

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE  
SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA BOUMERDES



Faculté de Technologie  
Département Génie Mécanique

## Mémoire de Master

En vue de l'obtention du diplôme de **MASTER** en :

**Filière : Electromécanique**  
**Spécialité : Electromécanique**

### THEME

**Estimation de la durée de vie restante du  
roulement en utilisant les outils de l'apprentissage  
automatique**

**Présenté par :**

DJEBBARI Saif Eddine

KHALOUI Redouane

**Encadré par :**

Dr. GOUGAM Fawzi

**Promotion 2021- 2022**

# Remercient

*En préambule à ce mémoire nous remerciant ALLAH qui nous  
aide et nous*

*donne la patience et le courage durant ces longues années  
d'études. Nous tenons  
aussi à remercier nos très chers parents qui se sont sacrifiés  
chaque jour pour nous  
afin de nous voir réussir dans notre vie.*

*Nous tenant à remercier sincèrement Monsieur, Fawzi  
GOUGAM, qui, en tant que Directeur de mémoire, qui ces  
toujours montrés à l'écoute et très disponible tout au long de la  
réalisation de ce mémoire, ainsi pour l'inspiration, l'aide et le  
temps qu'il a bien voulu nous consacrer.*

*Nous remercions tous ceux qui nous ont aidés de près et de loin,  
est sans qui ce mémoire n'aurait pas vu le jour*

*Ainsi nous remerciant tous nos amis et collègues pour leur  
encouragement.*

## **Dédicaces**

*Au Nom d'Allah, Le Tout Miséricordieux, Le Très  
Miséricordieux*

*A nos très chers parents*

*On vous dit merci et on vous souhaite bonheur, réussite  
et prospérité. Aucun langage ne saurait exprimer mon  
respect et ma considération pour votre soutien et  
encouragements...*

*A nos amis et famille et tout spécialement pour Pedro*

*Au département électrique du FCP MLE*

*Je vous dédie ce travail en reconnaissance de l'aide que  
vous nous avez offert quotidiennement et votre bonté  
exceptionnelle*

## **Résumé**

### **Titre : Estimation de la durée de vie restante des roulements à l'aide d'outils d'apprentissage automatique**

Dans le milieu industriel, les systèmes de production sont de plus en plus complexes et ne peuvent être exempts de perturbations et de défaillances, influant sur la qualité du produit, pouvant provoquer l'arrêt immédiat d'une machine et porter atteinte au bon fonctionnement d'un système de production entier. Le diagnostic de défauts de ces machines, s'appuie essentiellement sur la surveillance de symptômes liés à différentes conditions de dégradation. Ces symptômes peuvent être tirés et extraits de diverses sources d'information, parmi lesquelles, l'analyse vibratoire occupe une place prépondérante.

Dans ces travaux de thèse, diverses techniques, de traitement des signaux vibratoires, ont été explorés et expérimentés, sur des données issues de bancs d'essais.

Pour atteindre une exploitation optimale des sources d'information, plusieurs des techniques de l'intelligence artificielle ont été mises au service du diagnostic de défauts des machines tournantes, où plusieurs techniques de sélection et de transformation d'indicateurs ont été explorées lors de la construction des vecteurs d'entrée des classifieurs, et un algorithme efficace a été utilisé basé sur l'association d'une recherche ascendante et de techniques filtrantes. La combinaison des techniques de traitement des signaux et de l'intelligence artificielle a permis, en plus de fournir des outils de diagnostic efficaces, de quantifier la pertinence des sources d'information exploitées et proposées et de connaître la durée de vie d'un roulement symptomatique à une défaillance

**Mots-clés :** diagnostic, intelligence artificielle, vibration, traitement de signal, défaut de roulement, machines tournantes.

## **Abstract**

### **Title: Estimation of remaining bearing life using machine-learning tools**

In the industrial environment, production systems are increasingly complex and cannot be free of and cannot be free from disturbances and failures, affecting the quality of the product.

This can lead to the immediate shutdown of a machine and affect the proper functioning of an entire production system. The diagnosis of defects in these machines is essentially based on the monitoring of symptoms related to different degradation conditions. These symptoms

can be drawn and extracted from various sources of information, among which, the vibratory analysis occupies a dominating place.

In this this work, various techniques of processing vibration signals have been explored and experimented on data from test benches.

To achieve an optimal exploitation of the information sources, several techniques of artificial intelligence have been put at the service of fault diagnosis of rotating machines, where several techniques of selection and transformation of indicators have been explored during the construction of input vectors of the classifiers, and an efficient algorithm has been used based on the association of a bottom-up search and filtering techniques. The combination of signal processing techniques and artificial intelligence allowed, in addition to providing efficient diagnostic tools, to quantify the relevance of the exploited and proposed sources of information and to know the life span of a bearing symptomatic of a failure

**Keywords :** diagnosis, artificial intelligence, vibration, signal processing, bearing default, rotating machines.

## ملخص

العنوان: تقدير عمر التحمل المتبقي باستخدام أدوات التعلم الآلي

في البيئة الصناعية ، تزداد أنظمة الإنتاج تعقيداً ولا يمكن أن تكون خالية من الاضطرابات والفسل التي تؤثر على جودة المنتج ولا يمكن أن تكون خالية منها ،

يمكن أن يؤدي ذلك إلى الإغلاق الفوري للآلة والتأثير على الأداء السليم لنظام الإنتاج بأكمله. يعتمد تشخيص العيوب في هذه الأجهزة بشكل أساسي على مراقبة الأعراض المتعلقة بظروف التدهور المختلفة. يمكن استخلاص هذه الأعراض واستخلاصها من مصادر مختلفة للمعلومات ، من بينها التحليل الاهتزازي الذي يحتل مكانة مهيمنة

في هذا العمل ، تم استكشاف تقنيات مختلفة لمعالجة إشارات الاهتزاز وتجربتها على البيانات من مقاعد الاختبار

لتحقيق الاستغلال الأمثل لمصادر المعلومات ، تم وضع العديد من تقنيات الذكاء الاصطناعي في خدمة تشخيص أخطاء الآلات الدوارة ، حيث تم استكشاف العديد من تقنيات اختيار وتحويل المؤشرات أثناء إنشاء متجهات المدخلات للمصنفات ، سمح الجمع بين تقنيات ..وقد تم استخدام خوارزمية فعالة بناءً على اقتران تقنيات البحث والتصنيف من أسفل إلى أعلى معالجة الإشارات والذكاء الاصطناعي ، بالإضافة إلى توفير أدوات تشخيصية فعالة ، بتحديد مدى ملاءمة مصادر المعلومات المستغلة والمقترحة ومعرفة العمر الافتراضي لأعراض تحمل الفشل

الكلمات الرئيسية: التشخيص ، والذكاء الاصطناعي ، والاهتزاز ، ومعالجة الإشارات ، والتحمل الافتراضي ، والآلات الدوارة

# Tables des Matières

Introduction générale	1
I.1. Introduction	2
I.2. Machine tournante	3
I.2.1. Description	3
I.2.1.1. Un rotor	3
I.2.1.2. La structure	3
I.2.1.3. Les liaisons	3
I.2.2. Domaine d'utilisation	4
I.2.3. Classification des machines	4
I.2.3.1. Selon le type d'alimentation (ou de délivrance du courant)	4
I.2.3.2. Selon leur construction.	4
I.2.4. Défauts des machines électriques tournantes	5
I.2.4.1. Défauts statoriques	7
I.2.4.2. Défauts rotoriques	9
I.3. Les Defaults de roulement	16
I.3.1. Définition du roulement :	16
I.3.2. Les Différents types de roulements (les plus courants)	17
I.3.2.1. Les roulements à billes	17
I.3.2.2. Roulements à rouleaux	19
I.3.3. Durée de vie des roulements	22
I.3.4. Les Causes de dégradation des roulements	23
I.3.4.1. L'effet des contraintes mécaniques	25
I.3.4.2. Les défauts de montage	25
I.3.4.3. La souillure	26
I.3.4.4. La corrosion	26
I.3.4.5. Le passage du courant électrique	26
I.3.4.6. Le défaut de lubrification	27
I.3.4.7. La température de fonctionnement	27
I.3.5. Signatures vibratoires des principaux défauts des roulements	27
I.3.5.2. Défaut de type écaillage affectant la bague interne	29
I.3.5.3. Défaut de type écaillage sur un élément roulant :	29
I.3.4.4. Défauts de type déversement de bague	30
II.1. Introduction	32
II.2. Définition de maintenance	32
II.3. Les objectifs de la maintenance	32
I.4. Types de maintenances	33

II.4.1. Maintenance préventive	34
II.4.1.1. La maintenance préventive systématique	34
II.4.1.2. La maintenance préventive conditionnelle	35
II.4.1.3. Les opérations de maintenance préventive	35
II.4.2. Maintenance Corrective	36
II.5. La surveillance vibratoire appliquée sur les machines tournantes :	37
II.5.1. Capteurs et grandeurs mesurées	37
II.5.2. Type de détection	39
II.5.3. Analyse fréquentielle	40
II.5.4. Fixation de l'accéléromètre sur le palier	40
II.5. Les points de mesure	41
II.6. La maintenance prédictive	42
II.6.1. La maintenance prédictive	42
II.6.1.1. Les outils de maintenance prédictive :	43
II.7. Instruments d'imagerie	43
II.7.1. Détection de vibration	44
II.7.2. Analyse des ultrasons	44
III.1. Introduction	45
III.2. Historique	46
III.3. Définition de l'intelligence artificielle :	47
III.3.1. Système d'IA	48
III.3.2. Modèle d'IA, construction et interprétation de modèle	48
III.3.3. Transformation et sélection des caractéristiques d'analyse	49
III.3.4. Classification de données	49
III.4. L'apprentissage automatique	50
III.5. Types d'apprentissage	51
III.5.1. L'apprentissage supervisé	51
III.5.2. L'apprentissage non-supervisé	51
III.5.3. L'apprentissage partiellement supervisé (probabiliste ou non)	52
III.5.3.1. Apprentissage hors ligne	52
III.5.3.2. Apprentissage en ligne	52
III.5.4. L'apprentissage par renforcement	52
III.5.5. La fonction de prédiction	53
III.5.5. Sur apprentissage ( overfitting )	54
III.5.6. Sous apprentissage ( underfitting )	54
III.6. Traitement et extraction des caractéristiques dans le cadre de la maintenance prédictive des paliers à roulements	56
III.6.1. Source d'exploitation des données	56

III.6.2. Le domaine temporel	56
III.6.3. Domaine fréquentiel	57
III.6.4. Le cepstre	58
III.6.5. Ondelettes	58
III.6.6. Analyse d'enveloppe	59
III.6.7. Les indicateurs scalaires	59
III.6.8. Sélection des indicateurs scalaires sensibles au default de roulement	59
III.6.8.1. RMS	61
III.6.8.2. Facteur crête	61
III.6.8.3. Kurtosis	61
III.6.8.4. Calcul de la fréquence moyenne (Mean frequency)	62
III.6.8.5. Le minimum d'une fonction	62
III.6.8.6. Le maximum d'une fonction	62
III.6.8.7. Calcul de la fréquence médiane	62
III.6.8.8. Le coefficient d'asymétrie de Fisher (skewness)	64
III.6.8.9. Borne supérieure et borne inférieure(bounds)	64
III.6.8.10. Mode	65
III.6.8.11. Variance :	65
III.6.8.12. L'écart interquartile ( IQR)	65
III.6.8.13. Niveau racine de la somme des carrés (Root sum of squares level)	66
III.6.8.14. Valeur efficace d'un signal (peak to peak)	66
III.6.8.115. Rapport amplitude de pic/RMS (Peak-magnitude-to-RMS ratio)	67
III.7. Les Algorithmes de régression	67
III.7.1. Introduction à la régression	67
III.7.2. Algorithme de Levenberg-Marquardt	68
III.7.3. Régression linéaire bayésienne :	68
III.7.4. Algorithme de gradient conjugué mis à l'échelle (SCG)	69
III.8. L'erreur quadratique moyenne (MSE)	71
III.9. Conclusion	72
IV.1. Introduction	73
IV.2. Partie expérimentale	73
IV.2.1. Protocole d'acquisition des signaux	74
IV.2.2. Application des méthodes sur la base de données	75
IV.2.2.1. Sans traitement de signal	75
IV.2.2.2. Méthode avec décomposition robuste de la moyenne locale (RLMD)	101
IV.2.2.3. Méthode de HHT pour l'enveloppe	101
IV.2.3. Résultat	104

IV.2.3.1. Evaluation sans TS	104
IV.2.3.2. Evaluation avec RLMD :	106
IV.2.3.3. Evaluation avec filtrage ENVELOPPE	108
IV.2.4. La Comparaison	111
IV.3. Conclusion	114
Conclusion générale	115
Références	116

# Liste de figure

## Chapitre I

Figure (I. 1) Eléments générale des machines tourmentes.....	4
Figure (I. 2) : Dégradation du bien et durée de vie .....	5
Figure (I. 3) : Évolution du pourcentage des défauts par bonnet 2008 .....	7
Figure (I. 4) : Masse dans l'encoche .....	8
Figure (I. 5) : Court-circuit dans une phase .....	8
Figure (I. 6) : Défaut sur la bague extérieure .....	9
Figure (I. 7) : Défaut sur la cage .....	9
Figure (I. 8) : Défaut sur la bague intérieure.....	9
Figure (I. 9) : Types d'excentricité : (a) statique ; (b) dynamique ; (c) mixte .....	10
Figure (I. 10) : Défaut d'un rotor à cage d'écureuil : (a) rupture de barres ; (b) rupture .....	11
Figure (I. 11) : Défaut de Balourd.....	12
Figure (I. 12) : Engrenages à axes parallèles (A et B) à axe concourant (C).....	12
Figure (I. 13) : L'usure d'engrenage .....	13
Figure (I. 14) : Les piquûres d'engrenages.....	13
Figure (I. 15) : L'Écaillage d'engrenages .....	14
Figure (I. 16) : Fissuration ou cracks "Engrenages" Écaillage.....	14
Figure (I. 17) : Le grippage "Engrenage" .....	15
Figure I. 18 : Défauts désalignement .....	15
Figure (I. 19) : Détail d'un roulement .....	16
Figure I. 20 : Composition d'un roulement.....	16
Figure (I. 21) : Vue éclatée d'un roulement à billes.....	18
Figure I. 22 : Exemples de roulement à rouleaux cylindriques.....	20
Figure (I. 23) : Exemples de roulements à aiguilles.....	20
Figure (I. 24) : Roulement abîmé .....	22
Figure (I. 25) : Contraintes sur roulement.....	22
Figure I. 26 : Écaillage d'une bague intérieure suite à un montage incorrect.....	23
Figure (I. 27) : Bille après passage de courant électrique .....	23
Figure I. 28 : Répartition des contraintes au sein du roulement [3] [4] .....	25
Figure (I. 29) : Ecaillage des bagues (a) intérieure (b) extérieure [3].....	25
Figure (I. 30) : L'impact des arc Electric sur la surface des roulements .....	26

Figure (I. 31) : Ecaillage superficiel du roulement [6].....	27
Figure (I. 32) : Caractéristique géométrique d'un roulement. [4].....	28
Figure (I. 33) : Image vibratoire théorique d'un défaut de type écaillage sur bague extérieure. [4] .....	29
Figure (I. 34) : Image vibratoires théorique d'un défaut de type écaillage sur bague intérieure. [4] .....	29
Figure I. 35 : Image vibratoires théorique d'un défaut de type écaillage sur un élément roulant. [4] .....	30
Figure I. 36 : Défaut de déversement .....	30
Figure I. 37 : Image vibratoires théorique D'un défaut de type déversement de bague [4] .....	30

## Chapitre II

Figure (II. 1) : Types de maintenances et évènements associés [5] .....	33
Figure (II. 2) : Méthodes de maintenance et les évènements associés. ....	37
Figure (II. 3) : Schéma de principe d'un capteur de vibration .....	39
Figure (II. 4) : Exemple des points de fixations dans un système électromécanique .....	40
Figure II. 5 : Différents points de mesure des vibrations d'une MAS .....	41

## Chapitre III

Figure (III. 1) : L'intelligence artificielle et ces domaines d'application.....	47
Figure (III. 2) : Taxonomie des modèles d'apprentissage automatique .....	50
Figure (III. 3) « a » : l'apprentissage par cœur (overfitting).....	54
Figure (III. 4) « b » : sur apprentissage (underfitting) .....	55
Figure (III. 5) : compromis entre « a et b » (bon model) .....	55
Figure (III. 6) : meilleur modèle.....	56
Figure (III. 7) : Spectre temporel .....	57
Figure (III. 8) : Spectre fréquentiel .....	57
Figure (III. 9) : FFT de l'enveloppe du signal temporel (avec filtre + hanning) .....	59
Figure (III. 10) : Signaux simulants : (a) somme de trois sinusoïdes, (b) Bruit blanc gaussien, (c) somme des signaux a et b, (d) Impacts a 100 Hz.....	60
Figure (III. 11) : Valeurs des indicateurs scalaires des quatre signaux .....	61
Figure (III. 12) : La racine carrée de la variance.....	63
Figure (III. 13) : Représentation graphique de la MEDIAN .....	66

## Chapitre IV

Figure (IV. 1) : Banc d'essai de l'expérience .....	74
Figure (IV. 2) : Signal vibratoire de brut de 50 jours .....	74
Figure (IV. 3) : Approche utilisée .....	75
Figure (IV. 4) : Méthode d'évaluation d'un signal sans filtrage .....	75
Figure (IV. 5) : Résultat des calculs des indicateurs Rms Mean Max Min.....	76
Figure (IV. 6) : Résultat des calculs des indicateurs Var Iqr Kur Meanfrek.....	74
Figure (IV. 7) : Résultat des calculs des indicateurs Medfreq P2P P2R Rssq .....	75
Figure (IV. 8) : Résultat des calculs des indicateurs Sk.....	75
Figure (IV. 9) : Méthode d'évaluation avec filtrage RLMD .....	101
Figure (IV. 10) : Méthode d'évaluation avec filtrage enveloppe.....	102
Figure (IV. 11) : Résultat des calculs des indicateurs Rms env Max env Sk env Std env.....	102
Figure (IV. 12) : Résultat des calculs des indicateurs Var env Kur env P2P env P2R env ...	103
Figure (IV. 13) : résultats des calculs des indicateurs Rssq env .....	103

# Liste de Tableaux

## **Chapitre I**

Tableau (I. 1) : Classification des défauts de machine électrique selon leurs origines (interne)	6
Tableau (I. 2) : Classification des défauts de machine électrique selon leurs origines (externe) .....	6
Tableau (I. 3) : Tableaux récapitulatif des types de roulement usuels .....	21
Tableau (I. 4) : Reconnaissance des principales anomalies. [5].....	31

## **Chapitre IV**

Tableau (IV. 1) : Résultat des évaluations de la matrice des indicateur sans filtrage sous algorithme levenberg-marquardt .....	104
Tableau (IV. 2) : Résultat des évaluations de la matrice des indicateurs sans filtrage sous algorithme Bayesian Regularization .....	105
Tableau (IV. 3) : résultat des évaluations de la matrice des indicateurs sans filtrage sous algorithme Scaled Conjugate Gradient .....	105
Tableau IV. 4 : Résultat des évaluations de la matrice RLMD de l'algorithme levenberg- marquardt .....	106
Tableau (IV. 5) : Résultat des évaluations de la matrice RLMD de l'algorithme Bayesian Régularisation.....	107
Tableau (IV. 6) : résultat des évaluations des matrice RLMD de l'algorithme Scald Conjugate Gradient.....	107
Tableau (IV. 7) : résultat des évaluations de la matrice enveloppe de l'algorithme levenberg- marquardt .....	108
Tableau (IV. 8) : Résultat des évaluations de la matrice enveloppe de l'algorithme Bayesian Regularization .....	109

**INTRODUCTION  
GENERALE**

### Introduction générale

La maintenance des machines tournantes est un sujet qui a reçu un grand intérêt ces dernières années. Initialement, elle était destinée à surveiller les installations et le fonctionnement afin d'éviter des dégradations et des catastrophes économiques et humaines causées par des défauts inattendus. Et aussi à la réparation, l'intervention rapide et minimiser le temps d'arrêt. Pour éviter des arrêts de production, il faut surveiller en permanence ces équipements et "traquer" tous les signes précurseurs de défauts avant qu'il ne soit trop tard. Pour cela, il existe une grande variété de techniques d'analyse

Les méthodes de la surveillance ont toujours des procédés de diagnostic, utilisés pour la détection des différents défauts statorique et rotorique La surveillance des machines électriques tournantes est aujourd'hui un point essentiel de la fiabilité et de la sûreté de fonctionnement des systèmes électriques.

Les aspects diagnostic et détection de défaut des organes de conversion électromécanique en font partie intégrante et requièrent la mise au point de techniques de mesure, d'acquisition, d'analyse et d'aide à la décision. Le succès de ces techniques passe nécessairement par une bonne connaissance de la machine ainsi que de son comportement en présence d'un défaut interne.

Dans ce contexte, le mémoire comporte quatre chapitres structurés comme suit :

- Le premier chapitre est consacré à l'étude des défauts des machines électriques tournantes et des roulements équipés.
- Le deuxième chapitre présente les différents types de maintenance et les techniques de maintenance et les différentes techniques de diagnostic et de surveillances vibratoires.
- Le troisième chapitre est une description de l'intelligence artificielle et des méthodes de l'utilisation de ce dernier ainsi que le traitement et extraction des caractéristiques dans le cadre de la maintenance prédictive des paliers à roulements.
- Le quatrième chapitre est la partie spéciale de notre mémoire où on va donner le résultat de cette étude et les différentes méthodes utiliser pour avoir une.

A la fin de ce mémoire une conclusion qui montera tous les résultats obtenus avec des recommandations.

# Chapitre I

## Les défauts des machines tournantes

## I.1. Introduction

Les machines tournantes jouent un rôle souvent stratégique dans un procédé de fabrication, Toutefois, ces machines peuvent être affectées par des défauts potentiels qui se répercutent sur la production, la qualité du service et la rentabilité des installations. Par conséquent, il est très intéressant de développer des systèmes de diagnostic pour détecter de manière anticipée les défauts pouvant surgir dans ces machines.

Le diagnostic est basé sur la caractérisation des conditions des systèmes mécaniques et permet la détection précoce d'un tel défaut possible. L'évaluation du type et de la position du défaut conduit à la réduction du temps d'arrêt. En conséquence, une approche de diagnostic consiste à réduire le temps et le coût nécessaire pour la réparation. Ces considérations ont encouragé l'investissement des ressources dans le champ de diagnostic.

Le traitement des données est une approche largement utilisée qui permet la caractérisation directe de l'état du système. Plusieurs techniques avancées de traitement de signal ont été proposées dans les dernières décennies. Chaque technique est basée sur un aspect théorique

différent et les résultats obtenus sont généralement différents. Certaines techniques peuvent être plus convenables que d'autres pour un système spécifique ou un composant, et dépendent aussi des conditions de l'environnement. Donc il est très important de choisir convenablement une technique efficace pour le cas et les conditions de travail.

Ce chapitre donne une explication générale sur les principaux défauts des machines tournantes et les différents types des techniques d'analyse.

## I.2. Machine tournante

### I.2.1. Description

Les machines tournantes sont des systèmes (figure I.1) dans lesquels on peut se distinguer :

- Un rotor.
- Une structure.
- Des liaisons.

#### I.2.1.1. Un rotor

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

#### I.2.1.2. La structure

La structure non rotative comprend les éléments essentiels suivants :

- Les coussinets de faibles dimensions au droit des tourillons du rotor. Des bagues peuvent être substituées aux coussinets : roulements.
- Les paliers qui relient les coussinets (bague) au stator.
- Le stator ou enveloppe de la machine ; il contient des éléments essentiels : circuit magnétique dans les machines électriques, ailette pour les turbomachines...etc.
- Le massif des systèmes embraqués peut prendre des formes beaucoup plus variées que celles des systèmes terrestres dont les massifs sont liés aux radies. Une interface adapte le stator au massif. Cette adaptation exige de résoudre un problème qui relève de la suspension des machines dont peut dépendre la tranquillité vibratoire, spécialement celle de l'enveniment.
- Le radier est un élément spécifique aux systèmes terrestres. Il assure la liaison entre le massif et sols et a pour mission de diminuer les pressions exercées au sol dans des limites acceptables. C'est par lui que les séismes perturbent les machines tournantes, il peut être responsable de certains déalignements entre les paliers.

#### I.2.1.3. Les liaisons

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

Les liaisons sont classées dans trois ensembles :

- Les liaisons à fluides ;
- Les liaisons à roulements ;

- Les liaisons magnétiques.

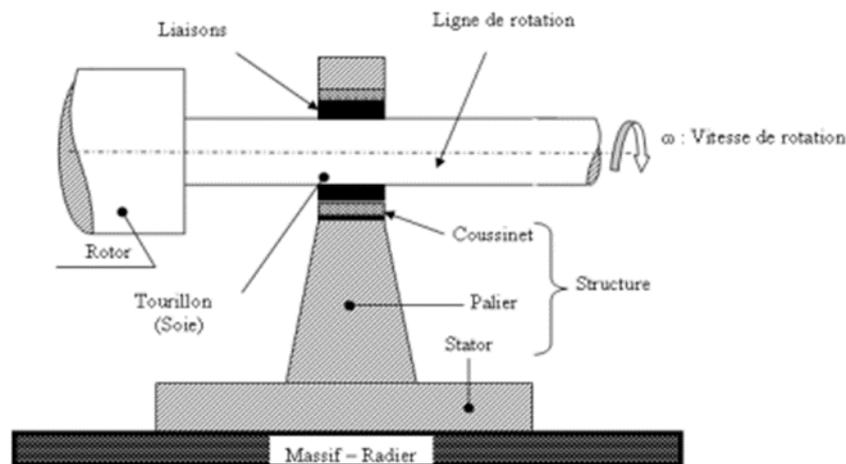


Figure (I. 1) Eléments générale des machines tournantes

### I.2.2. Domaine d'utilisation

- Production d'énergie (générateur).
- Production d'énergie alternateur.
- Grand standard industrielle.
- Entraînement divers.
- Alternateur en site isolé (éolienne, microcentrale hydraulique).
- Transformation de l'énergie électrique en énergie mécanique.

### I.2.3. Classification des machines

La classification des machines peut se faire de plusieurs manières :

#### I.2.3.1. Selon le type d'alimentation (ou de délivrance du courant)

- Machines à Courant Continu.
- Machines à courant continu soit série, parallèle ou compound.
- Machines à courant alternatif.
- Machines synchrones.
- Machines asynchrones.

#### I.2.3.2. Selon leur construction.

- Machines asynchrones.

- Machines sans collecteur.
- Machine synchrone à aimants permanents.
- Machines avec collecteur.
- Machines à courant continu.
- Machines synchrones.

De plus, les machines multi phases (dont le nombre de phases est supérieurs à trois) sont apparues dans les années 1920 pour la segmentation de puissances des alternateurs, dont les caractéristiques sont présentées ci-dessous. [1]

### I.2.4. Défauts des machines électriques tournantes

Dans ce paragraphe nous avons présentés les différents défauts des machines électriques, leurs origines et leurs classifications. Une défaillance de machine électrique représente tout incident donnant lieu à un comportement anormal de la machine et qui peut à court ou à long terme provoquer son endommagement. Les raisons de défaillance des machines électriques tournantes sont dus à sa conception la tolérance de fabrication, l'assemblage, l'installation, l'environnement de travail, nature de la charge et le calendrier de maintenance.

Les défauts peuvent être classés selon leurs origines en deux catégories : interne et externe.

