°1.*
- [37] B.Mimi et B. Elhafid, "Identification et contrôle de la machine a induction par les réseaux de neurones", *PFE. Université Mentori, 2000.*
- [38] M. Michel Weinfeld, " Les réseaux de neurones", *Technique d'ingénieur 1995.*
- [39] Davalo et P. Naïm, "Des réseaux de neurones", *Edition Eyrolle, 1989.*

-
- [40] E. Davalo et P. Naïm, "Des réseaux de neurones", 2eme édition, Edition Eyrolle 1990. Bibliographie 130
- [41] B.Yamina et Z. Fatiha, "La détection d'anomalie dans les machines synchrone par les réseaux de neurones". PFE, Université Mentori, 2000.
- [42] C. Touzet, "les réseaux de neurones artificiels", 1992.
- [43] B. Fouad et M .Ilyase, "diagnostic en temps réel des défaillances d'un ensemble Moteur asynchrone –convertisseur électrique par application des techniques d'intelligence artificielles (réseaux de neurones)". PFE. Université de M'sila, 2004.
- [44] G. Zwingelstein, "Diagnostic des défaillances, théorie et pratique pour les systèmes industriels", éd. Hermes, Paris 1995.
- [45] E. Davalo et P. Naïm, "Des réseaux de neurone", Edition Eyrolle 1993.
- [46] O. Bennia et L. Mohamadi, "Identification des systèmes non Linéaire par les réseaux de neurones". PFE, Université de M'sila.
- [47] A. Zergaoui, "Identification et contrôle d'une machine asynchrone par les réseaux de neurones". Thèse de magister, Université Mentori, 1997.
- [48] SKF North West Branch, "Bearing failures and their causes."
- [49] <https://www.vibrexon.com/>