Les défauts internes sont provoqués par les constituants de la machine (bobinages du stator et du rotor, circuits magnétiques, cage rotorique, entrefer mécanique, etc.). Les défauts externes sont causés par le type d'alimentation, la charge mécanique ainsi que par l'environnement d'utilisation de la machine. [2]

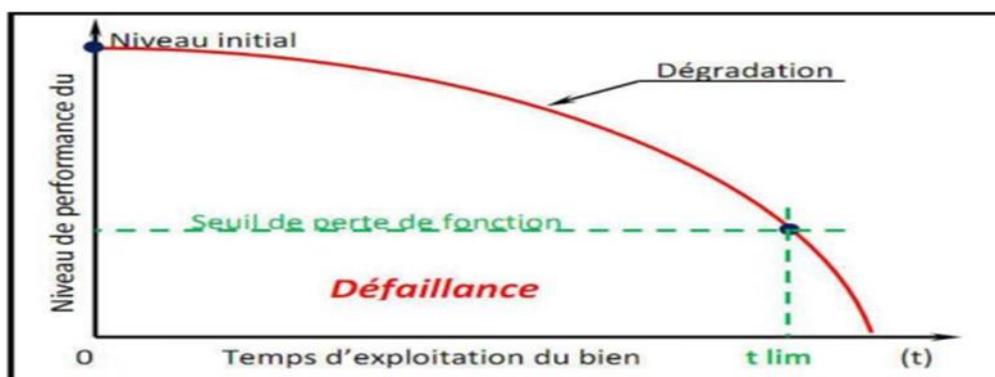


Figure (I. 2) : Dégradation du bien et durée de vie

## Chapitre I : Les défauts de machines tournantes

---

Une classification des défauts qui existent dans les machines électriques selon leurs origines est présentée dans les Tableaux .1et2. [3]

*Tableau (I. 1) : Classification des défauts de machine électrique selon leurs origines (interne)*

Défaillances des machines électriques	Interne	Mécanique	Contact entre le stator et rotor
			Défaut de roulements
			Excentricité
			Mouvement des enroulements et des tôles
		Électrique	Défaillance au niveau de l'isolation
			Rupture de barre
			Défaillance au niveau du circuit magnétique

*Tableau (I. 2) : Classification des défauts de machine électrique selon leurs origines (externe)*

Défaillances des machines électriques	Externe	Mécanique	Charge oscillante
			Surcharge de la machine
			Défaut de montage
		Environnementale	Humidité
			Température
			Propreté
		Électrique	Fluctuation de la tension
			Sources de tensions déséquilibrées
			Réseau bruité

Statistiquement, les études récentes faites par Bonnet sur les machines de grande puissance, exploitées dans l'industrie pétrochimique, montre que 69 % des pannes se situent sur les roulements, 21% au stator, 7% au rotor et 3% dans les autres régions de la machine (voir figure 3) [4].

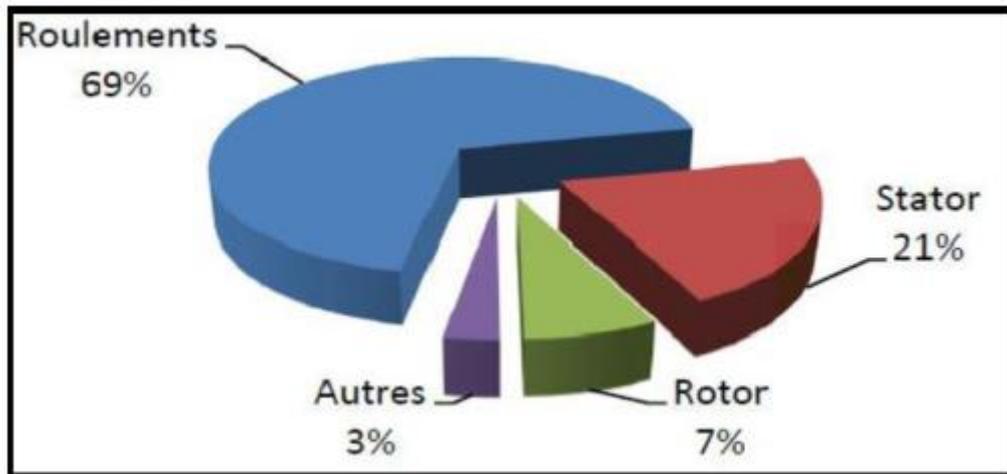


Figure (I. 3) : Évolution du pourcentage des défauts par bonnet 2008

### I.2.4.1. Défauts statoriques

La majeure partie de défauts statorique est attribuée à la dégradation d'isolants qui se manifestent sous la forme d'un court-circuit entre spires, d'un court-circuit entre deux phases ou d'un court-circuit entre une phase et la carcasse.

#### I.2.4.1.1. Le court-circuit entre spires :

De la même phase est un défaut fréquent qui peut apparaître soit au niveau des têtes de bobines soit dans les encoches, ce qui entraîne une diminution du nombre de spires effectives de l'enroulement. D'autre part, il entraîne aussi une augmentation des courants statoriques dans la phase affectée, une légère variation de l'amplitude sur les autres phases et dans le cas des machines asynchrones, il amplifie les courants dans le circuit rotorique. La contrainte thermique amenée par le courant de court-circuit risque d'entraîner la propagation du défaut à d'autres spires, ce qui peut conduire du déclenchement des protections électriques dans l'alimentation.

#### I.2.4.1.2. Un court-circuit entre phases

Peut arriver en tout point du bobinage, mais les plus fréquents apparaissent dans les têtes de bobines, puisque c'est dans celles-ci que les conducteurs de phases différentes se côtoient. L'influence de ce type de défaut sur le fonctionnement de la machine dépend de la localisation

du défaut (de la partie affectée). Si le court-circuit est proche de l'alimentation entre phases, il induit des courants très élevés qui conduisent à la fusion des conducteurs d'alimentation ce qui provoque un arrêt net de la machine. Si le court-circuit est proche du neutre entre deux phases, il engendre un déséquilibre des courants de phases avec un risque moindre de fusion des conducteurs.

L'apparition de ce type de défaut dans le cas des machines asynchrones, provoque une augmentation des courants dans les barres ainsi que dans les anneaux du rotor à cage [5].



*Figure (I. 4) : Masse dans l'encoche*



*Figure (I. 5) : Court-circuit dans une phase*

### I.2.4.1.3. Causes des défauts du stator

L'enroulement statorique d'une machine électrique est soumis à des efforts induits par une variété de facteurs, parmi les plus importants, une surcharge thermique, les vibrations mécaniques, les pics de tension provoqués par le réglage de fréquence, etc. les causes les plus fréquentes des défauts d'enroulement statorique sont :

- Échauffement excessif du noyau et des enroulements du stator.
- Fissures dans la tôle, de fixation, et des jonctions.
- Mauvaise connections des têtes des enroulements.
- Contamination provoquée par le pétrole, l'humidité, et la saleté.
- Court-circuit.
- Surcharge à la mise sous tension.
- Décharges électriques.
- Fuites dans les systèmes de refroidissement. [6]

### I.2.4.2. Défauts rotoriques

Les défauts du rotor peuvent être considérés comme plus complexes et plus variés que les défauts du stator.

Les défauts rotoriques les plus rencontrés dans une machine peuvent être classés comme suit :

#### I.2.4.2.1. Défauts de roulements

La majorité des défauts dans les machines électriques concernent les défauts de roulements qui ont de nombreuses causes telles que l'écaillage de fatigue, la contamination du lubrifiant, une charge excessive ou des causes électriques comme la circulation de courants de fuite induits par les onduleurs.

Les défauts de roulements entraînent de manière générale plusieurs effets mécaniques dans les machines tels qu'une augmentation du niveau sonore et l'apparition de vibrations par les déplacements du rotor autour de l'axe longitudinal de la machine. Ce type de défaut induit également des variations (oscillations) dans le couple de charge de la machine asynchrone. Le point ultime de roulements défectueux est le blocage du rotor.[3]



*Figure (I. 6) : Défaut sur la bague extérieure*



*Figure (I. 7) : Défaut sur la cage*



*Figure (I. 8) : Défaut sur la bague intérieure*

### I.2.4.2.2. Excentricité

Les conséquences des défauts mécaniques se manifestent généralement au niveau de l'entrefer par des défauts d'excentricité. L'excentricité d'une machine électrique est un phénomène qui évolue dans le temps et qui existe de sa fabrication. Celle-ci passe en effet par différentes étapes d'usinage et de montage qui induisent un décentrement du rotor par rapport au stator. Lors du fonctionnement de la machine, deux causes principales aggraveront l'excentricité. La première est inhérente à la chaîne cinématique dans laquelle la machine intervient et qui peut imposer une force radiale sur l'arbre de cette machine, qui va engendrer une usure des roulements et une amplification du décentrement. Le deuxième phénomène risquant d'aggraver l'excentricité est quant à lui inhérent au fonctionnement de la machine, en effet le décentrement génère un déséquilibre dans la distribution des efforts radiaux entre le stator et le rotor. L'effort radial est maximal à l'endroit où se situe l'épaisseur minimale de l'entrefer et va tendre à diminuer encore plus la valeur de l'entrefer minimum et augmenter par conséquent encore plus le déséquilibre des efforts radiaux. Le point ultime de l'excentricité est le frottement du stator sur le rotor, qui est synonyme de destruction rapide de la machine, trois catégories d'excentricité sont généralement distinguées :

- L'excentricité statique (figure I.9-(a)) – généralement due à un désalignement de l'axe de rotation du rotor par rapport à l'axe du stator. La cause principale c'est un défaut de centrage des flasques.
- L'excentricité dynamique (figure I.9-(b)) – correspond, elle à un centre de rotation du rotor différent du centre géométrique du stator, mais, de plus, le centre du rotor tourne autour du centre géométrique de ce stator. Ce type d'excentricité est causé par une déformation du cylindre rotorique, une déformation du cylindre statorique ou la détérioration des roulements à billes.
- L'excentricité mixte (figure I.9(c)) – la somme des deux cas présentés ci-avant. [3]

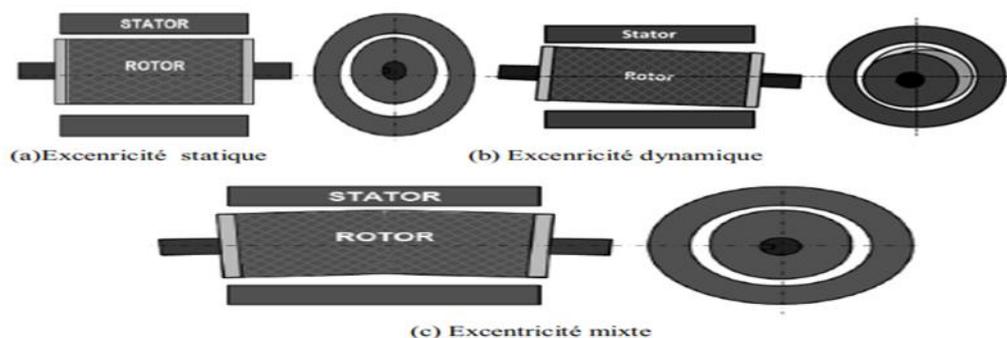
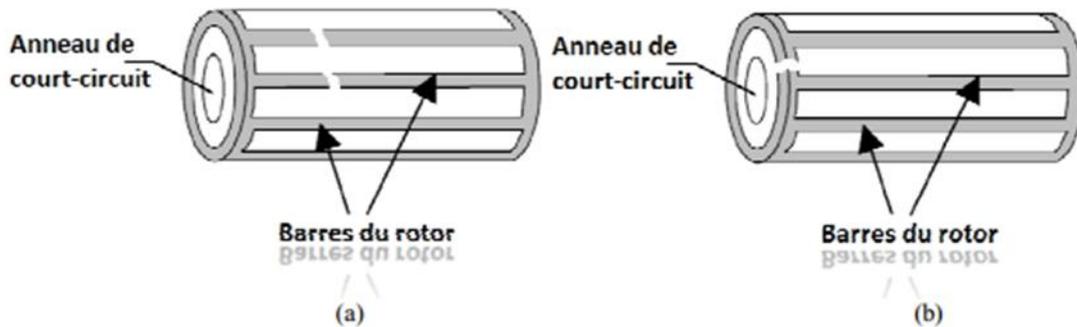


Figure (I. 9) : Types d'excentricité : (a) statique ; (b) dynamique ; (c) mixte

### I.2.4.2.3. Défauts de rupture de barres et d'anneau de court-circuit

Les mêmes défauts qu'au stator peuvent se retrouver dans un rotor bobiné. Pour une machine asynchrone avec un rotor à cage d'écureuil, les défauts se résument à la rupture de barres ou à la rupture d'anneaux de court-circuit (figure I.10).



*Figure (I. 10) : Défaut d'un rotor à cage d'écureuil : (a) rupture de barres ; (b) rupture*

Les ruptures de barres ou de portions d'anneau peuvent être dues, par exemple, à une surcharge mécanique (démarrages fréquents, etc.), à un échauffement local excessif ou encore à un défaut de fabrication (bulles d'air ou mauvaises soudures). Cela fait apparaître des oscillations sur les courants et le couple électromagnétique d'autant plus apparentes que l'inertie est très grande (vitesse constante). Si l'inertie de l'entraînement est plus faible, des oscillations apparaissent sur la vitesse mécanique et sur l'amplitude des courants statorique.

La cassure de portion d'anneau est un défaut qui apparaît aussi fréquemment que la cassure de barres dans une machine asynchrone à cage. Ces cassures sont dues soit à des bulles de coulées ou aux dilatations différentielles entre les barres et les anneaux, d'autant que les portions d'anneaux de court-circuit véhiculent des courants plus importants que ceux des barres rotoriques. Il convient de mentionner, qu'un mauvais dimensionnement des anneaux, conduit à une détérioration des conditions de fonctionnement ou une surcharge de couple et, donc, à des courants pouvant entraîner leur cassure.

L'apparition d'un défaut de rupture de barres n'induit pas à un arrêt de la machine, du fait que le courant qui traversait la barre cassée se répartit sur les barres adjacentes. Ces barres sont alors surchargées, et les contraintes thermiques et électromécaniques engendrées peuvent conduire à leur rupture, et ainsi de suite jusqu'à la rupture d'un nombre suffisamment important de barres pour provoquer l'arrêt de la machine.

Devant la multitude des défauts envisageables et les conséquences de leurs apparitions, les techniques de surveillance se sont rapidement imposées auprès des utilisateurs des machines électriques. Elles commencent également à intéresser les concepteurs. [3].

### I.2.4.2.4. Défaut de Balourd

Le balourd est un défaut qui se rencontre en présence du déséquilibre de l'arbre d'une machine tournante.

Ce phénomène se produit à la vitesse de rotation et est la conséquence d'une mauvaise répartition spatiale des masses dans la structure, entraînant un déplacement du point de gravité en dehors de l'axe géométrique du rotor de la machine tournante.

La force engendrée par le balourd est fonction de la masse, et du rayon du cercle sur lequel le rotor tourne est proportionnelle au carré de la vitesse de rotation. [5]

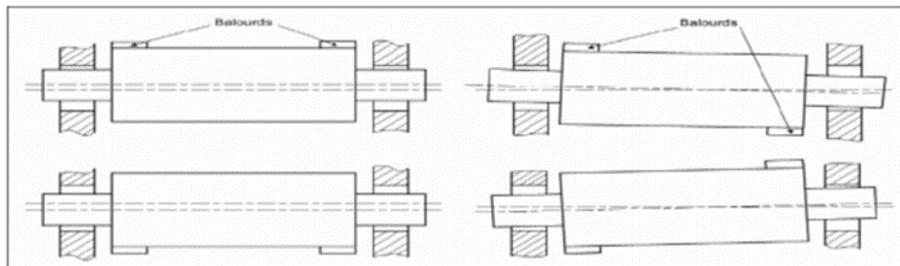


Figure (I. 11) : Défaut de Balourd

### I.2.4.2.5. Défauts d'engrenage

L'engrenage est l'un des mécanismes élémentaires le plus utilisé pour transmettre un mouvement, il permet de transférer la vitesse de rotation d'un organe moteur à un autre organe récepteur. Il est constitué de deux roues dentées mobiles autour d'axes de rotation, et dont l'une entraîne l'autre par l'action de dents successivement en contact. Ces défauts sont liés aux dégradations de la denture (denture cassée ou abimée, usure uniforme ou non, pitting localisé ou réparti, mauvais centrage). On peut observer aussi du fretting (corrosion, frottement) qui se traduit par un enlèvement de métal lorsque l'engrenage est mal lubrifié et que les efforts sont importants [7]

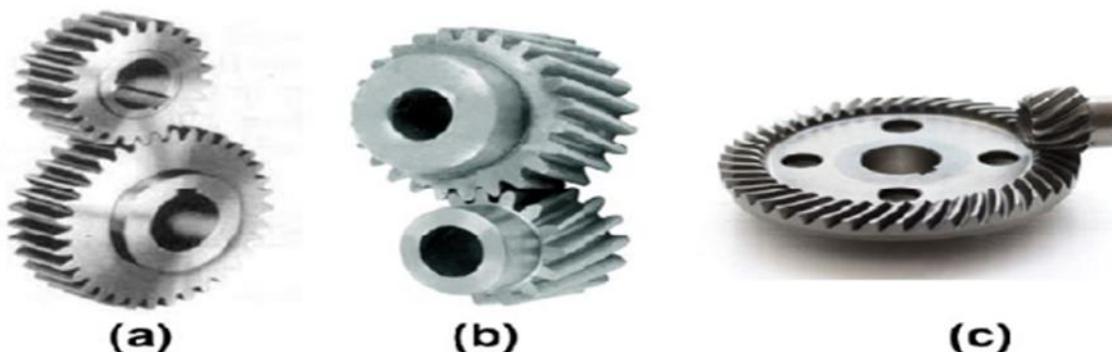


Figure (I. 12) : Engrenages à axes parallèles (A et B) à axe concourant (C)

### I.2.4.2.5.1. L'usure

L'usure est un phénomène local caractérisé par un enlèvement de matière dû au glissement de deux surfaces l'une contre l'autre. Le développement de l'usure est lié à la charge et à la vitesse de glissement en chaque point des surfaces de contact, ainsi qu'à la présence plus ou moins grande d'éléments abrasifs dans le lubrifiant. L'usure normale, progresse lentement, elle est inversement proportionnelle à la dureté superficielle de la denture. L'usure anormale se produit lorsque le lubrifiant est souillé de particules abrasives ou lorsque le lubrifiant est corrosif, elle conduit à un mauvais fonctionnement de l'engrenage, voire à sa mise hors service. [6]



*Figure (I. 13) : L'usure d'engrenage*

### I.2.4.2.5.2. Les piqûres (Pitting)

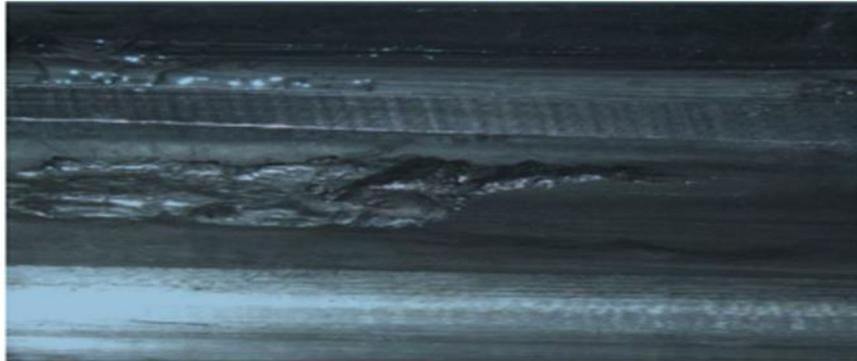
Il s'agit des trous peu profonds, qui affectent toutes les dents. Le pitting est une avarie qui se produit surtout sur des engrenages en acier de construction relativement peu dur. [6]



*Figure (I. 14) : Les piqûres d'engrenages*

### I.2.4.2.5.3. L'Écaillage

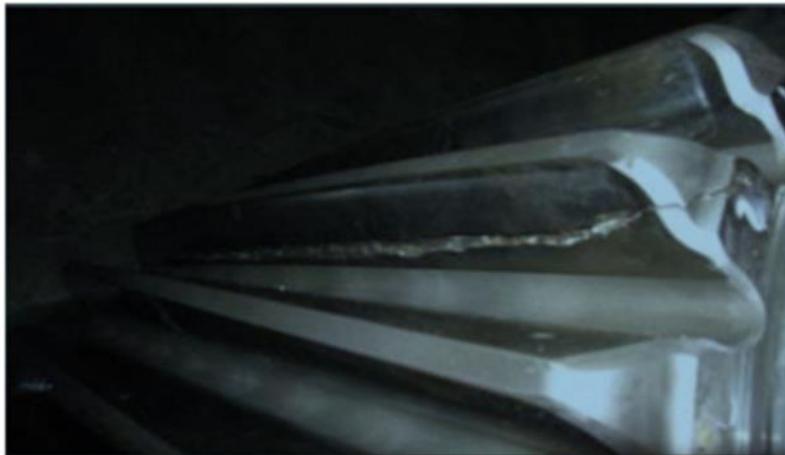
Il se manifeste aussi sous forme de trous, mais ceux-ci sont beaucoup moins nombreux, plus profonds et plus étendus que ceux des piqûres. APPORT DE LA MCSA ...



*Figure (I. 15) : L'Écaillage d'engrenages*

### I.2.4.2.5.4. La fissuration :

Généralement par fatigue, elle progresse à chaque mise en charge, à partir d'un point initial situé presque toujours au pied de la dent, elle apparaît surtout sur des aciers fins, durcis par traitement thermique, qui sont très sensibles aux concentrations de contraintes, l'apparition de ces fissures est la conséquence d'une contrainte au pied de la dent qui dépasse la limite de fatigue du matériau, et est en général située du côté de la dent sollicitée en traction. [6]



*Figure (I. 16) : Fissuration ou cracks "Engrenages" Écaillage*

### I.2.4.2.5.5. Grippage

Conséquence directe d'une destruction brutale du film d'huile, ou d'un frottement sous charge provoquant des hausses de températures, le grippage est favorisé essentiellement par des vitesses élevées, de gros modules, un faible nombre de dents en contact. [6]

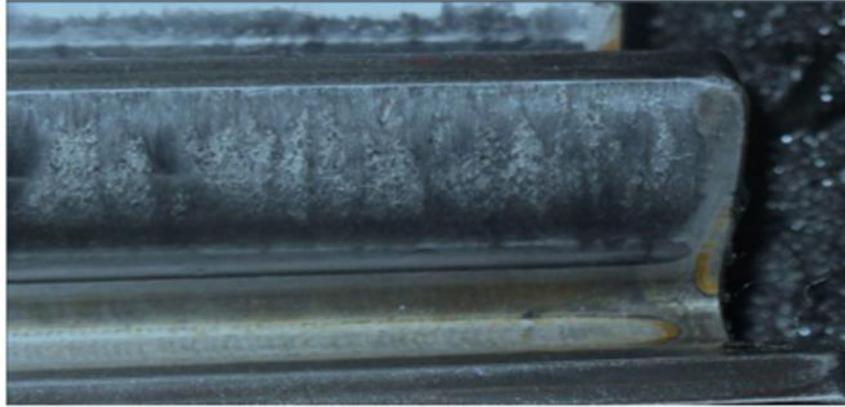


Figure (I. 17) : Le grippage "Engrenage"

### I.2.4.2.5.6. Désalignement

Un désalignement (Figure 18) provoque des vibrations à la fréquence de rotation ainsi qu'aux harmoniques d'ordre 2, 3 et parfois 4 (double, triple, quadruple de la fréquence de rotation et parfois même davantage en particulier pour les accouplements à denture où l'on rencontre les harmoniques liés au nombre de dents et à la fréquence de rotation). La composante axiale de la vibration est particulièrement importante pour l'harmonique d'ordre 2. [8]

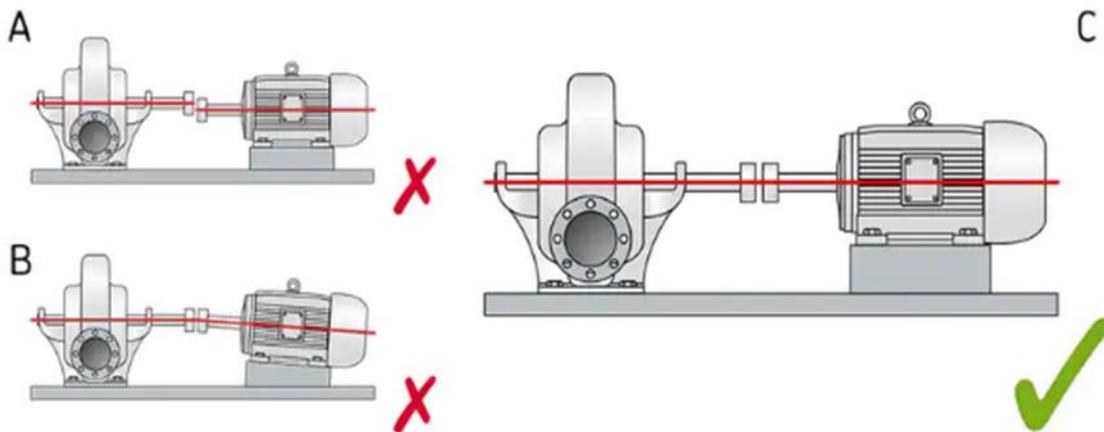


Figure I. 18 : Défauts désalignement

Alignement et défaut d'alignement d'arbres :

- A. Défaut d'alignement parallèle (ou décalage)
- B. Défaut d'alignement angulaire
- C. Alignement correct

### I.2.4.2.6. Cause des défauts du rotor

Les causes de défauts du rotor sont les suivants :

- Défauts de fabrication
- Conditions de fonctionnement
- Les mécanismes de défaillance et les symptômes produits
- Court-circuit dans les enroulements rotorique. [9]

## I.3. Les Defaults de roulement

### I.3.1. Définition du roulement :

L'origine du mot roulement vient en fait des corps roulants (billes, rouleaux, aiguilles) qui sont placés entre les deux éléments en rotation et qui permettent le roulement et non plus le frottement. Un roulement est composé de quatre parties principales : La bague extérieure (2) placée dans le logement (1) La bague intérieure (6) placée sur l'axe en rotation (7) Les billes ou rouleaux (3) La cage (4) sert à maintenir entre eux les éléments roulants Le diamètre primitif (5) est l'axe de rotation des billes.

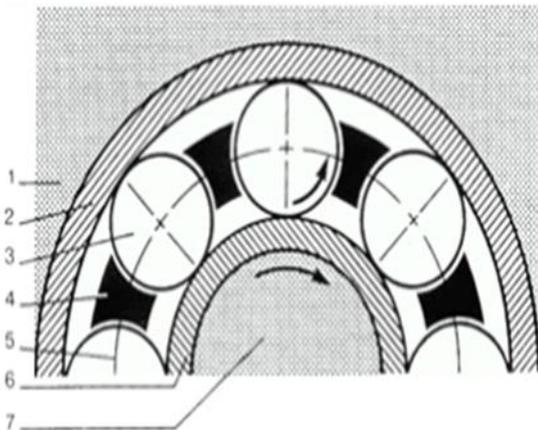


Figure (I. 19) : Détail d'un roulement

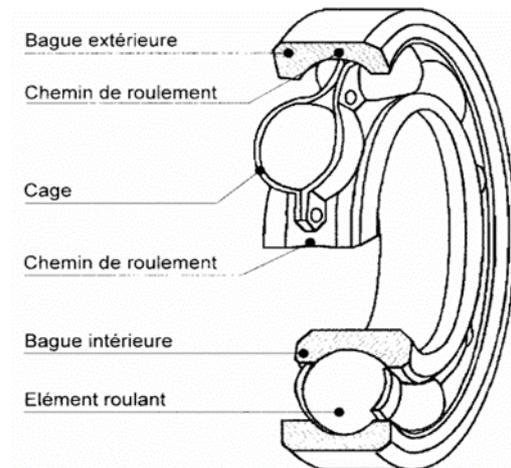


Figure I. 20 : Composition d'un roulement

Dans un montage, c'est un élément qui assure une liaison mobile entre deux éléments d'un mécanisme en rotation l'un par rapport à l'autre. Il va permettre le positionnement, la transmission des efforts et la rotation de ces éléments, sous charge, avec précision et avec un frottement minimal.

La fonction d'un roulement est de réduire au maximum le frottement entre les pièces mobiles de la machine et de supporter une charge.

Une des fonctions essentielles du roulement est de supporter les charges qui lui sont imposées. Il existe deux types de charges :

- Les charges radiales qui sont dirigées perpendiculairement à l'axe de roulement.
- Les charges axiales qui sont dirigées selon l'axe du roulement.

D'autres charges existent également, il s'agit des charges composées qui associent les deux types de charges, axiales et radiales. Les roulements radiaux (ou portants) ne supportent que les charges radiales. Les roulements axiaux (ou butée) ne supportent que les charges axiales. Les roulements supportant les deux types de charges sont dits obliques.

### **I.3.2. Les Différents types de roulements (les plus courants)**

Deux grandes familles de roulements existent :

- Le roulement à billes
- Le roulement à rouleaux

#### **I.3.2.1. Les roulements à billes**

En 1779, Charles-Augustin Coulomb définira les lois fondamentales du frottement. Par la suite, Philip Vaughan déposera le premier brevet en 1794. La première utilisation industrielle du roulement à billes émergera seulement en 1907, 422 ans après le schéma de Leonard de Vinci.

Le roulement à billes est un composant mécanique assurant le guidage en rotation d'un arbre dans un palier en réduisant les frottements par roulement d'éléments interposés. Ce sont les roulements les plus utilisés. Il se présente sous la forme de deux bagues (en acier) comportant des chemins de roulement entre les quelles sont placées des corps roulants.

B.I : bague intérieure

B.E : bague extérieure

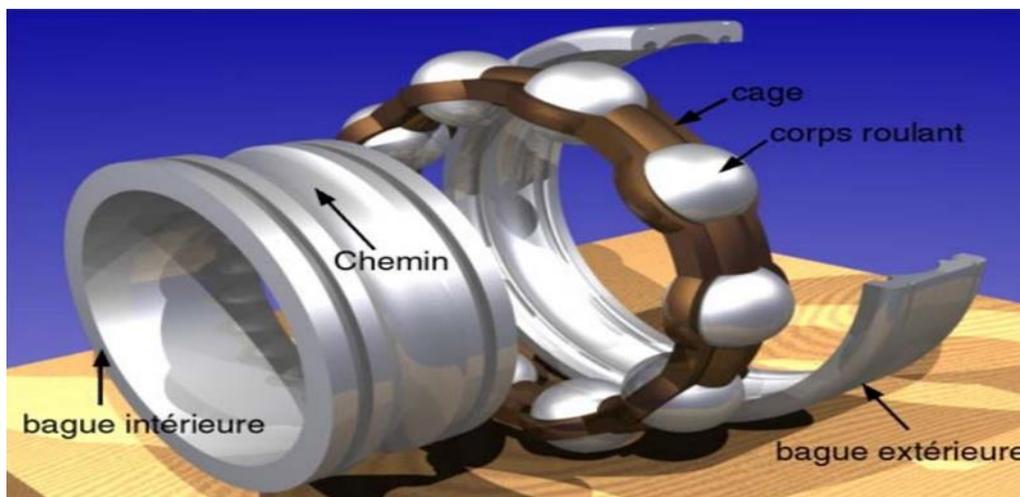
Roulement à aiguilles Ils supportent de fortes charges radiales malgré leur faible encombrement et existent avec ou sans bague intérieure.

Les corps roulants (le plus souvent en acier) assurent le mouvement des deux bagues avec un frottement minimal. Les corps roulants sont lubrifiés légèrement, maintenues et espacées par une cage.

La cage qui sépare et guide les corps roulants est fabriquée en laiton, tôle d'acier, polyamide ou résine.

La lubrification (graisse ou huile) n'a pas pour but principal de réduire les frottements entre billes et bagues. En fait, elle va surtout servir à éviter le grippage des divers éléments et permettre ainsi la durée de vie maximale du roulement.

Une protection (joint ou déflecteur) assure l'étanchéité pour que les parties du roulement (corps roulants, chemins et cages) restent en permanence propres et lubrifiés.



*Figure (I. 21) : Vue éclatée d'un roulement à billes*

Il existe de nombreuses sortes de roulements. Ils ont tous été conçus pour une application précise, ceci afin de pouvoir répondre à toutes sortes de contraintes existantes dans les mécanismes industriels.

Pour chaque catégorie de roulement, il existe des centaines de types tous différents, soit par leurs dimensions ( $\varnothing$  intérieur,  $\varnothing$  extérieur,  $\varnothing$  primitif,  $\varnothing$  des billes, des rouleaux, etc. ...), soit par leurs propriétés mécaniques (résistance aux charges, température, etc. ...).

### **I.3.2.1.1. Roulements rigides à billes à contact radial**

Ce sont les roulements les plus fréquemment utilisés dans le monde. Ils sont conçus pour supporter essentiellement des charges radiales ; La profondeur des chemins permet une bonne rigidité et fait qu'ils peuvent supporter également des charges axiales modérées qui

admet des défauts d'alignement peu importants :  $1/10^\circ$  leur utilisation s'avère utile dans les applications où les vitesses de rotation sont élevées et pour limiter les pertes d'énergie. Le roulement à deux rangées de billes supporte des charges radiales plus importantes et des charges axiales dans les deux sens.

### **I.3.2.1.2. Roulements à billes à contact oblique**

La conception des roulements à contact oblique est similaire au roulement à billes radial. La seule différence est que le chemin de roulement est décalé l'un par rapport à l'autre. Ce type de roulement existe également à une ou deux rangées de billes, le montage de ce roulement se fait sur un même axe en opposition avec un roulement de même type. Cette conception est adaptée aux applications où se combinent charges radiales et charges axiales. Le roulement à contact oblique à deux rangées de billes supporte des charges axiales élevées et des charges radiales moyennes.

### **I.3.2.1.3. Roulements à rotule sur billes**

Comportent deux rangées de billes et une piste de roulement concave commune dans la bague extérieure.

Ils sont peu sensibles aux légers défauts d'alignement, ces roulements s'alignent d'eux même. Ils possèdent un frottement plus faible que les autres roulements, ce qui lui confère l'avantage de moins chauffer, même à vitesse élevée. Fortement indiqué dans le cas où l'arbre risque un fort fléchissement ou bien présente un défaut d'alignement important.

### **I.3.2.2. Roulements à rouleaux**

Le roulement à rouleaux est une autre catégorie de roulement également très répandue. Le roulement à rouleaux supporte un effort radial supérieur à celui supporté par le roulement à billes, car le contact de ses éléments roulants avec les bagues est linéique (se dit de toute grandeur dont la mesure se rapporte à une unité de longueur).

#### **I.3.2.2.1. Roulements à rouleaux cylindriques**

Les roulements à rouleaux cylindriques sont conçus pour supporter des charges radiales importantes. Leur surface de contact est plus importante que celle des billes. Ils permettent des vitesses de rotation élevée. Ils supportent des charges axiales faibles. Particularité : on peut trouver ce roulement sans bague intérieure ou sans bague extérieure. Dans ce cas, l'usinage du chemin de roulement sera directement effectué sur l'arbre ou dans le logement du mécanisme



*Figure I. 22 : Exemples de roulement à rouleaux cylindriques*

### **I.3.2.2.2. Roulements à rouleaux coniques**

Ce roulement est un roulement à contact angulaire composé d'éléments séparés (cône et cuvette). Son montage est facile.

Les charges supportées peuvent être très importantes Plus l'angle sera grand, plus grandes seront les charges axiales supportables. Il tolère des défauts d'auto alignement légers. A cause de la charge axiale dans un seul sens, le montage d'un roulement de même type en opposition sur le même axe est impératif.

### **I.3.2.2.3. Roulement sur rotule à rouleaux sphériques**

Les roulements sur rotule à rouleaux sphérique sont semblables aux roulements à rotule avec deux rangées de billes.

Bague extérieure constituée d'un chemin de roulement sphérique, cela lui autorise un défaut d'alignement important. Ils peuvent admettre des charges radiales très élevées Ils acceptent également des charges axiales Ils sont conçus pour des applications sévères.

### **I.3.2.2.4. Roulements à aiguilles**

Le roulement à aiguilles est un roulement assez particulier. Leur forme est allongée, donc il peut supporter de fortes charges radiales dans un encombrement réduit. N'acceptent aucune charge axiale. Seuls les roulements composés d'une butée à aiguilles et d'une cage à aiguilles, supportent les deux charges.



*Figure (I. 23) : Exemples de roulements à aiguilles*

### I.3.2.2.4.1. Cages à une et deux rangées d'aiguilles

Ce genre de roulement garanti un guidage individuel précis. Ce roulement permet également d'obtenir une grande rigidité, une grande capacité de charge dans un encombrement réduit.

### I.3.2.2.4.2. Douilles à aiguilles

Plusieurs types de douilles à aiguilles existent, avec ou sans étanchéité, avec ou sans fond. Les douilles à aiguilles sont des roulements de très faible encombrement. Elles sont emmanchées serrées dans le logement.

### I.3.2.2.4.3. Roulement à aiguilles

Ils supportent de fortes charges radiales malgré leur faible encombrement et existent avec ou sans bague intérieure.

*Tableau (I. 3) : Tableaux récapitulatif des types de roulement usuels*

Type	Bague extérieure	Bague intérieure	Éléments roulants	Cage		
				Matière synthétique	Tôle emboutie	Massive usinée
 A billes						
 A rouleaux cylindriques						
 A rouleaux coniques						
 A rouleaux sphériques						
 A aiguilles						

### I.3.3. Durée de vie des roulements

Chaque roulement a été conçu pour être utilisé dans un environnement défini. C'est une pièce d'usure, qui a une espérance de vie, La durée de vie du roulement correspond à la capacité de résistance à la fatigue. Pour être plus précis, cela correspond au nombre de tours de roulement jusqu'à l'apparition de signes d'écaillage, c'est-à-dire l'altération de l'état de surface des chemins de roulement ou des organes roulants.

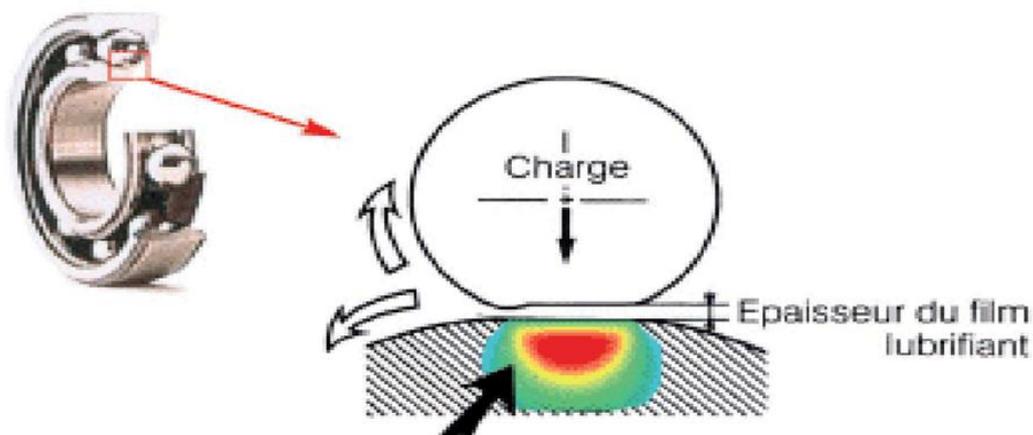


*Figure (I. 24) : Roulement abîmé*

Les corps roulants créent sur la piste de grosses contraintes cyclique de compression et de cisaillement. Les bagues de roulements se fissurent avec le passage répété des corps roulants.

Les contacts entre les corps roulants et les bagues engendrent de très fortes charges :

- Compression en surface
- Cisaillement en sous couche



*Figure (I. 25) : Contraintes sur roulement*

La durée de vie du roulement correspond à la capacité de résistance de ces contraintes, c'est une prévision, une estimation. Elle repose sur le fait d'avoir des conditions créant une fissure.

Certains paramètres, la plupart du temps anormaux, peuvent provoquer la défaillance, voire la détérioration prématurée d'un roulement, notamment :

- Mauvaise lubrification.
- Contamination/pollution.
- Montage incorrect.
- Mauvaise maintenance.
- Fatigue.
- Défaut d'alignement.
- Passage de courant électrique.



*Figure I. 26 : Écaillage d'une bague intérieure suite à un montage incorrect*



*Figure (I. 27) : Bille après passage de courant électrique*

Dans la figure 27 : A gauche, une bille ayant subi le passage d'un courant électrique.

### **I.3.4. Les Causes de dégradation des roulements**

Les roulements, quels que soient leurs domaines d'application se dégradent à un temps plus ou moins long à cause de plusieurs facteurs. On peut énumérer l'importance des contraintes de contact, les défauts de montage, la circulation du courant électrique dans le cas des machines électriques (alternateurs), la corrosion, la présence de contaminants au sein du roulement, la qualité de la lubrification ou encore la température de fonctionnement. [3]

### I.3.4.1. L'effet des contraintes mécaniques

En fonctionnement, le passage répété des éléments roulants au sein du roulement crée des contraintes complexes. Dans le cas des alternateurs ou de plusieurs machines tournantes, la bague intérieure solidaire à l'arbre, est en rotation et la bague extérieure est fixe. La charge appliquée sur l'arbre se transmet d'une bague à l'autre par l'intermédiaire des éléments roulants. Le mouvement répété des billes engendre de fortes contraintes en sous-couche des bagues intérieures et extérieures (Figure 28). Ces sollicitations sont à l'origine de l'initiation de fissures aux voisinages des inclusions non-métalliques réparties au sein du matériau. Les fissures engendrées se propagent progressivement à la surface entraînant l'apparition des écaillages sur les pistes des bagues intérieures et extérieures des roulements (Figure 29).

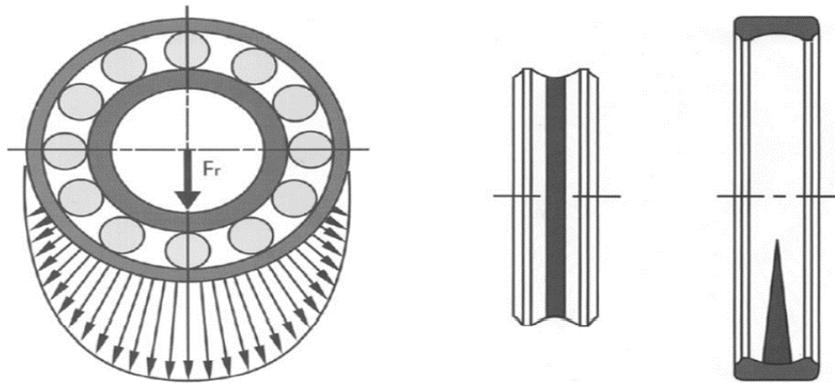


Figure I. 28 : Répartition des contraintes au sein du roulement [3] [4]

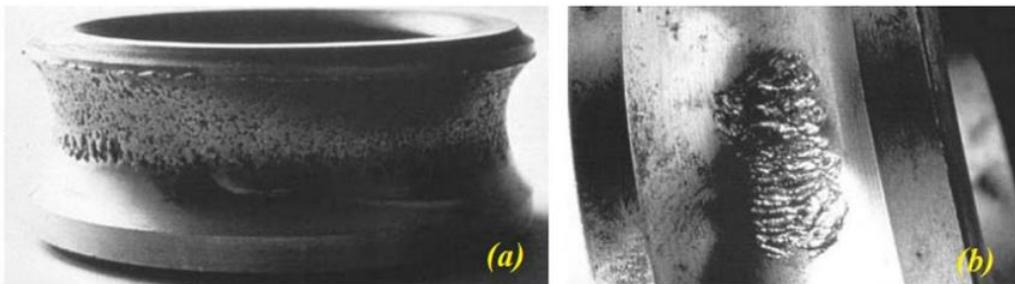


Figure (I. 29) : Ecaillage des bagues (a) intérieure (b) extérieure [3]

### I.3.4.2. Les défauts de montage

Le bon fonctionnement d'un roulement nécessite un bon alignement des axes des bagues (intérieure et extérieure). Lorsque cette condition n'est pas respectée, une ou plusieurs parties des bagues subissent de fortes sollicitations entraînant des marquages, des indentations sur la piste de roulement. Le défaut de montage peut être également causé par de fortes déformations du logement ou de l'arbre.

### I.3.4.3. La souillure

L'insertion de particules étrangères avec un effet abrasif dans le roulement dégrade l'état de surface des pistes de roulement et des éléments roulants. Ces contaminants peuvent provenir d'un lubrifiant contaminé, du sable introduit dans le mécanisme dû à la non-étanchéité, l'utilisation des joints d'étanchéité inadéquats ou encore de l'abrasion des éléments tels que les engrenages. L'usure des surfaces conduit à des jeux de fonctionnement excessifs occasionnant de fortes sollicitations accélérant la dégradation du roulement.

### I.3.4.4. La corrosion

La corrosion au sein du roulement peut intervenir sous différentes formes et peuvent avoir plusieurs causes telles que l'entrée de gaz corrosif ou d'eau dans le roulement et une mauvaise qualité des lubrifiants.

### I.3.4.5. Le passage du courant électrique

Le passage du courant électrique d'une bague à une autre crée une décharge entraînant des microfissures ou marquages à l'endroit des décharges. Ce phénomène intervient dans les machines électriques telles que les alternateurs et les moteurs. Pour pallier ce problème, de nouvelles générations de roulements en céramiques hybrides où les billes sont en céramique fortement isolantes ( $\text{Si}_3\text{N}_4$ ) ont été développées. Cette alternative présente cependant quelques inconvénients tels que le coût de revient élevé, une usure plus prononcée des bagues qui sont entièrement en acier [3].

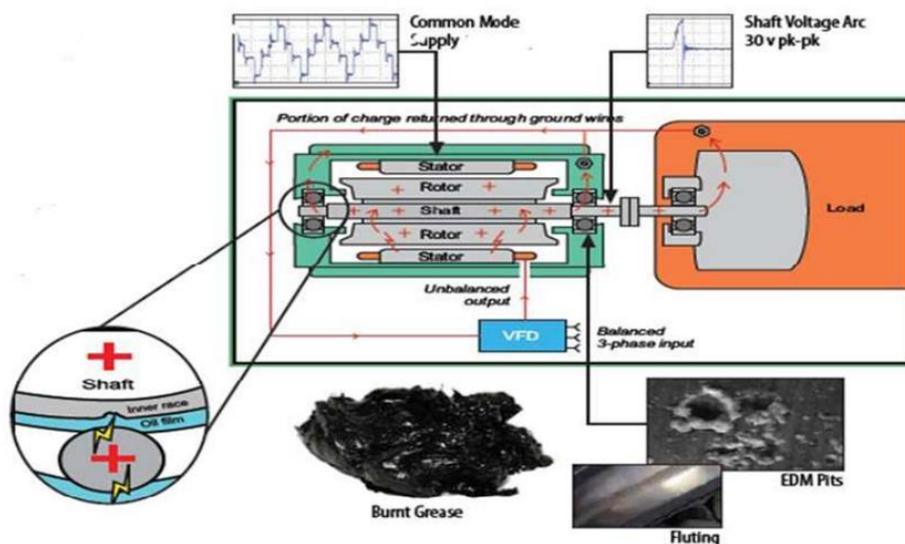
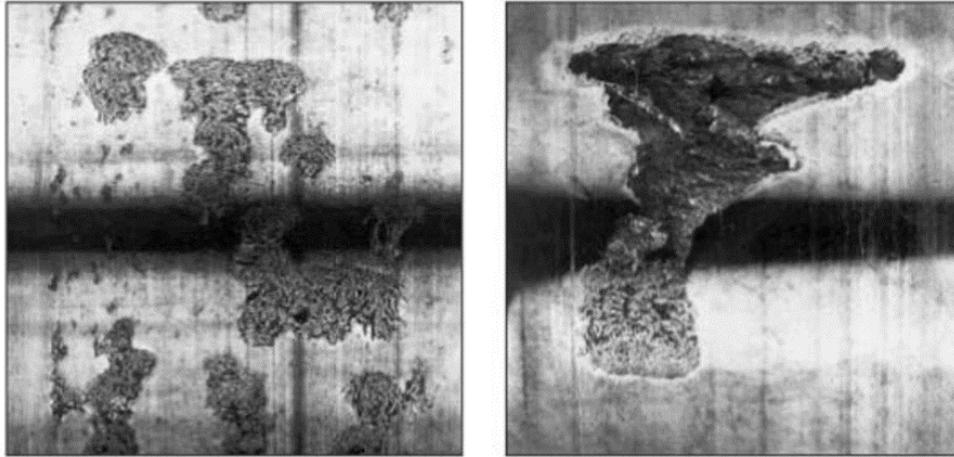


Figure (I. 30) : L'impact des arc Electric sur la surface des roulements

### I.3.4.6. Le défaut de lubrification

L'utilisation inappropriée ou insuffisante du lubrifiant empêche le film de se former entre les pistes de roulement et les éléments roulants. Il en résulte des phénomènes d'usure et de glissement où de très grandes sollicitations entraînent l'écaillage superficiel du roulement (Figure 31).



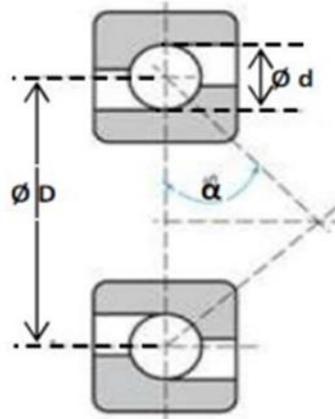
*Figure (I. 31) : Ecaillage superficiel du roulement [6]*

### I.3.4.7. La température de fonctionnement

A de fortes températures, la géométrie du roulement se voit modifiée à cause de la dilatation de ses composants. Ce phénomène réduit considérablement le jeu de fonctionnement et empêche le lubrifiant de bien s'insérer entre les bagues et les éléments roulants. Une température élevée entraîne également des changements du lubrifiant qui perd ses qualités lubrifiantes.

### I.3.5. Signatures vibratoires des principaux défauts des roulements

Pour chaque type de roulement et en fonction de ses cotes de fabrication [figure 32], on peut considérer les fréquences caractéristiques données formules ci-dessous.



*Figure (I. 32) : Caractéristique géométrique d'un roulement. [4]*

$n$  : le nombre d'éléments roulants (billes, rouleaux ou aiguilles),

$D$  : le diamètre primitif,

$d$  : le diamètre des éléments roulants,

$\alpha$  : angle de contact,

$f_r$  : la fréquence de rotation de la bague interne (la bague externe étant supposée fixe)

Ainsi, on a :

- La fréquence de passage d'un élément roulant sur un défaut de bague extérieure  $f_{b \text{ ext}}$  est donnée par l'équation suivante :

$$f_{b \text{ ext}} = \frac{1}{2} f_a \cdot Z (1 - (d/D) \cos \phi) \quad (\text{I.1})$$

- La fréquence de passage d'un élément roulant sur un défaut de bague intérieure, supposée montée sur l'arbre tournant,  $f_{b \text{ int}}$  est donnée par l'équation suivante :

$$f_{b \text{ int}} = \frac{1}{2} f_a \cdot Z (1 + (d/D) \cos \phi) \quad (\text{I.2})$$

La fréquence de passage d'un défaut de bille (ou de roulant) sur la bague externe ou sur la bague interne "  $f_{\text{bille}}$  " est donnée par l'équation suivante :

$$f_{\text{bille}} = \frac{1}{2} f_a \cdot \frac{D}{d} (1 - ((d/D) \cos \phi)^2) \quad (\text{I.3})$$

Aujourd'hui, la plupart des fabricants de roulements fournissent des tables de référence qui permettent de s'affranchir de ces calculs. Ces données de roulement présentent cette forme des

### I.3.5.1. Défaut de type écaillage affectant la bague externe

Un défaut de type écaillage affectant la bague externe d'un roulement a pour image vibratoire un peigne de raies dont le pas correspond à la fréquence du défaut. A chaque composante de ce peigne, est associée une paire de bandes latérales espacées de la fréquence de rotation, en cas de charge dynamique importante [figure 33].

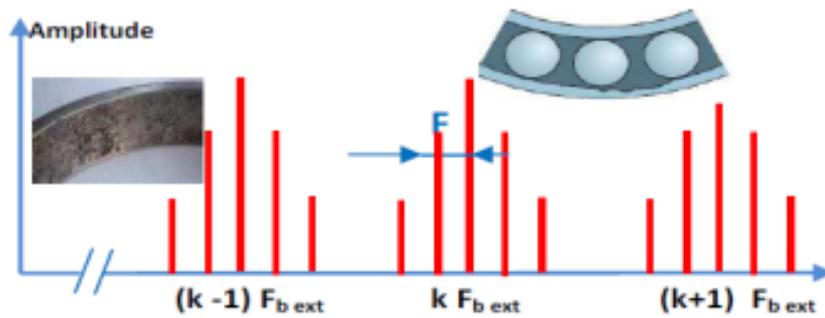


Figure (I. 33) : Image vibratoire théorique d'un défaut de type écaillage sur bague extérieure. [4]

### I.3.5.2. Défaut de type écaillage affectant la bague interne

Un défaut de type écaillage affectant la bague interne de roulement a pour image vibratoire un peigne de raies. A chaque composante de ce peigne, sont associées plusieurs paires de bandes latérales espacées de la fréquence de rotation [figure 34].

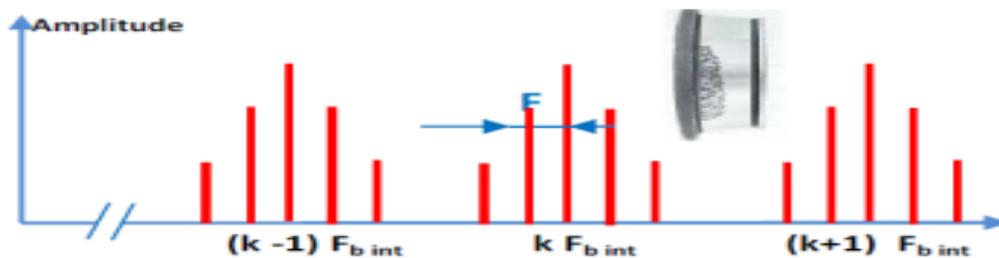


Figure (I. 34) : Image vibratoire théorique d'un défaut de type écaillage sur bague intérieure. [4]

### I.3.5.3. Défaut de type écaillage sur un élément roulant :

Un défaut de type écaillage sur un élément roulant (bille, rouleau ou aiguille) a pour image vibratoire un peigne de raies. A chaque composante de ce peigne, sont associées plusieurs paires de bandes latérales espacées de la fréquence de la cage [figure 35].

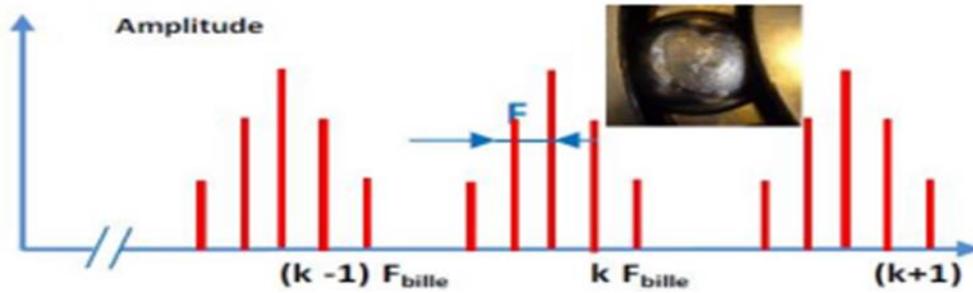


Figure I. 35 : Image vibratoires théorique d'un défaut de type écaillage sur un élément roulant. [4]

#### I.3.4.4. Défauts de type déversement de bague

Le défaut de type déversement de bague extérieure [figure 36] s'exprime par une composante fondamentale d'amplitude élevée dont la fréquence correspond à la fréquence du défaut de la bague déversée, et par des composantes d'ordre supérieur d'amplitude très faible [figure 37].

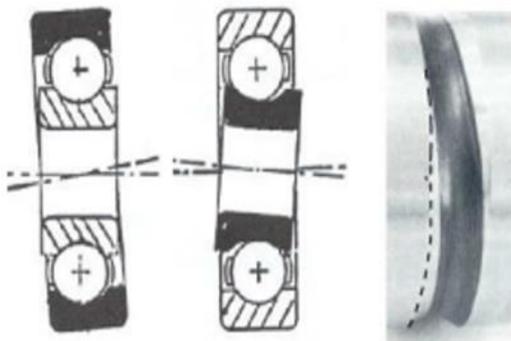


Figure I. 36 : Défaut de déversement

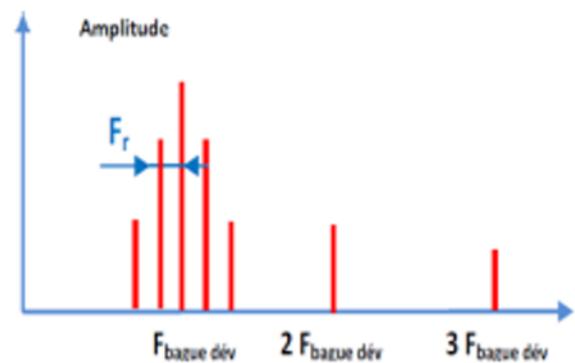


Figure I. 37 : Image vibratoires théorique D'un défaut de type déversement de bague [4]

*Tableau (I. 4) : Reconnaissance des principales anomalies. [5]*

Type d'anomalie	Vibration		Remarques
	Fréquence	Direction	
Tourbillon d'huile	De 0,42 à 0,48 x $f_{rot}$	Radiale	Uniquement sur paliers lisses hydrodynamique à grande vitesse
Balourd	1 x $f_{rot}$	Radiale	Amplitude proportionnelle à la vitesse de rotation. Déphasage de 90° sur 2 mesures orthogonales
Défaut de fixation	1, 2, 3, 4 x $f_{rot}$	Radiale	Aucun déphasage sur 2 mesures orthogonales
Défaut d'alignement	2 x $f_{rot}$	Axiale et radiale	Vibration axiale est en général plus important si le défaut d'alignement comporte un écart angulaire
Excitation électrique	1, 2, 3, 4 x 50Hz	Axiale et radiale	Vibration disparaît dès coupure de l'alimentation
Vitesse critique de rotation	Fréquence critique de rotor	Radiale	Vibration apparaît en régime transitoire et s'atténue en suite
Courroie en mauvais état	1, 2, 3, 4 x $f_p$	Radiale	
Engrenage endommagé	Fréquence d'engrènement $f_e = z \times f_{rot}$	Axiale et radiale	Bandes latérales autour de la fréquence d'engrènement.
Faux-rond d'un pignon	$f_e \pm f_{rot}$ pignon	Axiale et radiale	Bandes latérales autour de la fréquence d'engrènement dues au faux-rond
Excitation hydrodynamique	Fréquence de passage des aubes	Axiale et radiale	
Détérioration de roulement	Hautes fréquences	Axiale et radiale	Ondes de choc dues aux écaillages. Aide possible par « détection d'enveloppe ».

$f_r$  = fréquence de rotation .

$f_e$  = fréquence d'engrènement ; cette fréquence est aussi notée  $f_{eng}$ .

$f_p$  = fréquence de passage de la croix

$z$  = nombre de dents de l'engrenage.

## Chapitre II

# La Maintenance des machines industrielles

### II.1. Introduction

Les entreprises sont de plus en plus sensibilisées à l'importance des coûts induits par les défaillances accidentelles des systèmes de production. Alors que la maintenance, jusqu'à très récemment, était considérée comme un centre de coûts, nous sommes de plus en plus conscients qu'elle peut contribuer d'une manière significative à la performance globale de l'entreprise [10]. La maintenance est devenue une des fonctions stratégiques de l'entreprise.

Loin d'être aujourd'hui stabilisée, elle évolue au gré de l'introduction de nouvelles méthodes de gestion, du développement technologique des outils de production, en particulier dans les domaines de la mesure et du contrôle de fonctionnement, de la systématisation [11].

Aujourd'hui, il ne s'agit pas seulement de réparer est prévenir, il faut aussi savoir empêcher de tomber en panne, plus qu'une simple technique d'intervention efficace sur le fonctionnement, la maintenance est devenue une technique d'anticipation, d'organisation et de gestion. [12]

### II.2. Définition de maintenance

La norme AFNOR NF X 60 010 [AFNOR, 2002] définit la maintenance par l'expression suivante : « La maintenance constitue l'ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état qui lui permet d'accomplir la fonction requise ».

La maintenance vise la conservation de l'état préalablement défini (le bon état) mais permet aussi la reconstitution et l'amélioration. L'entretien peut être vu comme une condition nécessaire mais insuffisante de la maintenance. [13]

### II.3. Les objectifs de la maintenance

Se résumant comme suit :

- Réduire le nombre d'arrêts sur casse.
- Fiabiliser l'outil de production.
- Augmenter son taux de disponibilité.
- Dépanner rapidement les équipements.
- Améliorer la sécurité du travail, etc.

La définition de la maintenance fait donc apparaître 4 notions :

- **Maintenir** qui suppose un suivi et une surveillance.
- **Rétablir** qui sous-entend l'idée d'une correction de défaut.
- **Etat** qui précise le niveau de compétences et les objectifs attendus de la maintenance.
- **Coût optimal** qui conditionne l'ensemble des opérations dans un souci d'efficacité économique [12]

### I.4. Types de maintenances

Les experts ont défini deux grandes classes de maintenance selon la présence de défaillance :

- La maintenance corrective (en présence de défaillance)
- La maintenance préventive (en absence de défaillance) comme illustré sur la (figure 1).

La défaillance est définie par la norme AFNOR NF X 60 010 [AFNOR, 2002] comme suit : « La défaillance est ou la cession de l'aptitude d'un bien à accomplir la fonction requise ».

Nous distinguons deux formes de défaillances :

- **Défaillance partielle** : altération de l'aptitude d'un bien à accomplir la fonction requise.
- **Défaillance complète** : cessation de l'aptitude d'un bien à accomplir la fonction requise.

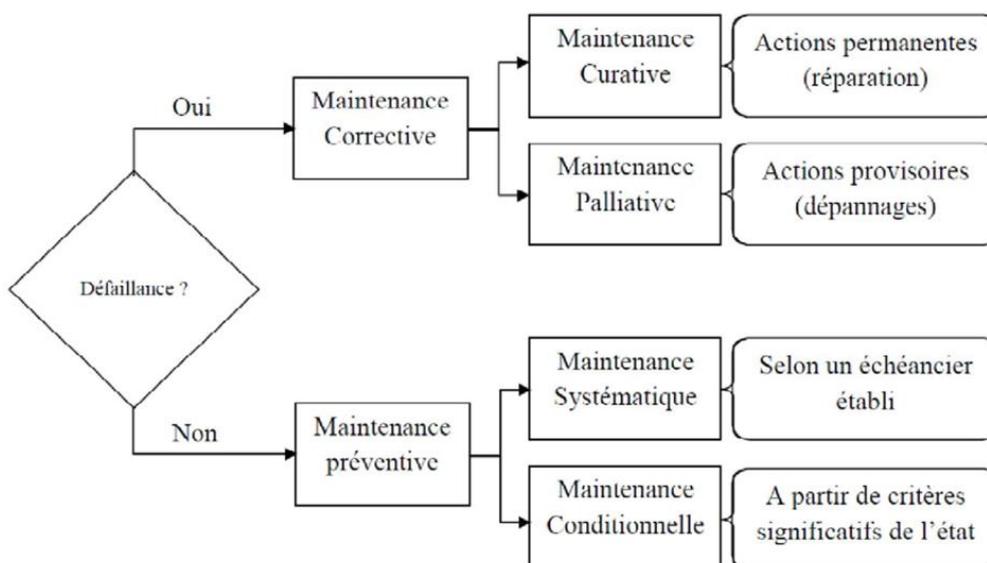


Figure (II. 1) : Types de maintenances et événements associés [5]

### II.4.1. Maintenance préventive

« C'est une maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinés à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien » [AFNOR, 2002].

Cette maintenance vise la prédiction de la date à laquelle une action de maintenance doit s'effectuer en se référant à un modèle de dégradation théorique des composants mécaniques de la machine. La maintenance prévisionnelle part des informations recueillies à partir de la surveillance de l'état du matériel et de la conduite d'analyses périodiques dans le but de déterminer l'évolution de la dégradation du matériel et la période d'intervention.

#### Buts de la maintenance préventive :

- Augmenter la durée de vie des matériels.
- Diminuer la probabilité des défaillances en service.
- Diminuer les temps d'arrêt en cas de révision ou de panne.
- Prévenir et aussi prévoir les interventions coûteuses de maintenance corrective.
- Permettre de décider la maintenance corrective dans de bonnes conditions.
- Éviter les consommations anormales d'énergie, de lubrifiant, etc.
- Améliorer les conditions de travail du personnel de production.
- Diminuer le budget de maintenance.
- Supprimer les causes d'accidents graves. [13]

La maintenance préventive peut être systématique ou conditionnelle.

#### II.4.1.1. La maintenance préventive systématique

« C'est une maintenance préventive exécutée à des intervalles de temps préétablis ou selon nombre défini d'unités d'usage mais sans contrôle préalable de l'état du bien » [AFNOR, 2002].

Cas d'application :

- Équipements soumis à une législation en vigueur (sécurité réglementée) : appareils de levage, extincteurs, réservoirs sous pression, convoyeurs, ascenseurs, monte-charge, etc.
- Équipements dont la panne risque de provoquer des accidents graves : tous les matériels assurant le transport en commun des personnes, avions, trains, etc.

### II.4.1.2. La maintenance préventive conditionnelle

« C'est une maintenance préventive basée sur une surveillance du fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement intégrant les actions qui en découlent » [AFNOR, 2002].

### II.4.1.3. Les opérations de maintenance préventive

- **Les inspections** : contrôles de conformité réalisés en mesurant, observant, testant ou calibrant les caractéristiques significatives d'un bien. En général, l'inspection peut être réalisée avant, pendant ou après d'autres activités de maintenance (EN 13306 : avril 2001).
- **Visites** : opérations de surveillance qui, dans le cadre de la maintenance préventive systématique, s'opèrent selon une périodicité déterminée. Ces interventions correspondent à une liste d'opérations définies préalablement qui peuvent entraîner des démontages d'organes et une immobilisation du matériel. Une visite peut entraîner une action de maintenance corrective.
- **Contrôles** : vérifications de conformité par rapport à des données préétablies suivies d'un jugement. Le contrôle peut :
  - Comporter une activité d'information.
  - Inclure une décision : acceptation, rejet, ajournement.
  - Déboucher comme les visites sur des opérations de maintenance corrective.

Les opérations de surveillance (contrôles, visites, inspections) sont nécessaires pour maîtriser l'évolution de l'état réel du bien. Elles sont effectuées de manière continue ou à des intervalles prédéterminés ou non, calculés sur le temps ou le nombre d'unités d'usage. [13]

### II.4.2. Maintenance Corrective

La maintenance corrective est définie par la norme AFNOR comme [AFNOR, 2002] :

« C'est la maintenance exécutée après détection d'une panne et destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise ». L'intervention, étant curative, se fait après l'apparition de la défaillance.

Cette maintenance corrective peut être décomposée encore : la maintenance palliative et la maintenance curative.

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

### Les opérations de maintenance corrective

- **Dépannage**

Il est une action exécutée pour permettre à un bien défaillant d'accomplir sa fonction requise pendant une durée limitée jusqu'à ce que la réparation soit exécutée.

- **Réparation**

Elle est une action exécutée pour rétablir la fonction requise d'un bien en panne. L'application de la réparation peut être décidée soit immédiatement à la suite d'un incident ou d'une défaillance, soit après un dépannage, soit après une visite de maintenance préventive conditionnelle ou systématique.

- **Révisions**

Ensemble des actions et examens de contrôle et d'intervention effectuée en vue d'assurer le bien contre toute défaillance majeure ou critique, pendant un temps ou pour nombre d'unités d'usage donnée. [7]

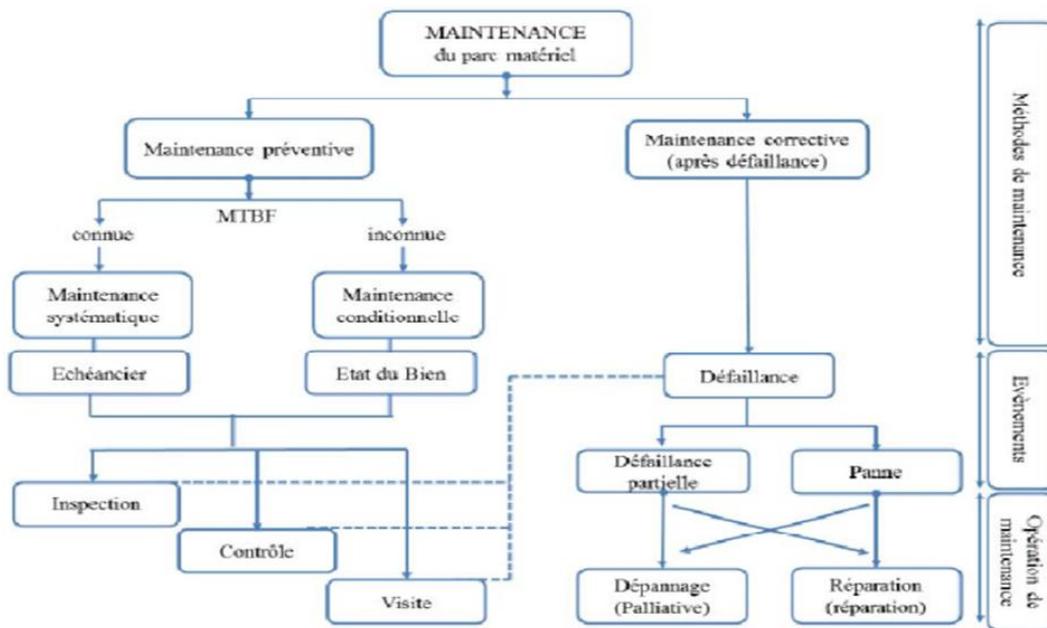


Figure (II. 2) : Méthodes de maintenance et les évènements associés.

### II.5. La surveillance vibratoire appliquée sur les machines tournantes :

L'analyse vibratoire est un moyen utilisé pour suivre l'état des machines tournantes en fonctionnement. A partir des vibrations régulièrement recueillies sur une machine tournante, l'analyse vibratoire consiste à détecter d'éventuels dysfonctionnements et à suivre leur évolution dans le but de planifier ou reporter une intervention mécanique.

#### II.5.1. Capteurs et grandeurs mesurées

La plupart des capteurs dans le domaine industriel (pratique) appartiennent à la famille des MEMSs (Micro Electro Mechanical Systems), qui servent essentiellement à la capture des signaux. Voici quelques applications pratiques de la technologie MEMS :

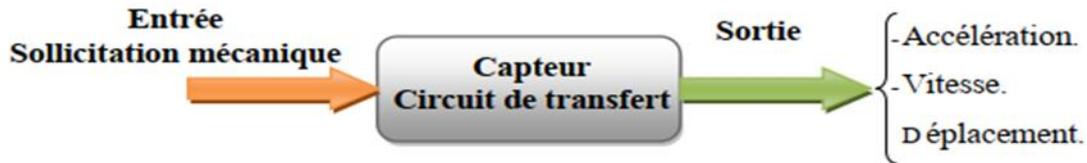
- Têtes d'impression des imprimantes jet d'encre.
- Accéléromètres.
- Gyroscopes.
- Capteurs de pression.
- Pilotage de micro-miroirs sur vidéoprojecteur.
- Commutation optique pour les télécommunications.
- Biocapteurs, chémorécepteurs.

Un capteur de vibration est un transducteur capable de convertir en signal électrique le niveau de vibrations qu'il a subi à un instant donné.

Dans la plupart des applications de mesure de vibrations, on trouve les paramètres suivants :

- **Accélération (accéléromètre ; mm/s<sup>2</sup> ou  $g \approx 9,81 \text{ m/s}^2$  ou mV) :** Les éléments actifs de ce type de capteur sont des disques spéciaux de cristal piézo-électrique, qui ont la propriété de transformer une contrainte (solicitation mécanique : pression ou cisaillement) en charges électriques Q (en pC). Ces disques piézo-électriques doivent se trouver entre deux masses relativement importantes par l'intermédiaire d'un ressort. Lorsque le capteur est soumis à une vibration, les masses exercent une pression alternative sur les disques qui, grâce à leur effet piézo-électrique, créent une variation de charge électrique proportionnelle à la force appliquée et donc à l'accélération des masses.
- **Vitesse (vélocimètre ; mm/s ou mV) :** Un aimant permanent génère une induction magnétique constante B. Les lignes de champ se referment par l'intermédiaire du boîtier. Une bobine suspendue par des membranes peut se déplacer dans la direction des lignes de champ. Une force électromotrice (fém) d'induction 'e' est alors générée, qui est le produit de la vitesse v de vibration, de l'induction magnétique B et de la longueur l de l'enroulement ( $e=B.l.v$ ) [BEN08].
- **Déplacement ( $\mu\text{m}$ , mm ou mV) :** Il existe en effet des capteurs : (Inductifs, Capacitifs et à courants de Foucault), c'est ce dernier qui s'est imposé dans le monde entier, 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. Elle se traduit alors dans le conditionneur par une diminution de la tension. Cet effet est démodulé dans le conditionneur et transformé en un signal de mesure proportionnel à la distance objet/bobine (de mV à mm). [14]



*Figure (II. 3) : Schéma de principe d'un capteur de vibration*

Ces paramètres sont des informations qu'il faut les connaître avec la meilleure précision possible.

Pour obtenir la vitesse et le déplacement à partir d'une accélération, il faut intégrer une et deux fois le signal de sortie de l'accéléromètre. C'est précisément pour cela que le choix d'un accéléromètre est très important. Les variations d'amplitude et le décalage peuvent conduire à des erreurs importantes, après intégration (ou inversement par dérivation).

Le choix de l'unité n'est pas indifférent, il dépend, essentiellement, de la bande fréquentielle de chaque capteur. Les mesures en accélération sont à privilégier ( $0 < F < 20000$  Hz), les mesures en vitesse (réservées aux basses fréquences  $F < 1000$  Hz) et en déplacement (très basses fréquences  $F < 100$  Hz) . [8]

Toutefois, l'accélération est celle qui permet de mettre en évidence les phénomènes vibratoires dont les fréquences sont les plus élevées. Pour ces raisons, on choisit ici, de représenter l'analyse des signaux vibratoires de la machine asynchrone sur la base d'une accélération, afin de pouvoir caractériser les effets des défauts sur une plage fréquentielle la plus large possible.

### II.5.2. Type de détection

Il doit être clairement identifié parmi :

- L'amplitude crête à crête  $A_{pk-pk}$  (amplitude maximale du signal).
- L'amplitude crête  $A_{0-p}$  (indique le niveau des chocs de courte durée).
- L'amplitude efficace  $A_{rms}$ , valeur efficace ou 'rms' (root mean square : tient compte du contenu énergétique et des capacités destructrices de la vibration).

En pratique on utilise souvent :

- La valeur efficace pour les mesures issues d'accéléromètres.
- L'amplitude crête à crête pour les mesures issues de sondes de déplacement.

### II.5.3. Analyse fréquentielle

Toute anomalie est traduite par une fréquence correspondante à celle du phénomène qui la provoque, d'où l'analyse de spectre, permet le diagnostic.

La mesure de l'amplitude de certaines raies du spectre (correspondantes au défaut recherché) permettra le suivi de ce défaut. Le tableau (I-1) du premier chapitre résume quelques fréquences caractéristiques des défauts [15].

### II.5.4. Fixation de l'accéléromètre sur le palier

Le montage de l'accéléromètre sur la structure a une influence considérable sur la réponse du capteur. Plus la fixation est rigide, plus la réponse s'élargit vers les hautes fréquences.

Valeur de bandes passantes (exemple) :

- Vissé : 0 à 12KHz (très bonne réponse mais pas toujours réalisable).
- Collé : 0 à 12KHZ (une pastille peut être collée est le capteur vissé sur cette pastille).
- Aimant : 0 à 2,5 KHz.
- Tenu à la main : 0 à 1KHz (à n'utiliser que dans le cadre de mesure comparative).

Compte tenu des deux points précédents concernant la bande passante, on doit s'assurer en choisissant un accéléromètre et son mode de fixation, que la gamme de fréquence (bande passante) de l'ensemble accéléromètre plus fixation, couvre la gamme de fréquence de mesure désirée.

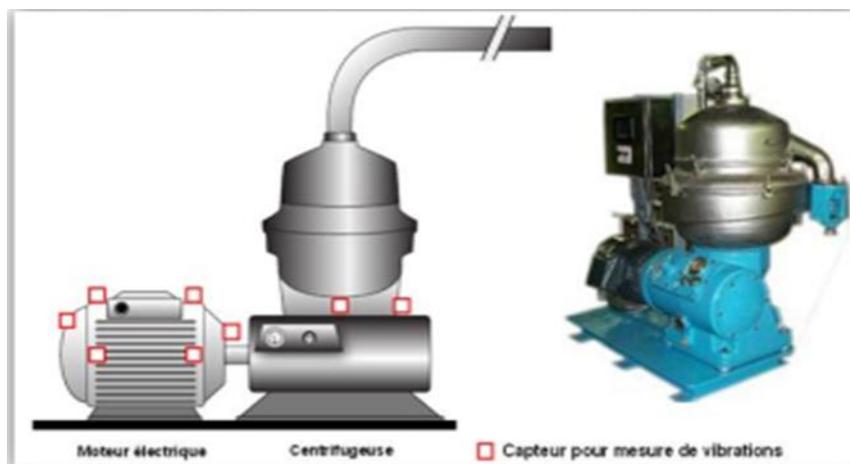
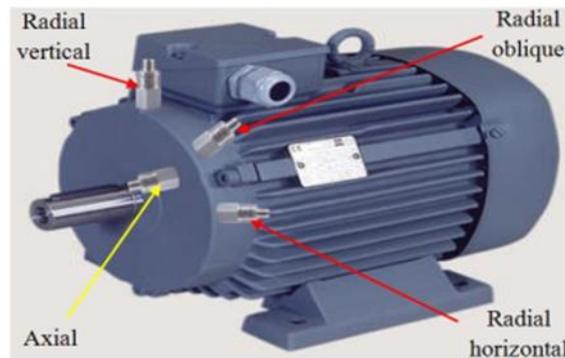


Figure (II. 4) : Exemple des points de fixations dans un système électromécanique

### II.5. Les points de mesure

Généralement, la localisation des points de mesure se fait pour les raisons suivantes :

- Les mesures de vibrations sont réalisées sur les paliers de la machine.
- Le capteur doit être placé de façon à assurer un trajet direct (rotor-structure) aux vibrations.



*Figure II. 5 : Différents points de mesure des vibrations d'une MAS*

Les mesures peuvent se faire :

- Dans un plan radial (vertical : PRV, horizontal : PRH, oblique : PRO).
- Et/ou dans un plan axial (axial : PA).

On fait les mesures de vibrations pour :

- Vérifier les fréquences et les amplitudes indésirables.
- Eviter les fréquences de résonance des composants de la structure.
- Être capable d'amortir ou isoler la ou les sources de vibrations.
- Etudier le comportement du système électrique (mas).
- Faciliter la maintenance préventive des machines.
- Construire ou vérifier les modèles informatiques qui entrent en jeu.

### II.6. La maintenance prédictive

Dans les secteurs industriels, le bon fonctionnement des machines est une priorité absolue, car ce sont ces dernières qui assurent la production. Puisque ces machines se doivent de fonctionner bien souvent sans interruption, il est possible que survienne des dysfonctionnements ou des pannes à tout instant. Ces dernières sont sources de perte de temps et d'argent pour l'entreprise. C'est ici où intervient la maintenance prédictive.

Depuis de nombreuses années les services de maintenance adoptent déjà ce qu'on appelle la maintenance curative, qui consiste à réparer au plus vite les machines quand il y a une panne. Puis très rapidement est apparu le concept de maintenance préventive qui consiste à contrôler régulièrement les équipements afin de prévenir toute panne. Enfin, en quelques années, la maintenance prédictive a envahi et révolutionné le secteur de l'IoT. Ici point de sorcellerie, l'idée est d'anticiper les défaillances à venir sur un équipement, une machine ou un système. Le tout est réalisable grâce à l'analyse d'un ensemble de données.

Découvrez, dans ce guide, la définition et l'intérêt de la maintenance prédictive dans les secteurs industriels.

#### II.6.1. La maintenance prédictive

Connue également sous le nom « maintenance prévisionnelle » est une technique utilisée principalement dans le secteur industriel, qui consiste à utiliser de divers appareils d'analyse et de surveillance pour surveiller l'état des machines dans une usine.

Son principal but est de prévenir les problèmes qui peuvent nuire au bon fonctionnement de tous les matériels de production et identifier à l'avance, les usures et les autres dégâts. Cette technique permet aux entreprises de gagner en efficacité, en rentabilité et éviter de faire des dépenses inutiles. En bref, la maintenance prédictive consiste à vérifier avec une grande précision si les pièces d'une machine ou la machine elle-même présentent des signes de défaillance. Grâce à cette technique, les entreprises peuvent éviter le risque de l'immobilisation totale d'une chaîne de production, car les problèmes seront anticipés en avance et résolus avant même qu'il ne représente un danger potentiel.

Pour schématiser, des capteurs écoutent et surveillent divers comportements physiques de la machine à tout instant. Ils partagent ces données avec un « système intelligent » capable de détecter et analyser les variations. [15]

### II.6.1.1. Les outils de maintenance prédictive :

Nombreux sont les outils pouvant être utilisés pour effectuer l'optimisation de votre maintenance. Vous pouvez décider d'équiper vos équipes de maintenance interne avec ces outils, pour qu'ils puissent assurer une surveillance régulière et optimale de la santé de vos machines.

L'un de ces outils est le logiciel **GMAO** (Gestion de la maintenance assistée par ordinateur), qui a pour rôle de communiquer les informations de manière fluides et précise entre les services de maintenance, les techniciens et responsables. Grâce aux données fournies par de divers capteurs ou d'autres matériels informatiques industriels, la GMAO est capable d'enclencher un ordre de maintenance, en cas anomalie.

La GMAO permet également de gérer à la fois la maintenance type corrective, préventive et curative. Cette capacité la rend indispensable à la mise en place d'une maintenance prévisionnelle. Pourtant la présence humaine reste toujours essentielle dans le bon déroulement d'une maintenance, car lorsqu'il y a une alerte, la présence d'un technicien est toujours indispensable pour intervenir rapidement.

Ces dernières années une nouvelle technologie a fait son entrée dans le domaine : l'intelligence artificielle via le machine Learning. C'est en apprenant pendant des semaines ou des mois qu'avec le temps, ce système devient de plus en plus pertinent et capable de détecter des problèmes de plus en plus tôt. [17]

### II.7. Instruments d'imagerie



Cette méthode d'imagerie est une prouesse technologie qui utilise l'infrarouge pour générer une image thermique sur un écran. Elle est capable de repérer les points les plus chauds sur la machine ou l'équipement. Parfois, les composants qui présentent un dysfonctionnement ont tendance à émettre de la chaleur. Grâce à l'infrarouge, vous pouvez localiser facilement les pièces en voie de dysfonctionnement, sans démonter les machines pour regarder à l'intérieur.

### II.7.1. Détection de vibration

Les vibrations constituent l'un des outils de détection indispensable utilisés dans la maintenance prévisionnelle. Ces derniers temps, les secteurs industriels ont recouru à des machines presque silencieuses conçues pour n'émettre aucune vibration.

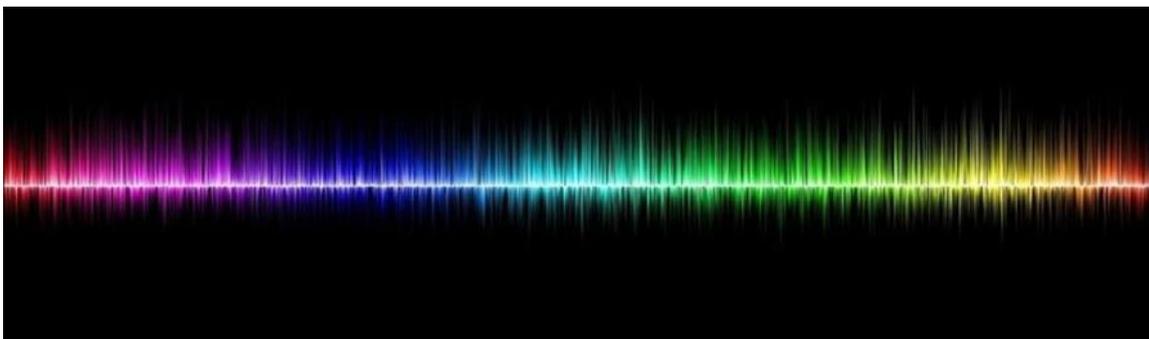
De ce fait, la détection vibratoire permet d'identifier le moindre changement synonyme de dysfonctionnement sur une machine, des vibrations anormales qui annoncent une panne à venir. Pour cela, vous pouvez utiliser un analyseur portable ou recourir à un moniteur intégré sur la machine qui montre des schémas de vibration. Il existe également avec l'aire de l'IoT une solution tout-en-un appelé WISE-2410.

WISE-2410 capteur de vibration et température autonome de la marque Advantech

Vos spécialistes peuvent, grâce à cette technique, repérer rapidement les causes des vibrations et en prévenir les conséquences. Ainsi, les résultats d'analyses prélevés par d'autres capteurs informatiques industriels peuvent être comparés pour localiser avec une grande précision toute défaillance.



### II.7.2. Analyse des ultrasons



Tout comme la détection de vibration, l'analyse des ultrasons permet également de mettre en évidence les anomalies qui pourraient passer inaperçues.

Puisque les machines peuvent émettre des sons imperceptibles par notre oreille, l'analyse des ultrasons permet de les identifier dès leur apparition, évitant ainsi bon nombre de pannes sur les appareils. Il est donc recommandé de recourir à ce type d'analyse, car elle permet

## **Chapitre II : La maintenance de machines industrielles**

---

également de mettre en valeur les petites usures dans les pièces internes d'un appareil avant qu'elles n'engendrent de graves pannes.

Aujourd'hui il existe des modèles automatisés capables d'analyser ces données en quasi temps réel et de prévenir des pannes bien souvent extrêmement coûteuses.

De nombreuses autres solutions existent comme par exemple l'analyse du son, des huiles, des températures, ...

## Chapitre III

# L'intelligence artificielle

### III.1. Introduction

La nécessité de mettre en œuvre des systèmes intelligents dans le diagnostic des défaillances est devenue une exigence essentielle dans la mesure où les processus de maintenance industrielle deviennent de plus en plus complexes. Cette complexité est le résultat de développements sophistiqués dans les machines, et les processus industriels impliqués. La quantité de travail exigée actuellement, pour fournir un diagnostic de défauts rapide et fiable, a dépassé les capacités des opérateurs humains à gérer ces processus en temps opportun. En outre, en raison de la nature compliquée des machines modernes, il existe également un risque accru de défaillance nécessitant des techniques efficaces de résolution des problèmes. Le traitement de défaillance des machines est un facteur important dans l'adaptation avec , la demande croissante de produits de haute qualité, production et réduction du coût, la disponibilité des machines en temps opportun, la fiabilité des équipements de production et le plus important, des exigences de sécurité accrues dans tous les éléments de la chaîne de production.

Ces facteurs sont devenus motivants pour l'utilisation de modèles de diagnostic intelligents dans l'identification des défauts dans les machines.

L'identification de l'état final est une autre tâche dans le diagnostic de défauts des machines tournantes. Le diagnostic est principalement effectué en utilisant des techniques d'intelligence artificielle (IA). Les applications des méthodes d'IA sont principalement caractérisées par l'implémentation des systèmes à base de la logique floue ou de réseaux de neurones.

En général, les éléments constitutifs d'un système intelligent de diagnostic des défauts sont les suivants : section de collecte de données, section d'extraction des indicateurs et la section de détection et d'identification des défauts.

Les sections suivantes décrivent brièvement les techniques d'IA couramment utilisées ainsi que certains travaux réalisés utilisant ces techniques dans le diagnostic des défauts mécaniques des machines tournantes.

### III.2. Historique

En 1950, Alan Turing, mathématicien britannique, publie un article sur l'ordinateur et l'intelligence, intitulé *Computing Machinery and Intelligence*, [20] dans lequel il s'interroge sur la capacité des machines à penser. Il développe alors une heuristique simple pour tester son hypothèse : un ordinateur pourrait-il mener une conversation et répondre à des questions d'une manière qui puisse conduire une personne suspicieuse à penser que l'ordinateur est en réalité un humain ? De là naît le « test de Turing », encore utilisé de nos jours. La même année, Claude Shannon propose la création d'une machine à laquelle on pourrait apprendre à jouer aux échecs. [21]

L'entraînement de la machine pouvait alors se faire en recourant à la force brute ou en évaluant un ensemble réduit de déplacements stratégiques de l'adversaire [21]

Nombreux sont ceux qui considèrent le Dartmouth Summer Research Project, mené à l'été 1956, comme le point de départ de l'intelligence artificielle (IA). Lors de cet atelier, John McCarthy, Alan Newell, Arthur Samuel, Herbert Simon et Marvin Minsky ont conceptualisé le principe de l'IA. Si les recherches dans le domaine de l'IA n'ont cessé de progresser au cours des 60 dernières années, les promesses de ses précurseurs se révèlent à l'époque par trop optimistes. L'IA connaît alors, dans les années 70, un temps d'arrêt (on parle de l'« hiver de l'IA »), marqué par une chute des financements et de l'intérêt pour la recherche connexe.

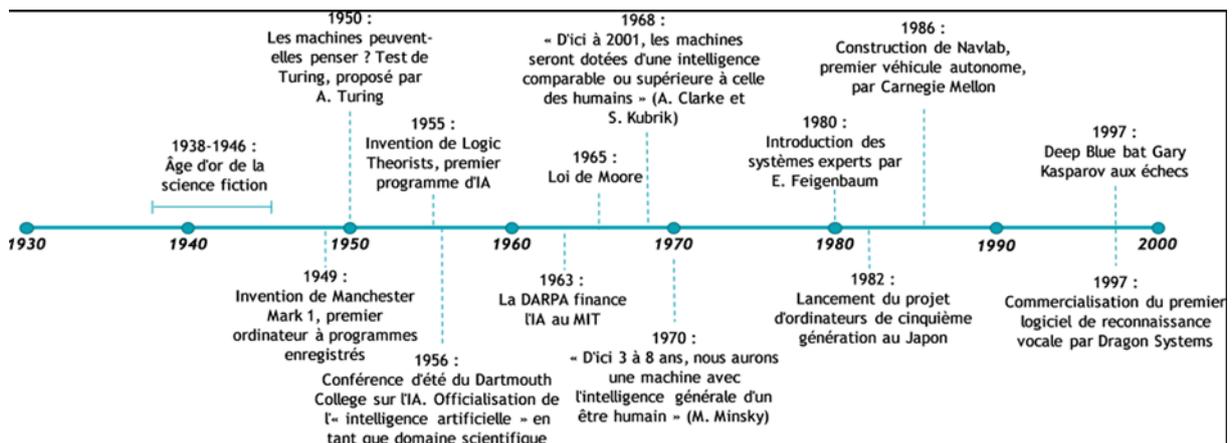


Figure 1 historique de l'intelligence artificielle

On observe dans les années 90 un regain sur ces deux fronts, à la faveur des progrès en termes de puissance de calcul [20]. La figure 1 propose une chronologie de l'évolution de l'IA depuis sa naissance.

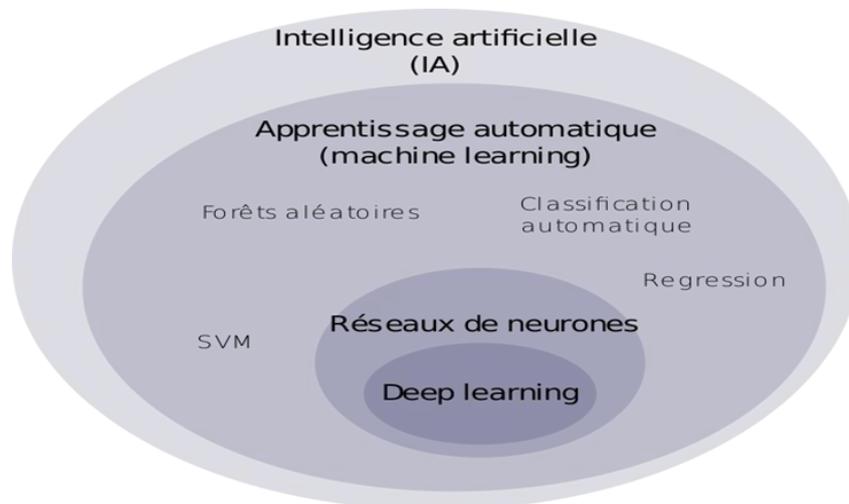
### III.3. Définition de l'intelligence artificielle :

C'est une discipline scientifique relative au traitement des connaissances et au raisonnement dans le but de permettre à une machine d'exécuter des fonctions normalement associées à l'être humain. L'intelligence artificielle tente de reproduire les processus cognitifs humains dans le but de réaliser des actions « intelligente ». Elle est comme « la construction des programmes informatiques qui s'adonnent à des tâches qui sont pour l'instant accomplies de façon plus satisfaisante par des êtres humains car elles demandent des processus mentaux de haut niveau tels que :

- L'organisation de la mémoire et le raisonnement critique.
- L'apprentissage perceptuel.

La norme ISO 2382-28 définit l'intelligence artificielle comme la « capacité d'une unité fonctionnelle à exécuter des fonctions généralement associées à l'intelligence humaine, telles que le raisonnement et l'apprentissage ». Qualifiée de prochaine révolution informatique, l'intelligence artificielle est au cœur de tous les sujets d'actualités, il semble indispensable de

Définir cette technologie de rupture et de clarifier son régime juridique, mais aussi d'identifier les applications en cours ou en développement dans les entreprises et les bénéfices qu'elles en tirent.



*Figure (III. 1) : L'intelligence artificielle et ces domaines d'application*

### III.3.1. Système d'IA

Un système d'IA est un système automatisé qui, pour un ensemble donné d'objectifs définis par l'homme, est en mesure d'établir des prévisions, de formuler des recommandations, ou de prendre des décisions influant sur des environnements réels ou virtuels. Pour ce faire, il se fonde sur des entrées machine et/ou humaines pour :

- i) Percevoir les environnements réels et/ou virtuels.
- ii) Transcrire ces perceptions en modèles grâce à une analyse manuelle ou automatisée (s'appuyant par exemple sur l'apprentissage automatique).
- iii) Utiliser des inductions des modèles pour formuler des possibilités de résultats (informations ou actions à entreprendre).

Les systèmes d'IA sont conçus pour fonctionner à des niveaux d'autonomie divers.

### III.3.2. Modèle d'IA, construction et interprétation de modèle

Au cœur d'un système d'IA se trouve le modèle d'IA, représentation de tout ou partie de l'environnement externe du système qui en décrit la structure et/ou la dynamique. Un modèle peut être fondé sur des connaissances spécialisées et/ou des données, émanant d'humains et/ou d'outils automatisés (des algorithmes d'apprentissage automatique, par exemple). Les objectifs (tels que les variables de sortie) et les mesures de performance (fiabilité, ressources d'entraînement, représentativité de l'ensemble de données) guident le processus de construction. L'induction est le processus par lequel les humains et/ou les outils automatisés déduisent des résultats à partir du modèle. Ceux-ci prennent la forme de recommandations, de prévisions ou de décisions. Les objectifs et les mesures de performance guident l'exécution. Dans certains cas (règles déterministes), le modèle peut générer une seule recommandation.

Dans d'autres (modèles probabilistes), il peut en proposer une variété. Ces recommandations sont associées à différents niveaux, par exemple de mesures de performance telles que le niveau de confiance, de robustesse ou de risque. Il peut être possible, au cours du processus d'interprétation, d'expliquer pourquoi des recommandations particulières ont été formulées ; parfois, c'est impossible.

### III.3.3. Transformation et sélection des caractéristiques d'analyse

Le but de cette étape est d'identifier les caractéristiques qui permettent de discriminer les différentes classes. Dans le cadre de l'analyse de l'activité physique, Oscar et al [30] ont recensé deux types de caractéristiques :

Les caractéristiques basées sur la fréquence (caractéristiques fréquentielles).

Les caractéristiques basées sur le temps (caractéristiques temporelles) telles que la moyenne, la médiane, l'écart-type, l'interquartile [31].

D'autres types de caractéristiques qui permettent une représentation globale peuvent être utilisées. En l'occurrence, l'analyse en composantes principales (ACP) qui est une méthode d'analyse de données très connue en statistique et dans les sciences expérimentales. Elle consiste à rechercher les directions de l'espace qui représentent le mieux les corrélations dans un ensemble de données. Ceci a pour objectifs de réduire la dimension des caractéristiques et de les visualiser afin d'analyser les corrélations entre ces données [28]

### III.3.4. Classification de données

La première étape d'un projet d'apprentissage automatique est la récupération et l'importation des données. Malheureusement, dans des projets réels, nous obtenons régulièrement des fichiers incomplets, comportant des erreurs. Il est donc crucial, avant même de travailler sur des visualisations ou des algorithmes, de s'assurer d'obtenir des données correctes, et bien étiquetées. L'apprentissage automatique comporte généralement deux phases. La première consiste à estimer un modèle à partir de données, appelées observations, qui sont disponibles et en nombre fini, lors de la phase de conception du système. La seconde phase correspond à la mise en production : le modèle étant déterminé, de nouvelles données peuvent alors être soumises afin d'obtenir le résultat correspondant à la tâche souhaitée.

Selon les informations disponibles durant la phase d'entraînement, l'apprentissage est qualifié de différentes manières. Si les données sont étiquetées (c'est-à-dire que la réponse à la tâche est connue pour ces données), il s'agit d'un apprentissage supervisé. On parle de classification si les étiquettes sont discrètes, ou de régression si elles sont continues. Si le modèle est appris de manière incrémentale en fonction d'une récompense reçue par le programme pour chacune des actions entreprises, on parle d'apprentissages par renforcement.

Dans le cas le plus général, sans étiquette, on cherche à déterminer la structure sous-jacente des données (qui peuvent être une densité de probabilité) et il s'agit alors d'apprentissage non supervisé.

Les différences entre l'analyse de regroupement (ou clustering) et l'analyse discriminante ne concernent que la session d'apprentissage de l'algorithme. Une fois que les paramètres sont déterminés et que nous commençons à utiliser le modèle, les deux modèles ont le même usage pour classer un objet dans un certain nombre de catégories.

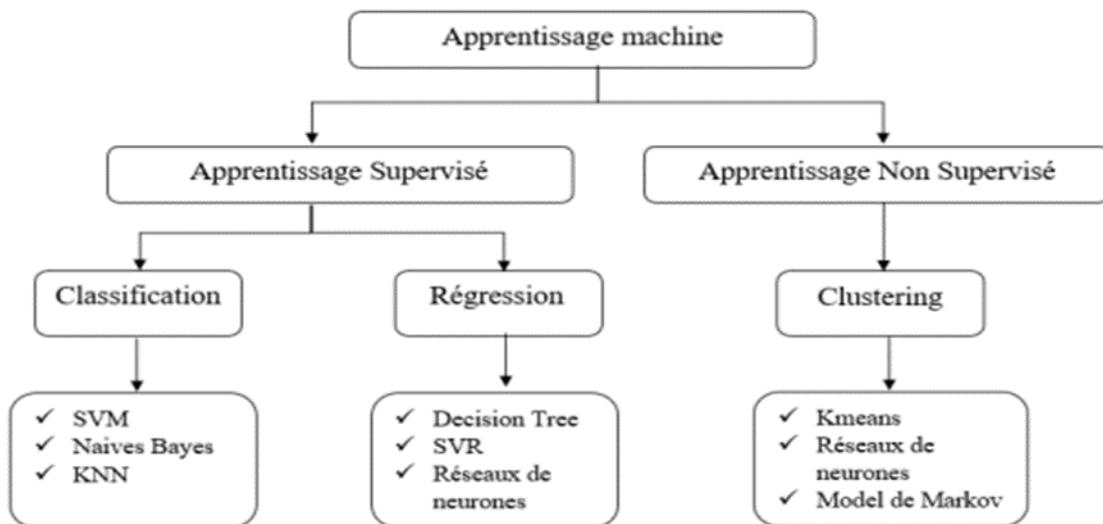


Figure (III. 2) : Taxonomie des modèles d'apprentissage automatique

### III.4. L'apprentissage automatique

Le terme apprentissage dans la langue courante est ambigu. Il désigne aussi bien l'apprentissage "par cœur" d'une poésie, que l'apprentissage d'une tâche complexe telle que la lecture. Clarifions la distinction [6] :

- Le premier type d'apprentissage correspond à une simple mémorisation. Or les ordinateurs contemporains, avec leurs mémoires de masse colossales, n'ont aucune difficulté à mémoriser une encyclopédie entière, sons et images inclus.
- Le second type d'apprentissage se distingue fondamentalement du premier en cela qu'il fait largement appel à notre faculté de généraliser. Ainsi pour apprendre à lire, on doit être capable d'identifier un mot écrit d'une manière que l'on n'a encore jamais vue auparavant.

### III.5. Types d'apprentissage

Les algorithmes d'apprentissage peuvent se catégoriser selon le mode d'apprentissage qu'ils emploient :

#### III.5.1. L'apprentissage supervisé

Si les classes sont prédéterminées et les exemples que l'on connaît, le système apprend à classer selon un modèle de classement ; on parle alors d'apprentissage supervisé (ou d'analyse discriminante).

L'apprenant peut alors trouver ou approximer la fonction qui permet d'affecter la bonne « étiquette » à ces exemples. Parfois il est préférable d'associer une donnée non pas à une classe unique, mais une probabilité d'appartenance à chacune des classes prédéterminées (on parle alors d'apprentissage supervisé probabiliste). L'analyse discriminante linéaire ou les SVM sont des exemples typiques. Autre exemple : en fonction de points communs détectés avec les symptômes d'autres patients connus (les « exemples »), le système peut catégoriser de nouveaux patients au vu de leurs analyses médicales en risque estimé (probabilité) de développer telle ou telle maladie.

#### III.5.2. L'apprentissage non-supervisé

Quand le système ou l'opérateur ne dispose que d'exemples, mais non d'étiquettes, et que le nombre de classes et leur nature n'ont pas été prédéterminés, on parle d'apprentissage non supervisé (ou clustering). Aucun expert n'est disponible ni requis. L'algorithme doit découvrir par lui-même la structure plus ou moins cachée des données.

Le système doit ici dans l'espace de description (la somme des données) cibler les données selon leurs attributs disponibles, pour les classer en groupe homogènes d'exemples.

La similarité est généralement calculée selon la fonction de distance entre paires d'exemples.

C'est ensuite à l'opérateur d'associer ou déduire du sens pour chaque groupe. Divers outils mathématiques et logiciels peuvent l'aider. On parle aussi d'analyse des données en régression. Si l'approche est probabiliste (c'est à dire que chaque exemple au lieu d'être classé dans une seule classe est associé aux probabilités d'appartenir à chacune des classes), on parle alors de « soft clustering » (par opposition au « hard clustering ») [22].

Exemple : Un épidémiologiste pourrait par exemple dans un ensemble assez large de victimes de cancers du foie tenter de faire émerger des hypothèses explicatives, l'ordinateur pourrait différencier différents groupes, qu'on pourrait ensuite associer par exemple à leur provenance géographique, génétique, à l'alcoolisme ou à l'exposition à un métal lourd ou à une toxine telle que l'aflatoxine.

### **III.5.3. L'apprentissage partiellement supervisé (probabiliste ou non)**

Quand l'étiquetage des données est partiel. C'est le cas quand un modèle énonce qu'une donnée n'appartient pas à une classe A, mais peut-être à une classe B ou C (A, B et C étant 3 maladies par exemple évoquées dans le cadre d'un diagnostic différentiel).

#### **III.5.3.1. Apprentissage hors ligne**

Ce mode d'apprentissage consiste à accumuler les erreurs instantanées et consécutives, et n'effectue l'adaptation des poids synaptiques que lorsque l'ensemble des données d'apprentissage ont tout présent sur le réseau. Cette dernière méthode permet de mieux estimer le gradient réel de la fonction, puisqu'il est présent calcul à partir d'un ensemble d'exemples, plutôt que de partir d'un seul.

#### **III.5.3.2. Apprentissage en ligne**

Il consiste modifier les valeurs des poids synaptiques immédiatement après la présentation d'un exemple. Dans ce cas, seul le gradient instantané de la fonction de t est utilisé pour l'adaptation des paramètres du système. Sous la condition que les exemples soient présents au réseau de neurones de manière aléatoire, l'apprentissage en ligne rend la recherche du minimum de la fonction de test stochastique en nature, ce qui rend moins probable, pour l'algorithme d'apprentissage, de tomber dans un minimum local.

La capacité relative des modes d'apprentissage en ligne et hors-ligne dépend essentiellement du problème considéré. L'apprentissage en ligne présente cependant l'avantage que, pour une seule présentation de l'ensemble de la base de données, il implique de multiples phases d'adaptations des poids synaptiques lorsque des données similaires se représentent, ce qui se produit fréquemment pour des bases de données très étendues (Hagan et al., 1995).

### **III.5.4. L'apprentissage par renforcement**

L'apprentissage par renforcement ou Reinforcement Learning est une méthode de Machine Learning. Elle consiste à entraîner des modèles d'intelligence artificielle d'une manière bien spécifique, l'agent IA doit apprendre à atteindre un objectif au sein d'un

environnement incertain et potentiellement complexe. Pour y parvenir, l'ordinateur essaye toutes les façons possibles et apprend de ses erreurs.

À chaque tentative, l'IA reçoit une récompense ou une punition en fonction des actions effectuées. Elle est programmée pour maximiser sa récompense, et tentera donc de trouver la méthode le lui permettant.

Le programmeur se charge de mettre en place les conditions de récompenses. Il se charge donc de fixer les « règles du jeu ». En revanche, aucune instruction, aucun indice n'est donné à l'agent IA pour lui suggérer comment accomplir la tâche demandée. C'est à lui de découvrir comment maximiser sa récompense, en commençant par des tentatives totalement aléatoires pour terminer par des tactiques extrêmement sophistiquées.

### III.5.5. La fonction de prédiction

En apprentissage supervisé (Supervised Learning), un algorithme de Machine Learning va trouver une fonction de prédiction/approximation  $F$ , qui se basera sur des variables prédictives  $X$  et va approcher une variable cible  $Y$  tel que :  $F(X) \approx Y$ .

Un des aspects importants à considérer dans cette fonction est : Comment se généralisera-t-elle sur des données qu'elle n'a pas encore "vu" lors de la phase d'apprentissage ?

Cette question est importante car le but du Machine Learning est de prédire des résultats sur des données non vues par la fonction prédictive. Le but du jeu est que la prédiction faite soit la plus proche possible de la réalité et ce après que le modèle s'est entraîné sur des données d'apprentissage (Training Set).

En effet, quand un algorithme du Supervised Learning va produire une fonction/modèle de prédiction  $F$ , il se basera sur des données d'apprentissage. La fonction  $F$  produite va capturer toutes propriétés et corrélations présentes dans le Training Set.

Ces propriétés et corrélations sont propres au Training Set. C'est pour cela que les données d'apprentissage doivent être assez représentatives du problème métier. Plus le Training Set est représentatif du problème métier, mieux seront les corrélations capturées par le modèle prédictif. Par conséquent, le modèle de prédiction calculé à l'issue de la phase d'apprentissage sera mieux généralisable et permettra des prédictions plus précises sur des données qui ne sont pas présentes dans le Training Set.

### III.5.5. Sur apprentissage ( overfitting )

L'Overfitting (sur-apprentissage) désigne le fait que le modèle prédictif produit par l'algorithme de Machine Learning s'adapte bien au Training Set. [20]

Quand on dit que la fonction prédictive s'adapte bien au Training Set, je sous-entends qu'elle s'adapte même trop bien aux données d'apprentissage. Par conséquent, le modèle prédictif capturera tous les "aspects" et détails qui caractérisent les données du Training Set. Dans ce sens, il capturera toutes les fluctuations et variations aléatoires des données du Training Set. En d'autres termes, le modèle prédictif capturera les corrélations généralisables ET le bruit produit par les données.

On dit que la fonction prédictive se généralise mal. Et que le modèle souffre d'Overfitting.

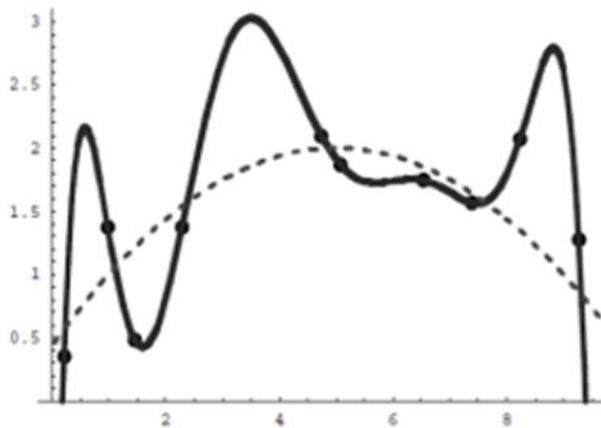


Figure (III. 3) « a » : l'apprentissage par cœur (overfitting)

La figure (4) ci-dessus montre un exemple d'Overfitting. Le tracé en bleu représente une fonction de prédiction qui passe par toutes les données du Training Set (points en vert). On voit bien que la fonction est instable (grande variance) et qu'elle s'écarte beaucoup des points rouges qui représentent des données non vues lors de la phase d'apprentissage (Test Set).

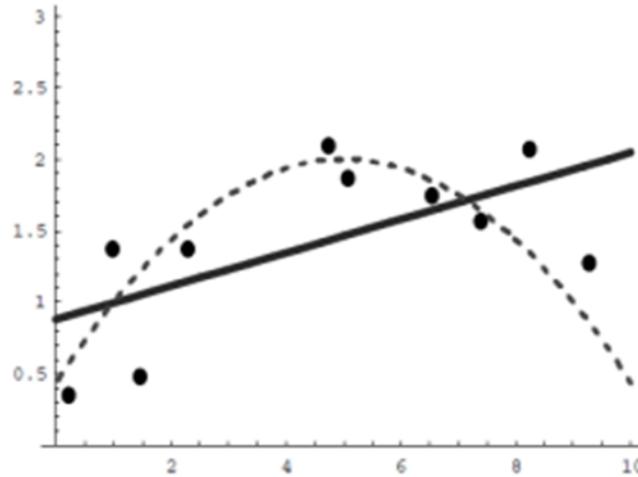
### III.5.6. Sous apprentissage ( underfitting )

L'Underfitting (sous-apprentissage), sous-entend que le modèle prédictif généré lors de la phase d'apprentissage, s'adapte mal au Training Set.

Autrement dit, le modèle prédictif n'arrive même pas à capturer les corrélations du Training Set. Par conséquent, le coût d'erreur en phase d'apprentissage reste grand. Bien évidemment, le modèle prédictif ne se généralisera pas bien non plus sur les données qu'il n'a pas encore vu. Finalement, le modèle ne sera viable car les erreurs de prédictions seront grandes.

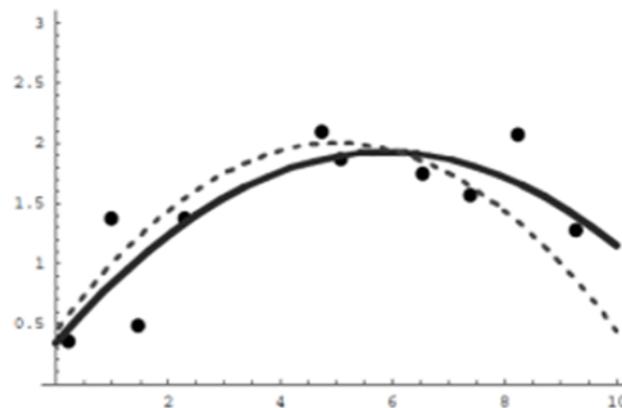
Dans ce cas de figure, on dit que le modèle souffre d'Underfitting. On dit également qu'il souffre d'un grand Bias (biais).

Underfitting : un modèle généraliste incapable de fournir des prédictions précises



*Figure (III. 4) « b » : sur apprentissage (underfitting)*

La figure (5) ci-dessus montre un exemple d'Underfitting. La courbe approche les 4 points et l'erreur est grande pour les autres.

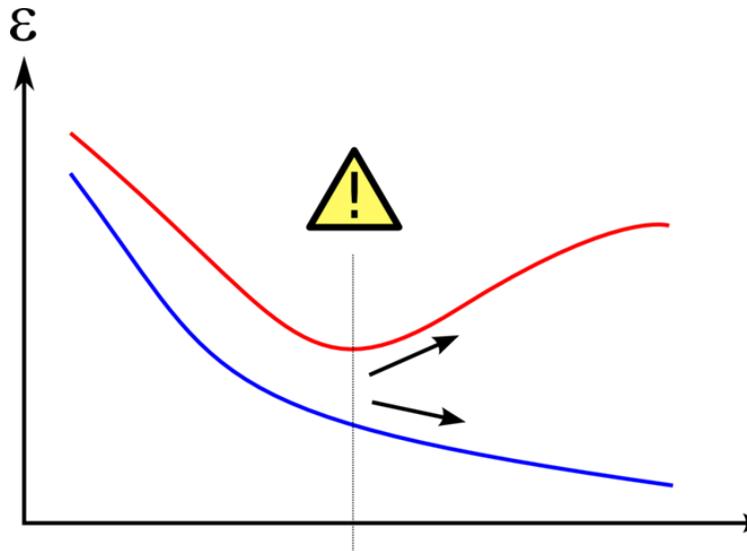


*Figure (III. 5) : compromis entre « a et b » (bon model)*

Le meilleur modèle est celui du juste milieu

Vous l'aurez bien compris, on cherche un modèle qui est au "juste milieu". Il ne doit souffrir ni d'Underfitting ni d'Overfitting. En d'autres termes, il ne souffre ni d'un grand Bias ni d'une grande variance, Trouver ce juste milieu est le challenge de chaque data scientist lors d'un projet de Machine Learning, Le juste milieu est le point juste avant le commencement de

l'augmentation du coût d'erreur dans le Test Set. C'est à ce stade que le modèle sera abouti et bien généralisable.



*Figure (III. 6) : meilleur modèle*

Le tracé en bleu signale le coût d'erreur global du modèle à travers le temps sur le Training Set. Celui en rouge représente la même information mais sur un Test Set. Le picto de warning représente le point optimal pour le modèle prédictif. A droite de ce point on tombe dans le Overfitting, et à gauche on tombe dans l'Underfitting.

### **III.6. Traitement et extraction des caractéristiques dans le cadre de la maintenance prédictive des paliers à roulements**

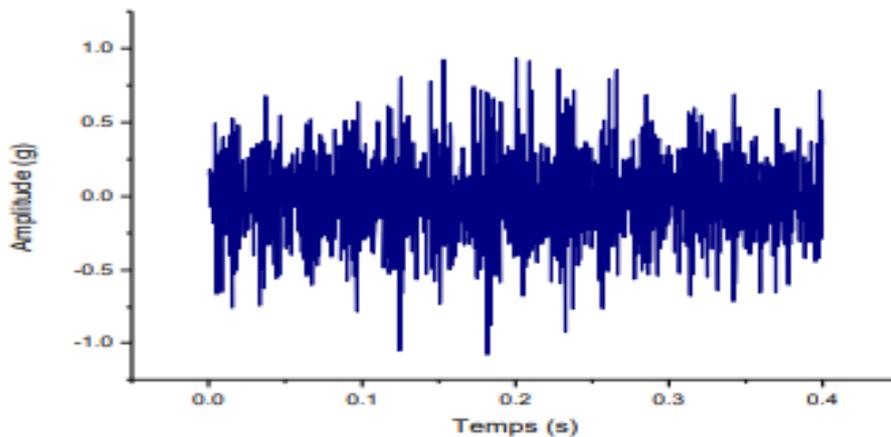
#### **III.6.1. Source d'exploitation des données**

Le processus d'analyse des vibrations nécessite de rassembler des données machine complexes et de les déchiffrer. Contrairement aux courbes de vibrations théoriques simples, le profil d'un équipement est extrêmement complexe car il existe généralement de nombreuses sources de vibrations. Chaque source génère sa propre courbe, mais celles-ci sont essentiellement additionnées et affichées sous la forme d'un profil composite. Ces profils peuvent être affichés sous deux formats : domaine temporel et domaine fréquentiel [24].

#### **III.6.2. Le domaine temporel**

Les données de vibration tracées en fonction de l'amplitude et du temps sont appelées un profil de données dans le domaine temporel. Les diagrammes temporels doivent être utilisés pour toutes les machines linéaires et à mouvement alternatif. Ils sont utiles dans l'analyse globale des trains de machines pour étudier les changements dans les conditions de

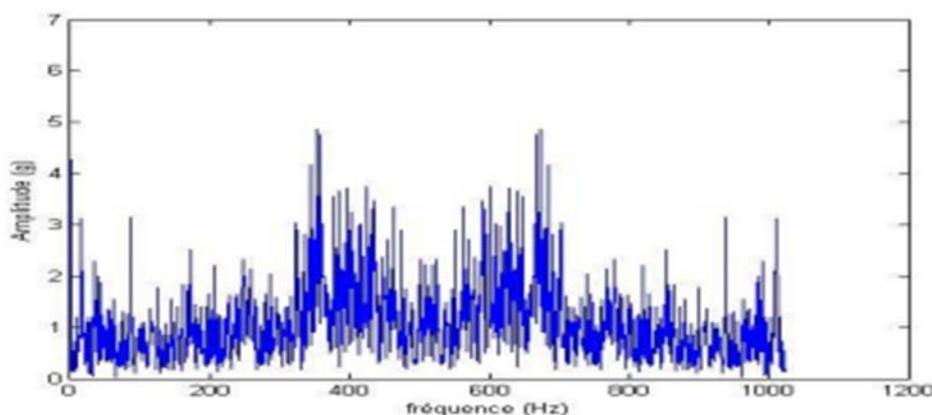
fonctionnement ; Cependant, les données dans le domaine temporel sont difficiles à utiliser. Parce que toutes les données de vibration dans ce type de tracé sont additionnées pour représenter le déplacement total à un moment donné, il est difficile de voir directement la contribution d'une source de vibration particulière.



*Figure (III. 7) : Spectre temporel*

### III.6.3. Domaine fréquentiel

D'un point de vue pratique, les fonctions simples de vibration harmonique sont liées aux fréquences circulaires des composants rotatifs ou mobiles. Par conséquent, ces fréquences représentent un multiple de la vitesse de fonctionnement de base de la chaîne cinématique (Figure 3). La détermination de ces fréquences est la première étape fondamentale dans l'analyse de l'état de fonctionnement de la machine.



*Figure (III. 8) : Spectre fréquentiel*

Les données de domaine de fréquence sont obtenues en convertissant des données de domaine temporel en utilisant une technique mathématique appelée Transformée de Fourier

Rapide (FFT). La FFT permet à chaque composante de vibration d'un spectre machine-train complexe d'être représentée comme un pic de fréquence discrète. L'amplitude du domaine fréquentiel peut être le déplacement par unité de temps lié à une fréquence particulière, qui est représentée par l'axe Y en fonction de la fréquence en tant qu'axe X. Ceci est opposé aux spectres du domaine temporel qui additionnent les vitesses de toutes les fréquences et trace la somme en tant qu'axe Y en fonction du temps en tant qu'axe X.

Les formules (III.1) et (III.2) représentent respectivement la transformée de Fourier et sa variante discrète.

$$x(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-i2\pi ft} dt \quad (\text{III.1})$$

$$x(f) = \sum_{k=0}^{N-1} x(k).e^{-2i\pi f \frac{k}{N}} \quad (\text{III.2})$$

Le théorème de PARCEVAL exprime que l'énergie contenue dans le signal temporel est égale à celle dans sa représentation fréquentielle. A partir de là nous pouvons parallèlement construire sur les signaux de puissance finie des spectres de puissance (Densité spectrale de puissance DSP), représentatifs du carré du module de la transformée de Fourier, rapportée au temps d'observation [18].

### III.6.4. Le cepstre

L'analyse cepstrale est une technique complémentaire d'analyse, développée sur plusieurs variantes, dont les plus utilisées sont le cepstre complexe ; défini comme la transformée de Fourier inverse du logarithme décimal de la transformée de Fourier, s'exprime selon une variable uniforme au temps, et est représentée par la formule (III.3) [19].

$$c = TF^{-1}[\ln[X(f)]] \quad (\text{III.3})$$

Le cepstre de puissance défini comme la transformée de Fourier inverse du logarithme décimal du module de la transformée de Fourier du signal, représenté sur l'équation (III.4)

$$c = TF^{-1}[\ln[|X(f)|]]^2 \quad (\text{III.4})$$

### III.6.5. Ondelettes

Contrairement à la STFT, La transformée d'ondelette est une méthode de traitement de signaux possédant une résolution adaptative à la taille de l'objet ou du détail analysé.

### III.6.6. Analyse d'enveloppe

L'analyse d'enveloppe est une technique de détection précoce des défauts de type choc. Pour ce faire, le signal vibratoire est relevé dans une bande fréquentielle large, et filtré autour d'une fréquence de résonance. Le signal est ensuite redressé « en mettant au positive toutes les valeurs négatives », et la transformée d'Hilbert est appliquée afin de relever son enveloppe et ainsi dissocier, le signal modulé (fréquences de résonance) du signal modulant correspondant au défaut recherché. Le diagnostic final pourra par la suite être rendu après analyse spectrale de l'enveloppe [20].

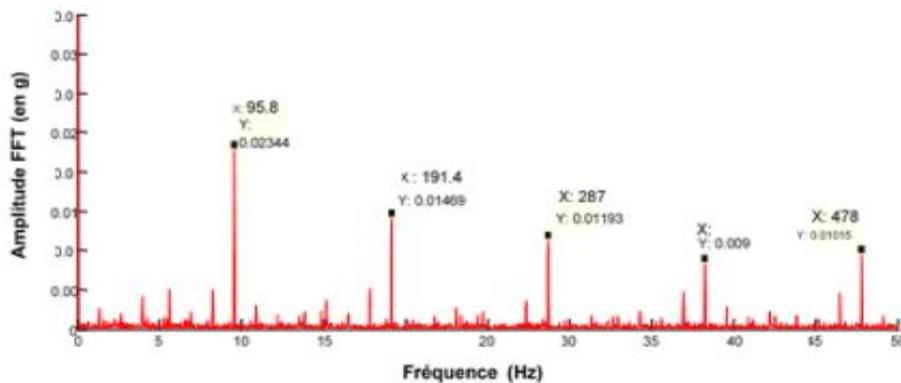


Figure (III. 9) : FFT de l'enveloppe du signal temporel (avec filtre + hanning)

### III.6.7. Les indicateurs scalaires

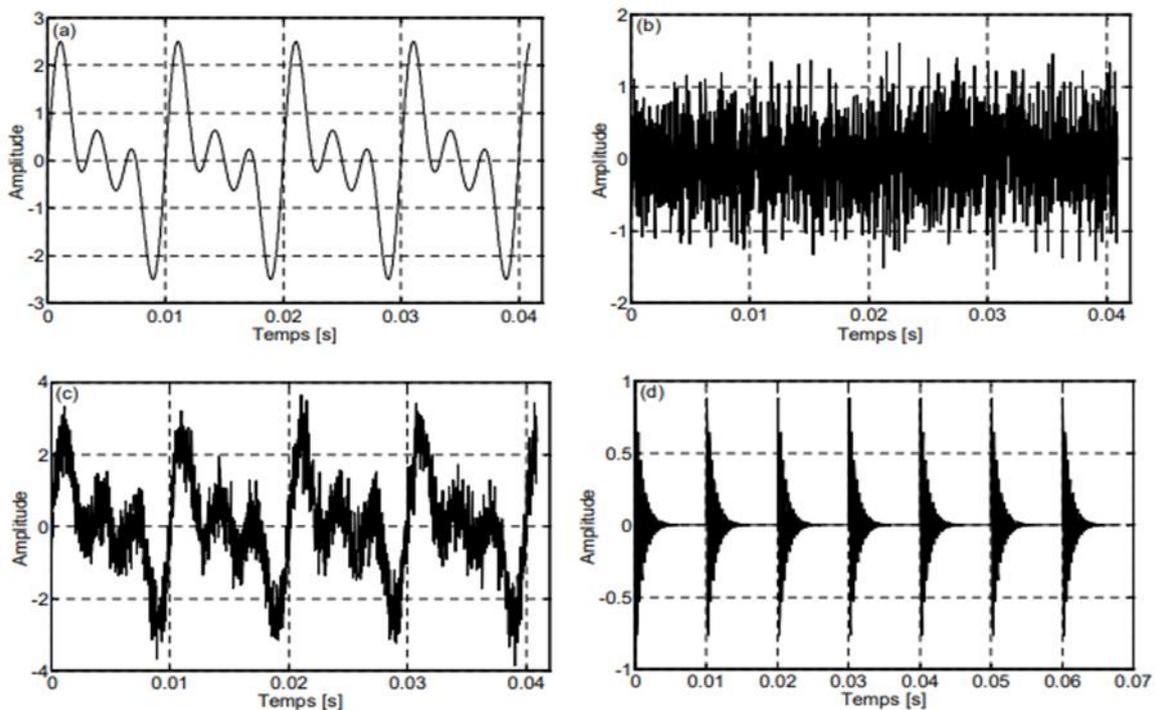
Un signal brut ou ayant fait l'objet d'un traitement préalable (filtrage, démodulation...), est caractérisé par les grandeurs suivantes :

- L'amplitude (valeur efficace, amplitude crête, taux de modulation...);
- La distribution d'amplitude (facteur de crête, Kurtosis);
- La composition spectrale (amplitude d'une composante spectrale, valeur efficace d'une famille de composantes, taux d'harmoniques...)

### III.6.8. Sélection des indicateurs scalaires sensibles au défaut de roulement

En premier lieu, un choix d'un indicateur sensible aux chocs périodiques causés par les défauts de roulements s'avère nécessaire. Pour ce faire, quatre signaux typiques ont été modélisés. Le premier signal (Fig. 5-a) est la somme de trois sinusoïdes, le deuxième (Fig. 5-b) est une fonction aléatoire représentée par un niveau significatif de bruit blanc Gaussien, quant au troisième (Fig. 5-c) il représente la somme des signaux 1 et 2, enfin le quatrième (Fig. 5-d)

représente un signal simulant des impacts périodiques à 100 Hz pouvant modéliser des chocs induits par un défaut de roulement.



*Figure (III. 10) : Signaux simulants : (a) somme de trois sinusoïdes, (b) Bruit blanc gaussien, (c) somme des signaux a et b, (d) Impacts a 100 Hz*

Pour l'ensemble des signaux, quatre indicateurs scalaires ont été calculés ; le kurtosis, le facteur de crête, le RMS et l'énergie vibratoire. D'après la figure 2, il apparaît clairement que le kurtosis est l'indicateur le plus sensible aux chocs, sa valeur importante du signal 4 ne met aucun doute sur ce fait. Le facteur de crête semble lui aussi sensible aux chocs mais bien loin du kurtosis. Enfin, le RMS et l'énergie vibratoire affichent, au contraire, des valeurs importantes pour les trois autres signaux. En effet, ils sont sensibles aux amplitudes du signal et non pas au phénomène induisant des chocs, de ce fait il est inutile de les utiliser comme indicateurs de l'état de dégradation des roulements, par contre leur variation dans le temps peut avoir une signification sur l'aggravation du défaut.

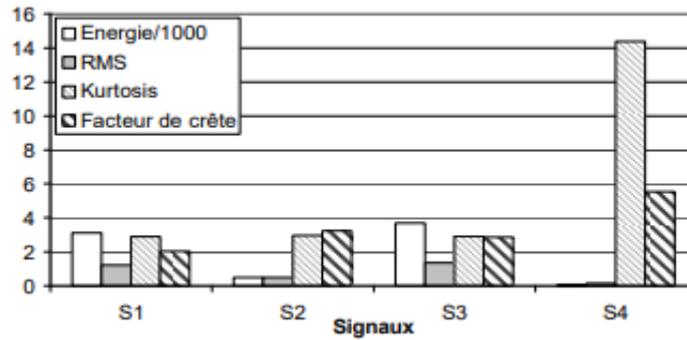


Figure (III. 11) : Valeurs des indicateurs scalaires des quatre signaux

### III.6.8.1. RMS

Le RMS, nommé aussi valeur efficace ou moyenne quadratique d'un signal, correspond à la racine carrée du moment d'ordre deux et est calculé comme montré par l'équation (III.5).

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{Ne} \sum_{n=1}^{Ne} [s(t)]^2} \quad (III.5)$$

Le RMS est l'un des premiers indicateurs utilisés en industrie. Cela est dû notamment à sa simplicité et à sa rapidité d'exécution. Une variation excessive du niveau RMS signifie en général un changement de l'état de fonctionnement et donc une défaillance. L'un des inconvénients majeurs de l'utilisation du RMS c'est qu'il donne généralement une alarme assez tardive, notamment pour le cas des défauts de roulements, où la variation du signal due à l'apparition du défaut est masquée par d'autres composantes d'amplitudes plus élevées.

### III.6.8.2. Facteur crête

Le facteur crête FC est un indicateur plus spécifique, qui permet d'observer plus près le signal vibratoire. Le suivi du facteur crête permet un dépistage plus précoce des défauts en mesurant le rapport entre la valeur maximale du module du signal (valeur crête) sur la valeur efficace, comme montré par l'équation (6)

$$FC = \frac{\text{Valeur crête}}{RMS} = \frac{\sup[s(t)]}{\sqrt{\frac{1}{Ne} \sum_{n=1}^{Ne} [s(t)]^2}} \quad (III.6)$$

### III.6.8.3. Kurtosis

Plus spécifique au dépistage des défauts de roulements, le Kurtosis est une grandeur statistique permettant d'analyser le caractère « pointu » ou « plat » d'une - distribution, et donc d'observer la forme du signal. Dérivé du moment statistique d'ordre quatre, il est défini

comme le rapport de la valeur moyenne du signal élevée à la puissance 4 sur le carré de son énergie. Il est donné par la formule (7)

$$kurtosis = \frac{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} (S(t) - \bar{S})^4}{\left[ \frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} (S(t) - \bar{S})^2 \right]^2} \quad (\text{III.7})$$

### III.6.8.4. Calcul de la fréquence moyenne (Mean frequency)

La fréquence moyenne d'un spectre est calculée comme la somme du produit de l'intensité du spectrogramme (en dB) et de la fréquence, divisée par la somme totale de l'intensité du spectrogramme.

$$f_{mean} = \frac{\sum_{i=0}^n I_i \cdot f_i}{\sum_{i=0}^n I_i} \quad (\text{III.8})$$

Autrement dit:

Où :

$f_{mean}$  = fréquence moyenne

n = nombre de cases de fréquence dans le spectre

$f_i$  = fréquence du spectre à la case i de n

### III.6.8.5. Le minimum d'une fonction

Pour toute fonction  $f$  définie sur un intervalle  $I$ , étant donné  $m$  un réel appartenant à  $I$ , si  $f(x) \geq f(m)$  sur l'intervalle  $I$  alors  $f$  atteint son minimum pour  $x=m$  sur  $I$ . Dans ce cas,  $f(m)$  est la valeur minimum de la fonction, atteinte lorsque  $x=m$ .

### III.6.8.6. Le maximum d'une fonction

Pour toute fonction  $f$  définie sur un intervalle  $I$ , en prenant  $m$  un réel de cet intervalle, si  $f(x) \leq f(m)$  sur la totalité de l'intervalle  $I$  alors  $f$  atteint son maximum en  $x=m$  sur  $I$ . Trouver le maximum d'une fonction c'est calculer  $f(m)$ .

### III.6.8.7. Calcul de la fréquence médiane

La fréquence médiane d'un spectre se calcule en deux étapes :

- L'intensité du signal dans tout le spectre est additionnée et divisée par 2

- La fréquence est sélectionnée à laquelle l'intensité cumulée (c'est-à-dire toutes les valeurs d'intensité pour les fréquences inférieures et y compris l'intensité focale) dépasse en premier la valeur calculée à l'étape 1.

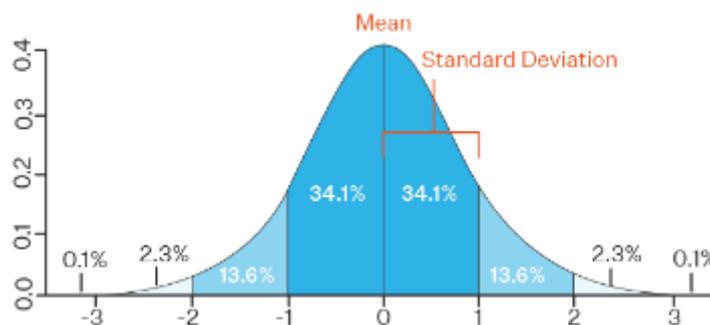
L'écart type est le degré de dispersion ou la dispersion des points de données par rapport à sa moyenne, dans les statistiques descriptives. Il indique comment les valeurs sont réparties dans l'échantillon de données et c'est la mesure de la variation des points de données par rapport à la moyenne. L'écart type d'un échantillon, d'une population statistique, d'une variable aléatoire, d'un ensemble de données ou d'une distribution de probabilité est la racine carrée de sa variance.

Lorsque nous avons n nombre d'observations et que les observations sont  $X_1, X_2, \dots, X_n$ , alors l'écart moyen de la valeur par rapport à la moyenne est déterminé comme

$$\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \quad (\text{III.9})$$

Cependant, la somme des carrés des écarts par rapport à la moyenne ne semble pas être une bonne mesure de la dispersion. Si la moyenne des écarts au carré par rapport à la moyenne est faible, cela indique que les observations

$X_i$  sont proches de la moyenne  $\bar{X}$ . Il s'agit d'un degré de dispersion inférieur. Si cette somme est grande, cela indique qu'il y a un degré plus élevé de dispersion des observations par rapport à  $\bar{X}$ . Ainsi nous concluons que  $\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$  est un indicateur raisonnable du degré de dispersion ou de diffusion.



**Figure (III. 12) : La racine carrée de la variance**

On prend  $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$  comme mesure appropriée de la dispersion et c'est ce qu'on appelle la variance ( $\sigma^2$ ). La racine carrée de la variance est l'écart type.

### III.6.8.8. Le coefficient d'asymétrie de Fisher (skewness)

Outil banal de la statistique, il s'agit du moment centré d'ordre 3 normalisé par le cube de l'écart-type, c'est-à-dire :

$$\gamma_1 = \frac{1}{n\sigma^3} \sum_i (x_i - m)^3 \quad (\text{III.10})$$

On le surnomme « gamma un ».

Comme c'est un nombre sans dimension, il permet de comparer des distributions même si leurs échelles diffèrent. Lorsque l'étalement est à gauche (moyenne en principe inférieure à la médiane), le coefficient d'asymétrie est négatif et vice versa.

Si vous utilisez habituellement la loi normale (ça dépend de votre domaine d'activité), vous ne vous intéressez probablement pas à ce coefficient puisque la fonction de densité de cette loi est symétrique (skewness = 0, comme vous l'avez deviné). En revanche, si vous travaillez sur des distributions toujours dissymétriques (répartitions salariales, VaR...), vous regardez peut-être de plus près ce « gamma un ».

Généralement, on observe le coefficient d'aplatissement (kurtosis) en même temps que celui d'asymétrie. D'ailleurs, parmi les différents tests d'adéquation à la loi normale, il s'en trouve un qui intègre ces deux paramètres : celui de Jarque-Bera.

Une fonction de densité qui ne se rattache à aucune loi de probabilité mais qui conserve une forme « classique » (croissante puis décroissante) peut ainsi être définie par quatre moments : espérance, écart-type, asymétrie et aplatissement. C'est le cas des distributions de pertes de portefeuilles de crédit (VaR de crédit) ou de certains instruments financiers. L'asymétrie est la traduction d'un gain potentiel limité alors que les pertes sont rares mais parfois très sévères.

### III.6.8.9. Borne supérieure et borne inférieure(bounds)

En mathématiques, les notions de borne supérieure et borne inférieure d'un ensemble de nombres réels interviennent en analyse, comme cas particulier de la définition générale suivante : la borne supérieure (ou le supremum) d'une partie d'un ensemble (partiellement) ordonné est le plus petit de ses majorants. Une telle borne n'existe pas toujours, mais si elle existe alors elle est unique. Elle n'appartient pas nécessairement à la partie considérée. Dualement, la borne inférieure (ou l'infimum) d'une partie est le plus grand de ses minorants.

Lorsque l'ensemble ordonné est celui des réels, l'existence d'une borne supérieure est assurée pour toute partie non vide et majorée : on dit que  $\mathbb{R}$  possède la propriété de la borne

supérieure. Cette même propriété assure aussi l'existence d'une borne inférieure pour tous ensemble non vide et minoré de réels. Les bornes supérieure et inférieure d'un intervalle borné non vide de  $\mathbb{R}$  sont simplement ses extrémités. Les bornes supérieure et inférieure d'une fonction sont les bornes de l'ensemble de ses valeurs.

### III.6.8.10. Mode

La valeur la plus fréquente d'une série statistique — C'est la (ou les) valeur(s) du caractère dont l'effectif est le plus grand.

### III.6.8.11. Variance :

Soit  $X$  une v.a. (unidimensionnelle) et  $\lambda \in \mathbb{R}$  un nombre. Considérons la quantité  $\text{Var } \lambda(X)$  définie par  $\text{Var } \lambda(X) := E((X - \lambda)^2)$ .

Il s'agit de l'espérance de la v.a.  $(X - \lambda)^2$  qui est positive, donc d'espérance positive, et nous voyons que si  $\text{Var } \lambda(X) = 0$  l'évènement  $\{X = \lambda\}$  est de probabilité nulle. Voilà pourquoi on peut comprendre  $\text{Var } \lambda(X)$  comme une mesure de la variabilité de la v.a.  $X$  vis-à-vis de la valeur fixée  $\lambda$ . Une question naturelle maintenant est de déterminer (si possible) une valeur de  $\lambda$  vis-à-vis de laquelle la variabilité de  $X$  est minimale.

on appelle variance de la v.a. unidimensionnelle  $X$  et on note  $\text{Var}(X)$  le nombre défini par :

$$\text{Var}(X) := E((X - E(X))^2)$$

On appelle l'écart-type de la v.a. réelle  $X$  et on note  $\sigma(X)$  le nombre défini par :

$$\sigma(X) := \text{la racine}(\text{Var}(X)) = \text{racine}(E((X - E(X))^2))$$

### III.6.8.12. L'écart interquartile ( IQR)

La formule Interquartile Range (IQR) est une mesure des 50 % médians d'un ensemble de données. La plus petite de toutes les mesures de dispersion dans les statistiques s'appelle l'intervalle interquartile. La différence entre le quartile supérieur et le quartile inférieur est appelée intervalle interquartile.

Formule IQR

$$\text{Intervalle interquartile} = \text{Quartile supérieur} - \text{Quartile inférieur } Q2=Q3-Q1$$

où,

IQR = intervalle interquartile (IQR =Q2-Q1)

$$Q1 = \left(\frac{1}{4}\right) [(n + 1)] \dots \dots n \tag{a}$$

$$Q3 = \left(\frac{3}{4}\right) [(n + 1)] \dots \dots n \tag{b}$$

n = nombre de points de données

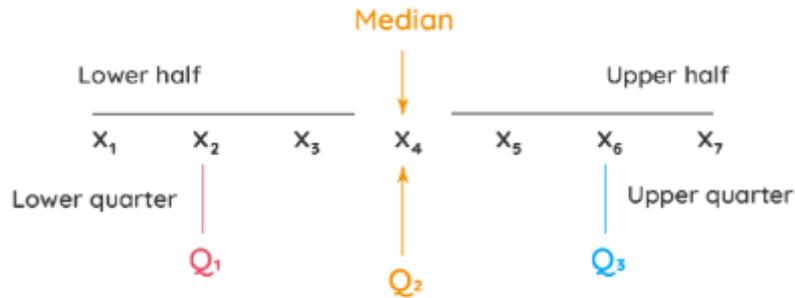


Figure (III. 13) : Représentation graphique de la MEDIAN

**III.6.8.13. Niveau racine de la somme des carrés (Root sum of squares level)**

$y = \text{rssq}(x)$  returns the root-sum-of-squares (RSS) level,  $y$ , of the input array  $x$ . If  $x$  is a row or column vector,  $y$  is a real-valued scalar. If  $x$  has more than one dimension, then  $\text{rssq}$  operates along the first array dimension with size greater than 1.

**III.6.8.14. Valeur efficace d'un signal (peak to peak)**

Les signaux sinusoïdaux ont une valeur moyenne nulle. Cependant ils peuvent transmettre de l'énergie.

En effet, l'énergie associée à un signal est en général proportionnelle au carré  $s^2(t)$  de celui-ci (par exemple, pour un signal sonore, l'énergie est proportionnelle au carré de la surpression), On a donc intérêt à définir la moyenne quadratique du signal, i.e la valeur moyenne de  $s^2(t)$ .

Si  $s(t)$  est périodique de période  $T$  alors  $s^2(t)$  l'est aussi. La valeur quadratique moyenne du signal vaudra donc, d'après la définition précédente de la valeur moyenne :

$$\langle s^2(t) \rangle = \frac{1}{T} \int_{t_0}^{t_0 + T} s^2(t) dt \quad \forall t_0 \tag{III.10}$$

$\langle s^2(t) \rangle$  a les mêmes dimensions que  $s(t)^2$  ( $\langle s^2(t) \rangle$  sera en  $\text{Pa}^2$  si  $s(t)$  est une pression mesurée en pascal). On souhaite que la valeur efficace du signal soit de même dimension que celui-ci. Il suffit alors de prendre la racine carrée de la valeur quadratique moyenne. On définit ainsi la valeur efficace  $s_{\text{eff}}$  sur signal par :

$$s_{eff} = \sqrt{\langle s^2(t) \rangle} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_{t_0}^{t_0+T} s^2(t) dt} \quad \forall t_0 \quad (\text{III.11})$$

### III.6.8.115. Rapport amplitude de pic/RMS (Peak-magnitude-to-RMS ratio)

$y = \text{pic2rms}(x)$  renvoie le rapport de la plus grande valeur absolue de  $x$  à la valeur efficace (RMS) de  $x$

## III.7. Les Algorithmes de régression

### III.7.1. Introduction à la régression

L'analyse de régression est une méthode statistique qui vous permet d'examiner la relation entre deux ou plusieurs variables d'intérêt. L'idée générale de la régression est d'examiner deux choses1 :

- (i) Un ensemble de variables prédictives fait-il un bon travail pour prédire une variable de résultat (dépendante).
- (ii) Quelles variables en particulier sont des prédicteurs significatifs de la variable de résultat, et dans quel impact ont-ils sur les variables de résultat, Ces estimations de régression sont utilisées pour expliquer la relation entre une variable dépendante et une ou plusieurs variables indépendantes.

Une forme simple de l'équation de régression linéaire, avec une variable dépendante  $Y$  et une variable indépendante  $X$ , est définie par la formule :  $Y = \beta_0 + \beta_1 X + e$

Où

$Y$  = variable dépendante,

$\beta$  sont les poids (ou paramètres du modèle),

Où ;  $\beta_0$  = interception

$\beta_1$  = coefficient de pente (indiquant le changement de  $Y$  en moyenne lorsque  $X$  augmente de 1 unité)

$X$  = variable indépendante,

$e$  = est un terme d'erreur représentant le bruit d'échantillonnage aléatoire (ou l'effet des variables non incluses dans le modèle).

La régression linéaire classique peut ensuite être utilisée pour identifier, sur la base des données, la relation linéaire la mieux adaptée entre les entrées et les sorties

### III.7.2. Algorithme de Levenberg-Marquardt

L'algorithme de Levenberg-Marquardt (*LM*) est une amélioration de la méthode classique de Gauss-Newton dans la résolution des problèmes de régression non-linéaire des moindres carrés. La méthode est présentée en détail dans Moré (1977). Il s'agit de la méthode recommandée pour les problèmes (de régression) non-linéaires des moindres carrés, car il est plus efficace par rapport aux algorithmes d'optimisation plus généraux (telles que les méthodes Quasi-Newton ou Simplexe ; voir aussi l'Estimation Non-linéaire pour une présentation d'autres méthodes dans le cas de régression/estimation non-linéaire).

Considérons l'ajustement de modèle non-linéaire

$y = f(\theta, x)$  avec les données  $X_i$  et  $Y_i$ ,  $i = 1, \dots, m$  où  $X_i$  est de dimension  $k$  et  $\theta$  est de dimension  $n$ . La méthode *LM* recherche  $\theta$  la solution de  $\theta$  (localement) minimisé :

$$g(\theta) = \sum_{i=1}^m (Y_i - f(\theta, X_i))^2 \quad (\text{III.12})$$

L'algorithme *LM* trouve la solution en appliquant la routine :

$$\theta_{j+1} = \theta_j - (J'J + \lambda D)^{-1} J'(Y - f(\theta, X_i)) \quad (\text{III.13})$$

De manière itérative, où :

$Y$  est le vecteur  $m \times 1$  contenant  $Y_1, \dots, Y_m$ ,

$X$  est la matrice  $m \times k$  contenant  $X_1, \dots, X_m$ ,

$J$  est la matrice Jacobienne pour  $f(\theta, x)$  en respectant  $\theta$

$D$  est une matrice diagonale  $n \times n$  pour ajuster les facteurs d'échelle.

### III.7.3. Régression linéaire bayésienne :

La statistique bayésienne est une méthode mathématique qui applique des probabilités à des problèmes statistiques.

Il fournit aux gens les outils pour mettre à jour leurs croyances dans la preuve de nouvelles données. Le théorème de Bayes décrit la probabilité conditionnelle d'un événement basé sur des données ainsi que des informations antérieures ou des croyances sur l'événement ou des

conditions liées à l'événement. Le théorème de Bayes peut-être utiliser pour calculer la probabilité a posteriori (qui est la probabilité révisée qu'un événement se produise après avoir pris en considération de nouvelles informations). La probabilité a posteriori est calculée en mettant à jour la probabilité a priori. La probabilité de paroir est la probabilité d'un résultat basé sur les connaissances actuelles avant une expérience.

Le théorème de Bayes est décrit par :

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)*P(A)}{P(B)} \quad (\text{III.14})$$

Où ;

$P(A)$  est la probabilité que l'événement A se produise, également appelée probabilité a priori.

$P(A|B)$  est la probabilité conditionnelle que l'événement A se produise, étant donné que B est vrai. Il s'agit de la probabilité postérieure due à sa dépendance variable vis-à-vis de B. Cela suppose que l'événement A n'est pas indépendant de B.

$P(B|A)$  est la probabilité conditionnelle de l'événement B occurring étant donné que A est vrai.

$P(B)$  est la probabilité de l'événement B occurring. Bayesian Les méthodes peuvent être un outil utile qui aide les chercheurs à aller au-delà de la chasse à la signification statistique et à se concentrer plutôt sur d'autres aspects des modèles statistiques tels que la prédiction, l'ajustement du modèle, la visualisation des données et l'incertitude.

### III.7.4. Algorithme de gradient conjugué mis à l'échelle (SCG)

L'algorithme du gradient conjugué mis à l'échelle (SCG), développé par Moller [Moll93], est basé sur des directions conjuguées, mais cet algorithme n'effectue pas de recherche de ligne à chaque itération contrairement aux autres algorithmes de gradient conjugué qui nécessitent une ligne.

Recherche à chaque itération. Rendre le système coûteux en calcul. GCS a été conçu pour éviter la recherche de ligne fastidieuse. 'trainscg' dans MATLAB est une fonction de formation réseau qui met à jour le poids et valeurs de biais selon la méthode du gradient conjugué mis à l'échelle. Il peut entraîner n'importe quel réseau tant que son poids, son apport net et ses fonctions de transfert ont une dérivée les fonctions. Dans l'algorithme SCG, la taille du pas est une fonction d'approximation quadratique de la fonction d'erreur, ce qui la rend plus robuste et indépendante de l'utilisateur. Paramètres définis.

La taille du pas est estimée en utilisant une approche différente. Le terme de second order est calculé comme suite :

$$\bar{\sigma}_k = \frac{E'(\bar{w}_k + \sigma_k \bar{p}_k) - E'(\bar{w}_k)}{\sigma_k} + \lambda_k \bar{p}_k \quad (\text{III.15})$$

où,  $\lambda_k$  est un scalaire et est ajusté à chaque fois selon le signe de  $\delta_k$ .

La taille du pas,

$$\alpha_k = \frac{\mu_k}{\delta_k} = \frac{-\bar{p}_j^T E'_{qw}(\bar{y}_1)}{\bar{p}_j^T E''(\bar{w}) \bar{p}_j} \quad (\text{III.16})$$

Où,  $\bar{w}$  est le vecteur de poids dans l'espace  $R^n$ .

$E(\bar{w})$  est la fonction d'erreur globale.

$E_0(\bar{w})$  est le gradient d'erreur.

$E_{0qw}(\bar{y}_1)$  est l'approximation quadratique de la fonction d'erreur.

$\bar{p}_1, \bar{p}_2, \dots, \bar{p}_k$  soit l'ensemble des vecteurs de poids non nuls.

$\lambda_k$  doit être mis à jour de telle sorte que :

$$\bar{\lambda}_k = 2\left(\lambda_k - \frac{\delta_k}{|\bar{p}_k|^2}\right) \quad (\text{III.17})$$

Si  $\Delta_k > 0.75$ , après  $\lambda_k = \lambda_k / 4$

Si  $\Delta_k < 0.25$ , après  $\lambda_k = \lambda_k + \delta_k(1 - \Delta_k) / |\bar{p}_k|^2$

Où,  $\Delta_k$  est le paramètre de comparaison et est donné par

$$\Delta_k = 2\delta_k [E(\bar{w}_k) - E(\bar{w}_k + \alpha_k \bar{p}_k)] / \mu_k^2 \quad (\text{III.18})$$

Initialement, les valeurs sont définies comme suit :  $0 < \sigma \leq 10^{-4}$

,  $0 < \lambda_1 \leq 10^{-6}$  et  $\lambda_1^- = 0$ .

L'entraînement s'arrête lorsque l'une de ces conditions se produit :

- Le nombre maximum d'époques est atteint.
- La durée maximale est dépassée.
- La performance est minimisée à l'objectif.

- Le gradient de performance tombe en dessous de min-grad.
- Les performances de validation ont augmenté plus que le nombre maximal d'échecs depuis le dernier temps, il a diminué (lors de l'utilisation de la validation) [20].

### III.8. L'erreur quadratique moyenne (MSE)

L'erreur quadratique moyenne (MSE) ou l'écart quadratique moyen (MSD) d'un estimateur mesure la moyenne des carrés d'erreur, c'est-à-dire la différence quadratique moyenne entre les valeurs estimées et la valeur vraie. Il s'agit d'une fonction de risque, correspondant à la valeur attendue de la perte d'erreur au carré. Il est toujours non négatif et les valeurs proches de zéro sont meilleures. L'EQM est le deuxième moment de l'erreur (sur l'origine) et incorpore donc à la fois la variance de l'estimateur et son biais.

#### ❖ Étapes pour trouver le MSE

1. Trouvez l'équation de la droite de régression.

$$\hat{Y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_i + \hat{e}_i \quad (\text{III.19})$$

2. Insérez les valeurs X dans l'équation trouvée à l'étape 1 afin d'obtenir les valeurs Y respectives ie  $\hat{Y}_i$
3. Soustrayez maintenant les nouvelles valeurs Y (c'est-à-dire  $\hat{Y}_i$ ) des valeurs Y d'origine. Ainsi, les valeurs trouvées sont les termes d'erreur. Elle est également connue sous le nom de distance verticale entre le point donné et la droite de régression.

$$Y_i - \hat{Y}_i \quad (\text{III.20})$$

4. Corrigez les erreurs trouvées à l'étape 3.

$$(Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (\text{III.21})$$

5. Faites la somme de tous les carrés.

$$\sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (\text{III.22})$$

6. Divisez la valeur trouvée à l'étape 5 par le nombre total d'observations.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (\text{III.23})$$

### III.9. Conclusion

Le but de l'intelligence Artificielle (IA) est de concevoir des systèmes capables de reproduire de l'humain dans ses activités de raisonnement, et se fie comme but la modélisation de l'intelligence prise comme phénomène de même que la physique, la chimie ou la biologie qui ont pour but de modéliser d'autres phénomènes).

Les algorithmes et systèmes d'apprentissage automatique ont connu d'importantes avancées ces dernières années grâce à la disponibilité de grands volumes de données et du calcul intensif, sans oublier les avancées intéressantes en optimisation. Une caractéristique majeure de l'apprentissage profond (deep Learning) est sa capacité à apprendre les descripteurs tout en effectuant le classement (clustering).

Il subsiste toutefois nombre de limites et défis que nous avons classés comme suit :

- Sources de données ;
- Représentations symboliques vs représentations continues
- Apprentissage continu et sans fin
- Apprentissage sous contraintes
- Architectures de calcul
- Apprentissage non-supervisé
- Processus d'apprentissage avec intervention humaine, explications.

# Chapitre IV : Pronostic de défaut de roulement

### IV.1. Introduction

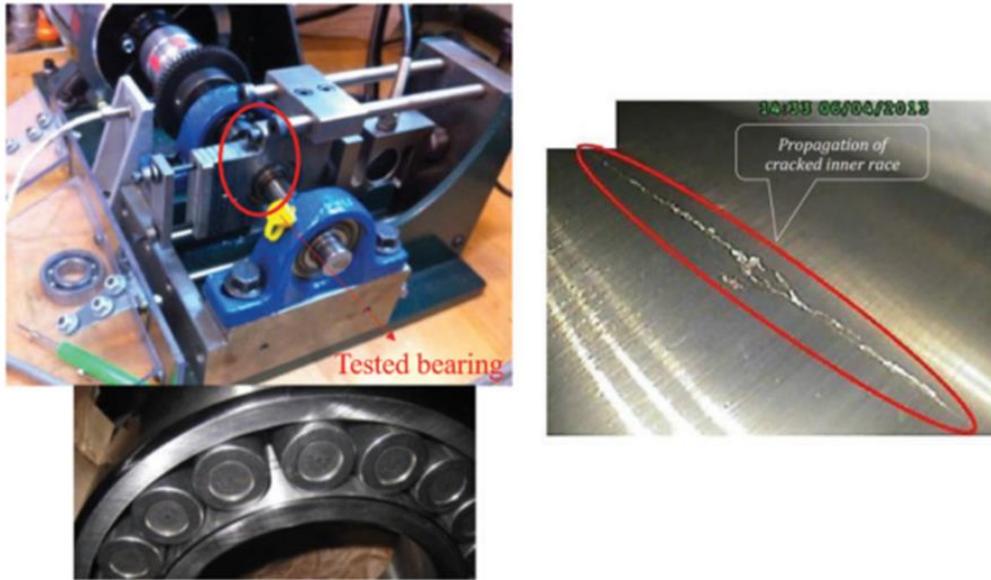
Les systèmes d'énergie éolienne sont l'une des plus puissantes énergies renouvelables les plus puissantes. Récemment, les champs de production d'électricité d'origine éolienne contiennent un nombre considérable de d'éoliennes dont la surveillance et le pronostic sont devenus deviennent une question importante pour réduire le temps d'intervention temps d'intervention et d'assurer la disponibilité des ressources techniques et ressources techniques et humaines. Cependant, les éoliennes fonctionnent dans des conditions difficiles, telles que : la variation des charges, de charges, de températures et de vitesses, ce qui rend le système vulnérable aux défaillances.<sup>2</sup> Les roulements d'arbre des éoliennes, qui supportent d'une éolienne, qui supportent des charges radiales et de poussée combinée éléments les plus susceptibles d'être endommagés.<sup>3</sup> Au cours de la production d'énergie, la vitesse de l'arbre se situe généralement entre 15001800 tr/min. Si un désalignement se produit (entre le générateur et l'arbre à grande vitesse), une augmentation de l'amplitude des vibrations peut se produire et peut causer des dommages aux roulements. [25] C'est pourquoi l'inspection des turbines des turbines éoliennes est si difficile et en grande partie inaccessible car elles sont situées au sommet de tours vertigineuses. [25]

Cela nous motive à trouver de bonnes méthodes de diagnostic et de pronostic afin d'éviter les défauts de non-détection et de propagation. et les défauts de propagation. Les dommages inattendus peuvent également affecter d'autres composants à l'intérieur de l'éolienne.

Les techniques avancées de traitement des signaux vibratoires sont recommandées pour surveiller l'état de l'éolienne. Ces techniques ont la capacité de extraire l'état de santé dynamique des systèmes surveillés (en présence d'un défaut de roulement, l'amplitude du signal de vibration l'amplitude du signal de vibration augmente en même temps que l'apparition du defaults ).

### IV.2. Partie expérimentale

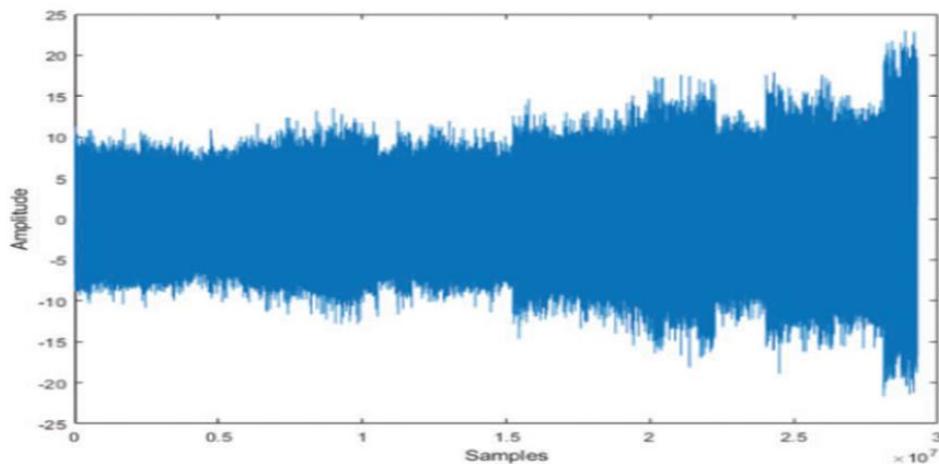
Dans cette étude, les signaux de vibration ont été recueillis à partir d'une éolienne à grande vitesse de 2 :2MW48, comme le montre la Figure (IV.1). Les mesures ont été effectuées pendant 50 jours consécutifs à l'aide d'accéléromètres à base de MEMS montés radialement sur la bague de support du roulement



*Figure (IV. 1) : Banc d'essai de l'expérience*

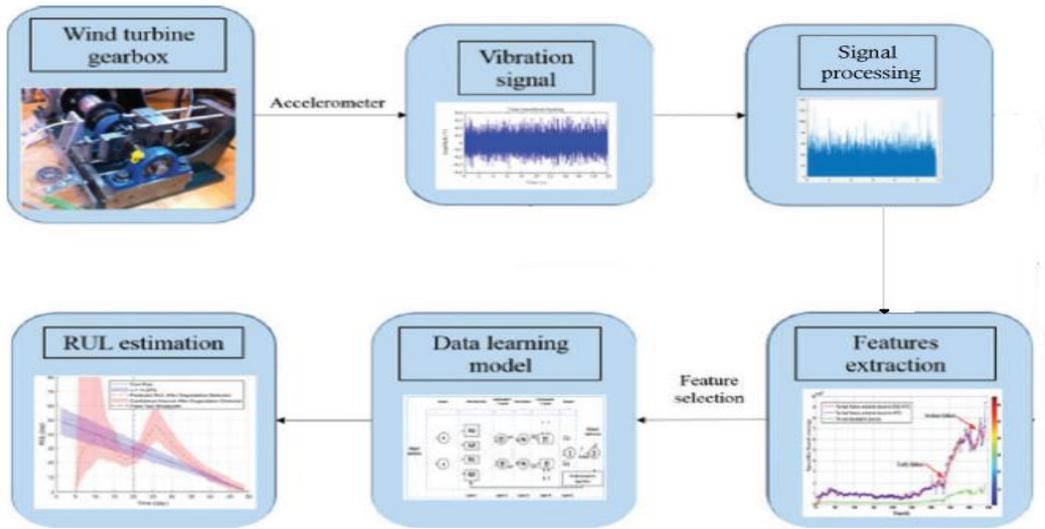
### IV.2.1. Protocole d'acquisition des signaux

La vitesse du roulement de l'arbre d'entrée est de 1800 tr/min, tandis que la fréquence d'échantillonnage est égale à 97 656 Hz, avec un temps de signal acquis de 6s pour un palier d'arbre à grande vitesse réel d'une boîte de vitesses de turbine éolienne (WTG), fourni par Green Power Monitoring Systems aux États-Unis. Le type de roulement est SKF 32222 J2 à rouleaux coniques (TRB). Le TRB a un 200 mm, un alésage de 110 mm et une longueur totale de 56 mm. Longueur totale de 56 mm. Il comporte 20 éléments roulants à un angle de 16 et son poids est environ 9.07185 kilogrammes. Ce roulement présentait un défaut du chemin de roulement intérieur lors de l'inspection.



*Figure (IV. 2) : Signal vibratoire de brut de 50 jours*

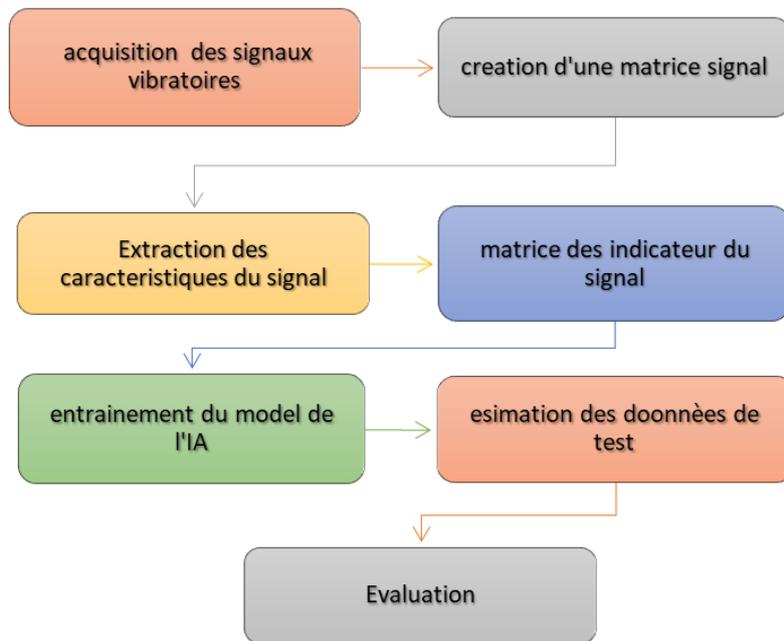
## IV.2.2. Application des méthodes sur la base de données



*Figure (IV. 3) : Approche utilisée*

### IV.2.2.1. Sans traitement de signal

On a pris les signaux transmis par le capteur de vibration situé sur le roulement d'un moteur asynchrone, des signaux enregistrés on a créé une matrice (matrice signal) cette dernière nous facilite le travail sur MATLAB pour connaître l'état scalaire et en extraie le maximum d'information du signal vibratoire



*Figure (IV. 4) : Méthode d'évaluation d'un signal sans filtrage*

## Chapitre IV : Pronostic de défaut de roulement

En applique différent traitement du signal sur les tous les spectres vibratoire correspondant au 50 échantillon mesuré sur les 50 jours, pour ce faire nous avons utilisé 17 indicateur scalaire qui sont les suivant :

1-Kurtosis.

2-Mean frequency (fréquence moyenne).

3-Root mean square (moment quadratique d'un signal).

4-MIN (minimum).

5-MAX (maximum).

6-Skewness (coefficient d'asymétrie de fisher).

7-Bounds (borne supérieur ou inférieur).

8-Median frequency (médiane).

9-Mode (valeur la plus fréquente).

10-Variancy (variance).

11-IQR (l'écart interquartile).

12-RSSQ (niveau racine de la somme des carrés).

13-Peak to peak (valeur efficace).

14-Peak to RMS.

15-Median.

16-MEAN.

17-STD (déviation standard).

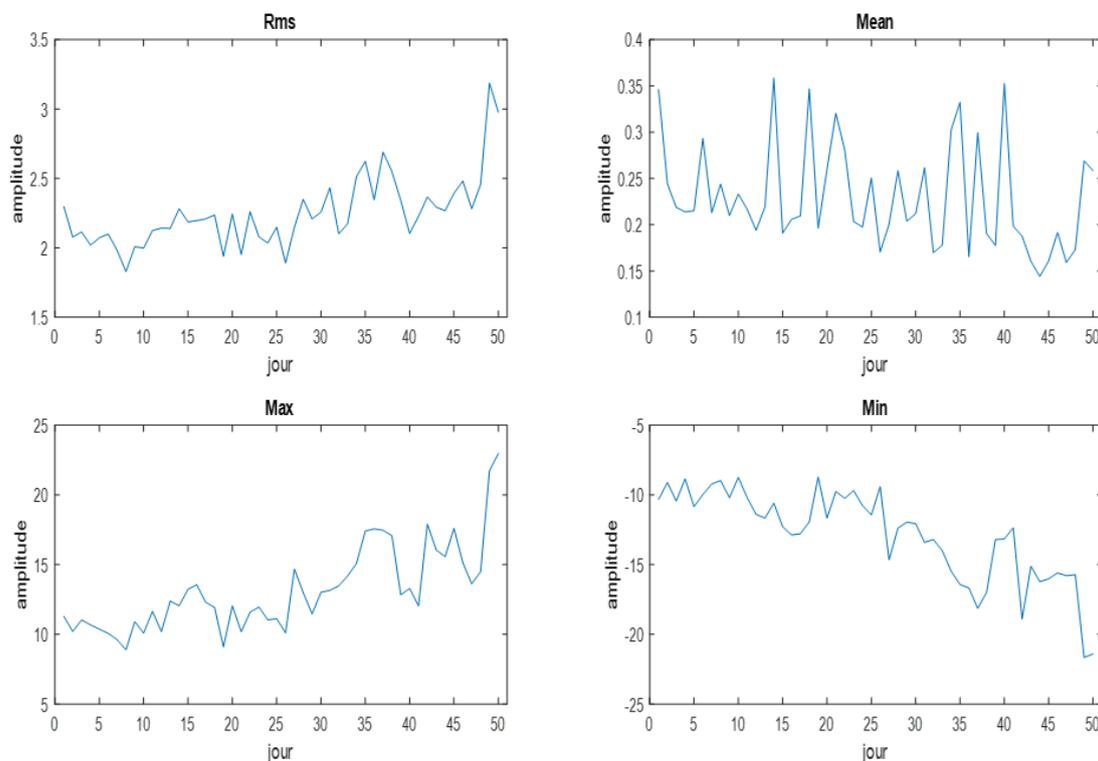


Figure (IV. 5) : Résultat des calculs des indicateurs : Rms, Mean, Max et Min

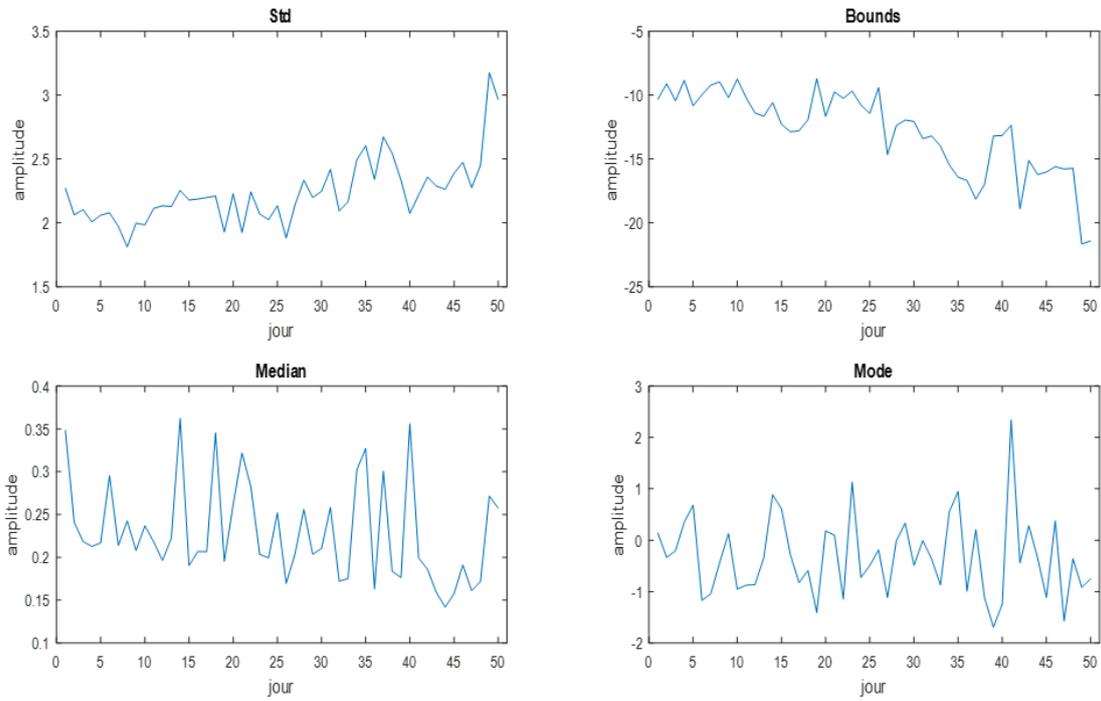


Figure (IV. 6) résultat des calculs des indicateurs Std Bounds Median Mode

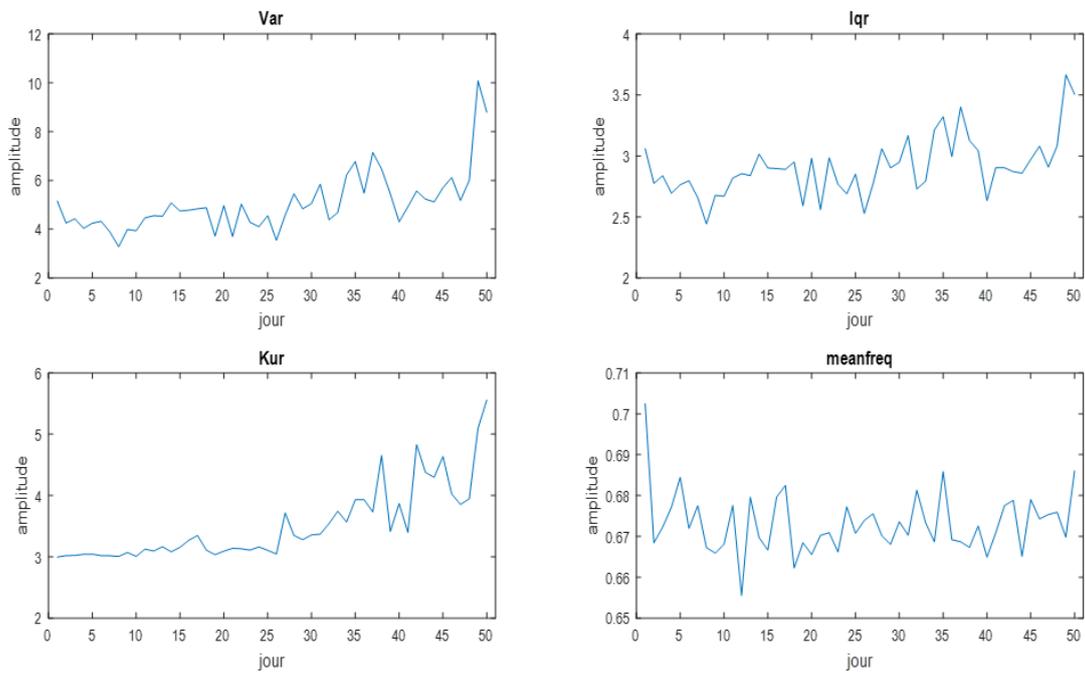
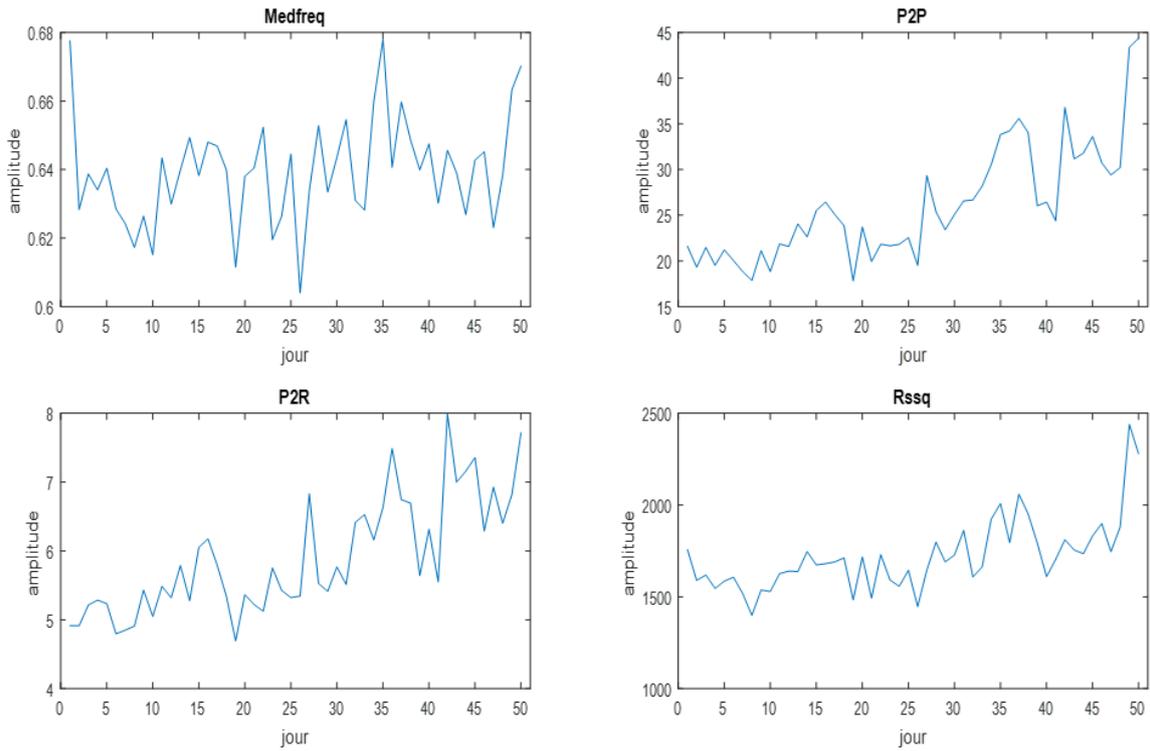
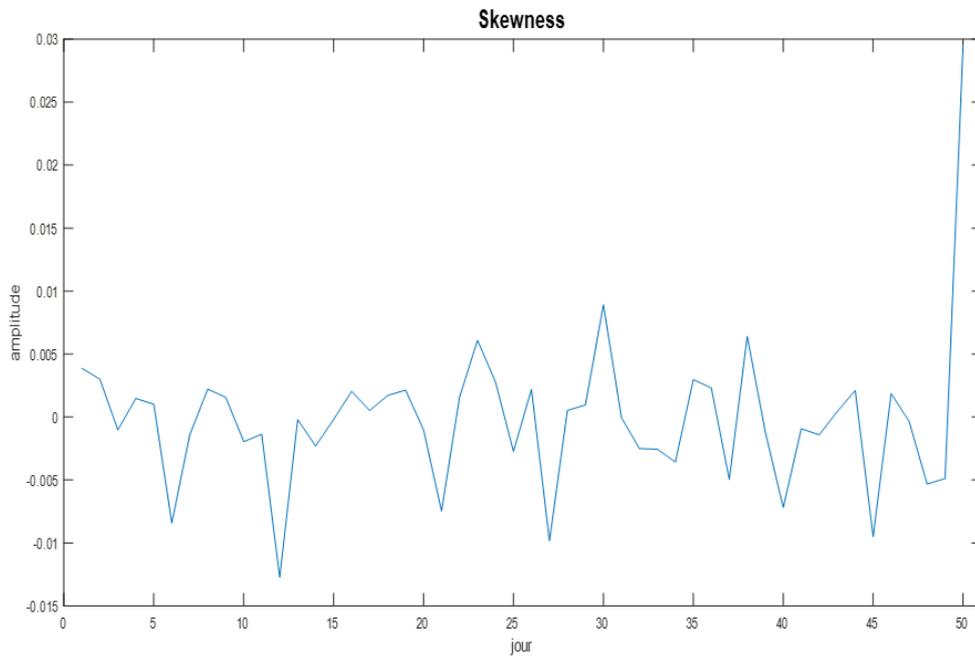


Figure (IV. 7) : Résultat des calculs des indicateurs Var Iqr Kur Meanfreq



**Figure (IV.8) : Résultat des calculs des indicateurs Medfreq P2P P2R Rssq**



**Figure (IV. 9) : Résultat des calculs des indicateurs Sk**

Sur tout le résultat obtenu nous avons choisie 10 des indicateurs qui sont les plus apte à nous donne des résultats concluons (la courbe de ces indicateurs est sous forme monotone)

Les courbes choisies sont :

## Chapitre IV : Pronostic de défaut de roulement

---

- **Kurtosis**
- **RMS**
- **Peak to peak**
- **Max**
- **Min**
- **Bounds**
- **Peak to RMS**
- **RSSQ**
- **IQR**
- **STD**

De ces indicateurs nous avons créé une matrice (matrice indicateur) qui repartie les résultats des 10 indicateur (colonne) sur les 50 jours dès l'échantillonnage (ligne).

Puis nous avons fractionnait les données (spliting data ) celle de l'entraînement et celle du test en prene 70% des pour l'entraînement et 30% pour le test en séparent les journées afin d'avoir des donnée régulièrement distribuer entre les deux pour extraire une bonne dégradation des caractéristiques ( RUL) les chance d'avoir un bon résultat

Enfin cette matrice qui est maintenant diviser en deux matrice ( Xtrain ,Ytrain ) est utiliser avec l'application sur MATLAB NEURAL NET TIME SERIES ou que l'on configure de plusieurs façon en changeant les différent paramètre que nous offre l'application afin de trouver le meilleur pronostic.

Xtrain : l'entrée de l'entraînement (input)

Ytrain: la sortie de l'entraînement (output) la dégradation des jour de 49 a 0 qui et notre RUL.

RUL : expression qui définit la modification de la quantité de l'objet espèce ou de la valeur d'un objet paramètre

### IV.2.2.2. Méthode avec décomposition robuste de la moyenne locale (RLMD)

RLMD : Robust Local Mean Decomposition

Pour cette méthode nous avons pris la matrice indicatrice sur laquelle nous appliquant un outil de traitement de signal RLMD pour avoir une nouvelle matrice (matrice RLMD).

Enfin ont fractionne les données en deux parties avec le même pourcentage que la méthode sans TS ; c'est-à-dire 70% pour l'entraînement (ou calibrage) et 30% pour le test (ou prédiction), ces dernières sont ensuite utilisées avec l'application sur MATLAB NEURAL NET TIME SERIES que l'on configure de la même manière que sur la méthode sans TS avec les mêmes changements de paramètre que précédemment (algorithme de l'IA, pourcentage de sélection de donnée, nombre de couche, number of DeLay)

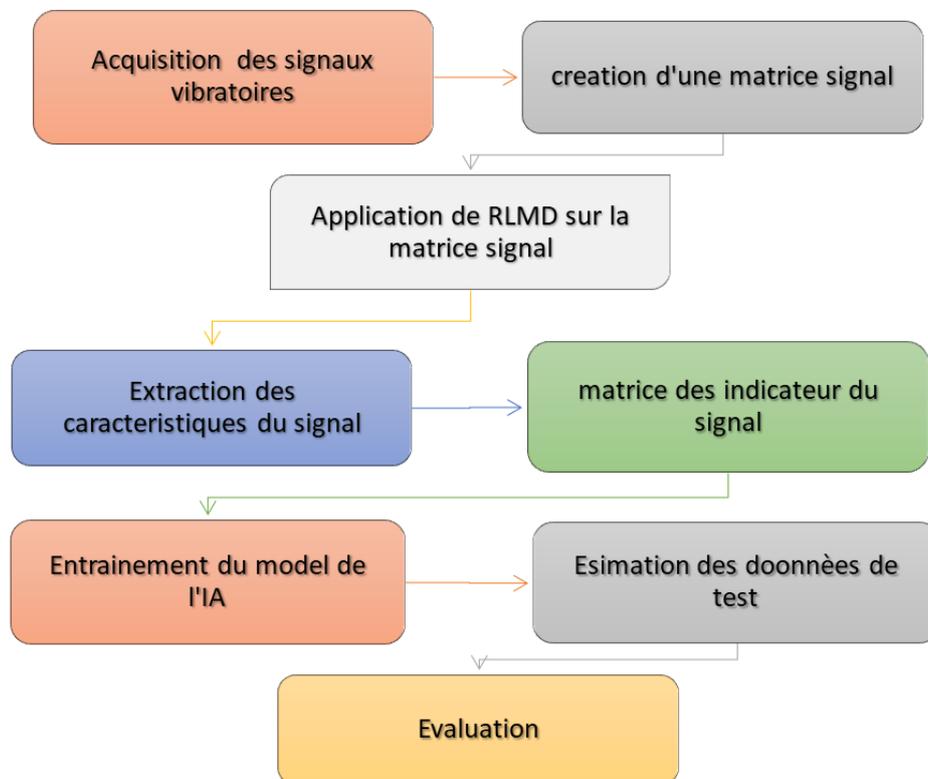


Figure (IV. 10) : Méthode d'évaluation avec filtrage RLMD

### IV.2.2.3. Méthode de HHT pour l'enveloppe

La méthode de l'enveloppe est pareil que les deux autre sauf que celle-ci a subi un autre type de filtrage celui de l'enveloppe sur la matrice indicateur pour avoir une nouvelle forme de données (matrice indicateur) et on a changé l'indicateur MIN par l'indicateur scalaire sckewness

Figures des indicateurs après application du filtrage ENVELOPPE sur la matrice signal :

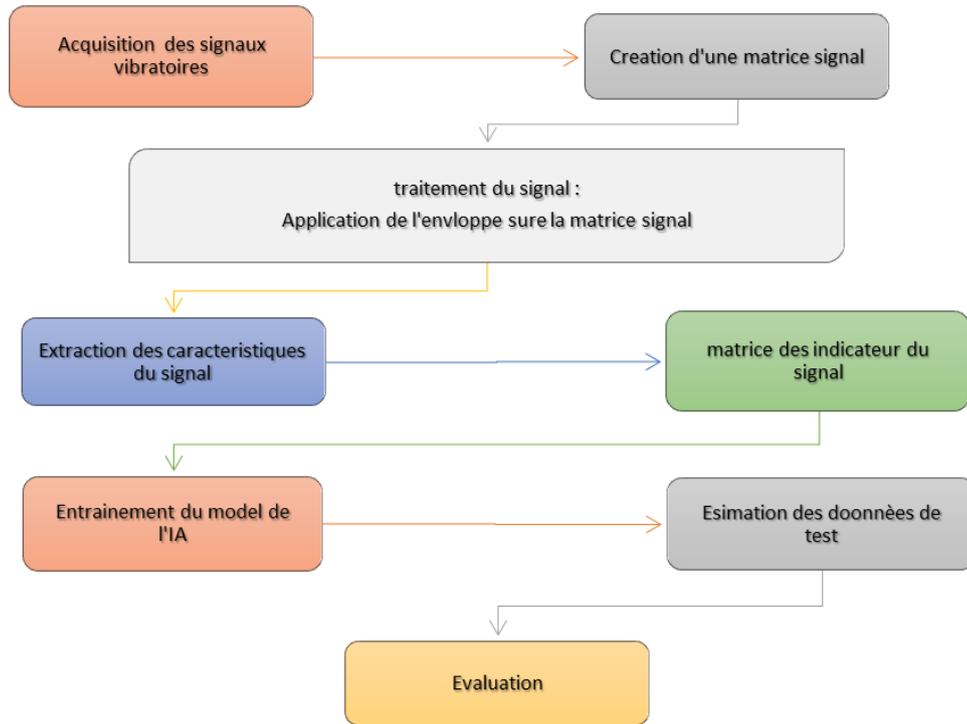


Figure (IV. 11) : Méthode d'évaluation avec filtrage enveloppe

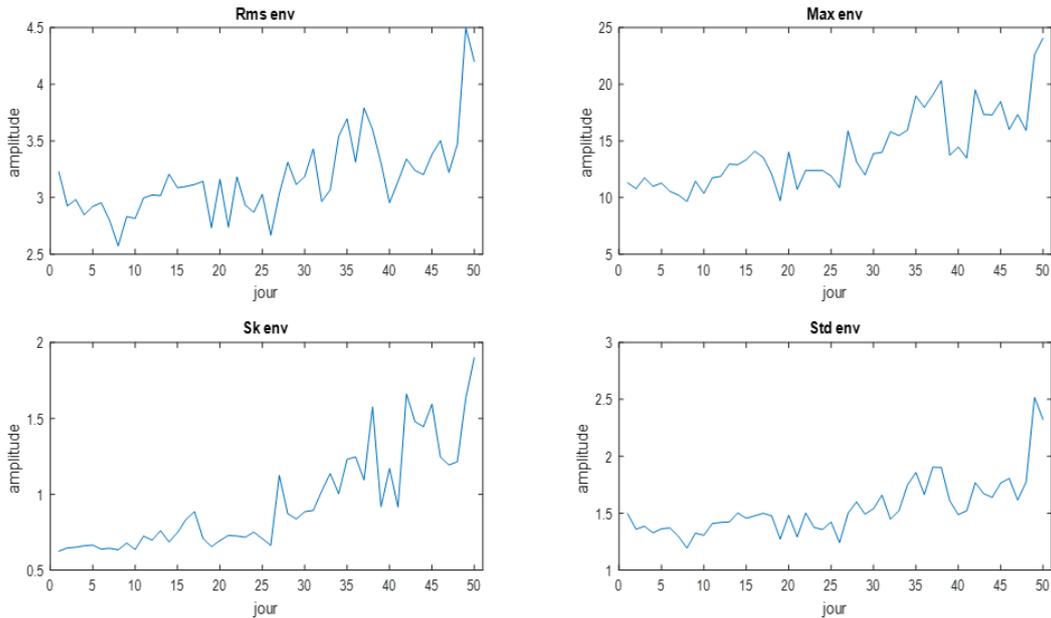
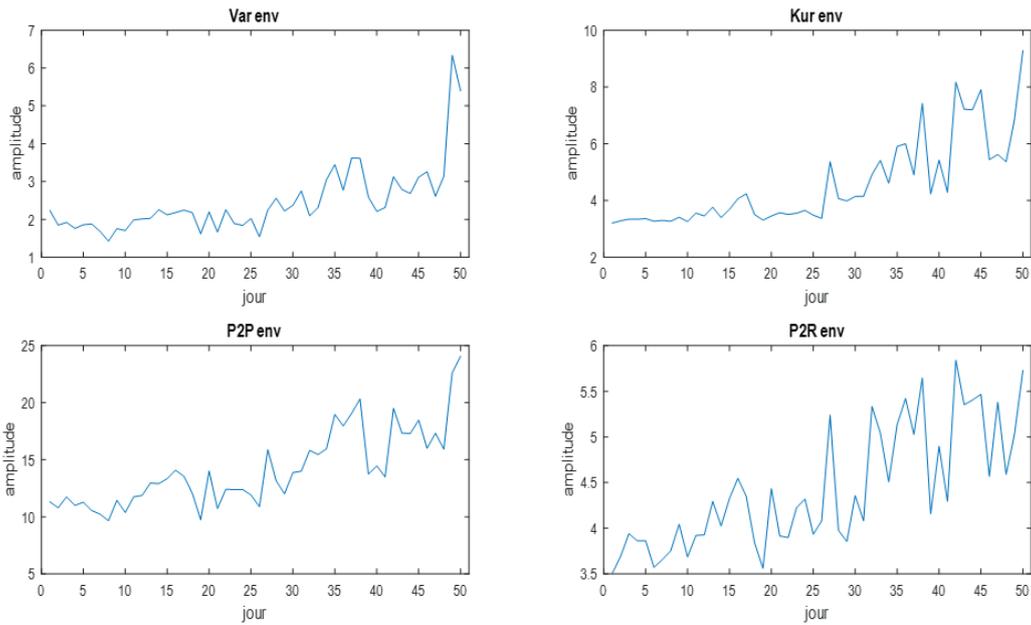
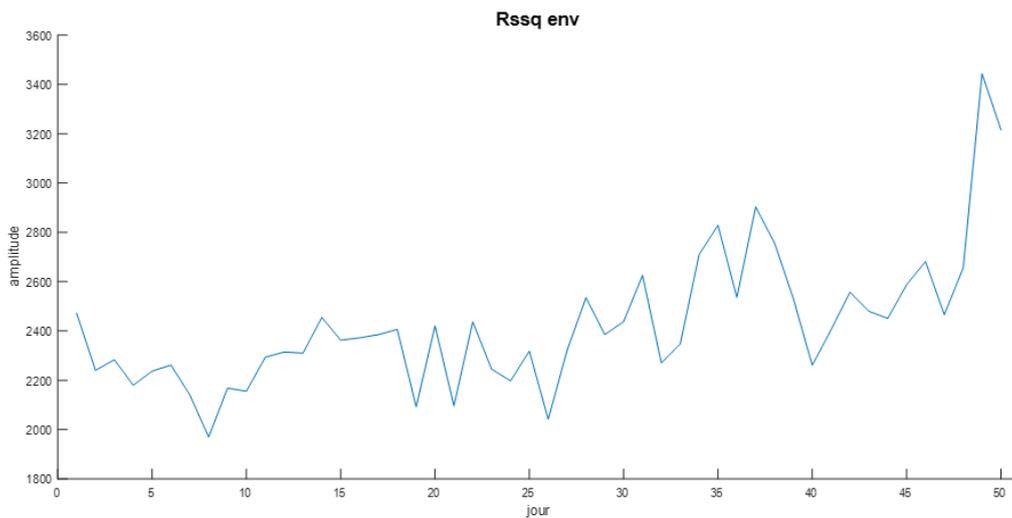


Figure (IV. 12) : Résultat des calculs des indicateurs Rms env Max env Sk env Std env



**Figure (IV. 13) : Résultat des calculs des indicateurs Var env Kur env P2P env P2R env**



**Figure (IV. 14) : résultats des calculs des indicateurs Rssq env**

Et pareil pour que pour les deux précédente nous l'avons utilisé sur la même application MATLAB et avec les mêmes configurations afin de pouvoir comparaitre les résultats des trois méthodes et les comparer entre elle

## Chapitre IV : Pronostic de défaut de roulement

### IV.2.3. Résultat

#### IV.2.3.1. Evaluation sans TS

Les résultats sous forme des tableaux suivant représentent la pratique du Neural Net Time Series sur la matrice des indicateurs du signal :

**Tableau (IV. 1) : Résultat des évaluations de la matrice des indicateur sans filtrage sous algorithme levenberg-marquardt**

Evaluation sans TS								
				MSE				
			Pourcentage de sélection de données		Train		Test	
levenberg-marquardt	number of delay	Number of layer	validation	Testing	Validation	testing	validation	best validation
	2	2	5	5	1.95678e-1	2.49533e-0	6.62494e-0	0.19568 at 6
			10	5	8.17965e-2	1.68682e-2	9.99484e-1	0.081797 at 10
			15	5	4.91771e-4	5.91610e-3	8.90421e-0	0.00049177 at 181
		5	5	5	1.06869e-1	5.34329e-1	6.54243e-0	0.10687 at 3
			10	5	3.79983e-0	30.82228e-0	33.69631e-0	3.7998 at 2
			15	5	1.63007e-0	1.65421e-0	13.14101e-0	1.6301 at 8
		10	5	5	6.77069e-0	1.95379e-1	9.11441e-0	6.7707 at 5
			10	5	8.05719e-1	1.92759e-1	7.60066e-0	0.80572 at 3
			15	5	3.86295e-0	2.08988e-0	10.08646e-0	3.863 at 5

## Chapitre IV : Pronostic de défaut de roulement

**Tableau (IV. 2) : Résultat des évaluations de la matrice des indicateurs sans filtrage sous algorithme Bayesian Regularization**

Evaluation sans TS								
			MSE					
			Pourcentage de sélection de données		Train		Test	
Bayesian Regularization	number of delay	nbr of layer	validation	testing	Validation	testing	validation	best validation
	2	2	5	5	0.00000e-0	4.94171e-2	8.70829e-0	1.0445e-14 at 200
			10	5	0.00000e-0	8.70538e-2	8.02085e-1	1.5096e-14 at 80
			15	5	0.00000e-0	3.92365e-1	9.57795e-0	1.1541e-14 at 95
		5	5	5	0.00000e-0	3.55481e-1	13.24907e-0	3.342e-15at 631
			10	5	0.00000e-0	4.52946e-2	7.50638e-0	1.3879e-15 at 972
			15	5	0.00000e-0	1.56129e-2	7.68095e-0	8.9587e-15 at 480
		10	5	5	0.00000e-0	3.26158e-3	8.65465e-0	3.1744e-14 at 565
			10	5	0.00000e-0	1.98346e-1	7.76125e-0	7.8326e-15 at 227
			15	5	0.00000e-0	2.81788e-3	8.43809e-0	7.3752e-16 at 249

**Tableau (IV. 3) : résultat des évaluations de la matrice des indicateurs sans filtrage sous algorithme Scaled Conjugate Gradient**

Evaluation sans TS								
			MSE					
			Pourcentage de sélection de données		Train		Test	
Scaled Conjugate Gradient	number of delay	nbr of layer	validation	testing	Validation	testing	validation	best validation
	2	2	5	5	4.65617e-2	191.9991e-0	71.64901e-0	0.046562 at 6
			10	5	10.98085e-0	181.6014e-0	82.41947e-0	10.9809 at 0
			15	5	89.01323e-0	113.3288e-0	79.27644e-0	89.0132 at 2
		5	5	5	3.81467e-0	6.45754e-0	32.76818e-0	3.8147 at 4
			10	5	6.10679e-0	1.44600e-0	10.94195e-0	6.1068 at 13
			15	5	1.46173e-0	19.52629e-0	13.99066e-0	1.4617 at 14
		10	5	5	5.28930e-0	3.74485e-1	8.45015e-0	5.2896 at 22
			10	5	4.97445e-1	27.47928e-0	41.31769e-0	0.49745 at 5
			15	5	5.42376e-0	5.44404e-0	9.48120e-0	5.4238 at 12

## Chapitre IV : Pronostic de défaut de roulement

Le paramétrage suivant à donner le meilleur résultat de validation durant le testing avec le moins de défaut avec des données non filtrée c'est à dire la plus faible valeur du test network

Le premier tableau utilisant l'algorithme levenberg-marquardt nous donne des résultats très satisfaisant spécialement avec un rendement de testing a 5% .

En remarque que dans le tableau 2 la validation de l'entraînement et presque nul a chaque fois ce qui signifie que l'entraînement avec l'algorithme Bayesian Regularization ne correspond pas à nos données ou aux différentes configurations utiliser.

Le tableaux 3 qui utilise l'algorithme Scaled Conjugate Gradient sont acer convainquant en générale sauf quand on utilise 2 couches.

Les meilleurs résultats obtenus sont celle avec l'algorithme de levenberg-marquardt.

Le default est très petit et forme un axe quasi linéaire.

### IV.2.3.2. Evaluation avec RLMD :

Les résultats sous forme des tableaux suivant représentent la pratique du Neural Net Time Series sur la matrice des indicateurs du signal avec un filtrage RLMD :

**Tableau IV. 4 : Résultat des évaluations de la matrice RLMD de l'algorithme levenberg-marquardt**

Evaluation avec RLMD								
					MSE			
			Pourcentage de sélection de données		Train		Test	
levenberg-marquardt	number of delay	nbr of layer	validation	Testing	validation	testing	validation	best validation
	2	2	5	5	61.82430e-0	35.00034e-0	71.60659e-0	61.8243 at 4
			10	5	9.24728e-0	12.26897e-0	82.10454e-0	9.2473 at 13
			15	5	12.52106e-0	56.83823e-0	73.33322e-0	12.52115 at 5
		5	5	5	26.88319e-0	44.22778e-0	45.84195e-0	26.8832 at 2
			10	5	3.41389e-0	76.23403e-0	51.57376e-0	3.4139 at 3
			15	5	47.15251e-0	18.26151e-0	61.45547e-0	47.1525 at 4
		10	5	5	6.30287e-1	42.45604e-0	58.88930e-0	0.63029 at 5
			10	5	47.57429e-0	53.95762e-0	70.91817e-0	47.5743 at 2
			15	5	52.74539e-0	33.48390e-0	135.02500e-0	52.7454 at 2

## Chapitre IV : Pronostic de défaut de roulement

**Tableau (IV. 5) : Résultat des évaluations de la matrice RLMD de l'algorithme Bayesian Régularisation**

Evaluation avec RLMD								
				MSE				
		Pourcentage de sélection de données		train		Test		
Bayesian Regularization	number of delay	nbr of layer	validation	testing	validation	testing	validation	best validation
	2	2	5	5	0	2.85986e-0	18.69976e-0	2.3168e-16 at 77
			10	5	0	2.40318e-0	20.26877e-0	4.6245e-18
			15	5	0	89.74535e-0	102.71552e-0	111.7371 at 66
		5	5	5	0	28.85269e-0	27.56362e-0	7.2991e-15 at 613
			10	5	0	2.71182e-0	19.63168e-0	1.2539e-16 at 290
			15	5	0	188.56243e-0	19.02197e-0	72.559 at 6
		10	5	5	0	40.91128e-0	27.86471e-0	5.68e-19 at 511
			10	5	0	1.30367e-0	19.42601e-0	4.7005e-17
			15	5	0	10.24399e-0	21.29891e-1	3.6228e-20 at 428

**Tableau (IV. 6) : résultat des évaluations des matrice RLMD de l'algorithme Scald Conjugate Gradient**

Evaluation avec RLMD								
				MSE				
		Pourcentage de sélection de données		train		Test		
Scald Conjugate Gradient	number of delay	nbr of layer	validation	testing	validation	testing	Validation	best validation
	2	2	5	5	17.28443e-0	132.82966e-0	145.80214e-0	17.2844 at 5
			10	5	10.54113e-0	3.80595e-0	59.98181e-0	10.5411 at 15
			15	5	72.32539e-0	51.31535e-0	16.95840e-0	72.3254 at 19
		5	5	5	74.46737e-0	435.85922e-0	1059.0274e-0	74.4674 at 0
			10	5	2.43430e-0	21.15230e-0	26.14907e-0	2.4343 at 11
			15	5	52.72526e-0	157.00474e-0	76.17689e-0	52.7253 at 6
		10	5	5	23.50134e-0	361.84064e-0	377.83189e-0	23.5013 at 0
			10	5	4.16795e-0	132.77166e-0	59.89539e-0	4.168 at 5
			15	5	113.57971e-0	61.72794e-0	183.20983e-0	113.5797 at 5

## Chapitre IV : Pronostic de défaut de roulement

### Commentaire :

Les résultats de l'évaluation obtenue en utilisant l'algorithme levenberg-marquardt ont donné des valeurs très insatisfaisantes très loin du zéro ce qui signifie que les valeurs de défaut sont très grandes.

Pour le deuxième tableau les résultats de l'évaluation obtenue en utilisant l'algorithme Bayesian Regularization sont inutilisables car les valeurs de la validation de l'entraînement sont tout nul.

Enfin sur le tableau numéro trois les résultats de l'évaluation obtenue en utilisant l'algorithme Scaled Conjugate Gradient sont beaucoup trop grand pour être pris en considération ce qui veut dire que cet algorithme ne correspond pas au type de données utilisées.

### IV.2.3.3. Evaluation avec filtrage ENVELOPPE

Les résultats sous forme de tableaux suivants représentent la pratique du Neural Net Time Series sur la matrice des indicateurs du signal avec un filtrage ENVELOPPE :

*Tableau (IV. 7) : résultat des évaluations de la matrice enveloppe de l'algorithme levenberg-marquardt*

Enveloppe								
				MSE				
			Pourcentage de sélection de données		train		Test	
levenberg-marquardt	number of delay	nbr of layer	Validation	testing	validation	testing	validation	best validation
	2	2	5	5	3.78249e-6	8.41994e-3	8.68062e-0	3.7825e-6 at 56 epoch
			10	5	1.34974e-4	5.38062e-4	9.01819e-0	0.00013497 at 380
			15	5	1.37847 <sup>e-2</sup>	4.26454 <sup>e-3</sup>	9.52507 <sup>e-0</sup>	0.013785 at 19
		5	5	5	8.58028 <sup>e-0</sup>	66.405373 <sup>e-0</sup>	67.00296 <sup>e-0</sup>	8.5803 at 5
			10	5	2.34855 <sup>e-1</sup>	7.36213 <sup>e-2</sup>	12.58154 <sup>e-0</sup>	0.23486 at 14
			15	5	2.06129 <sup>e-1</sup>	1.57394 <sup>e-1</sup>	8.98429 <sup>e-0</sup>	0.20613 at 4
		10	5	5	2.96494 <sup>e-1</sup>	8.37662 <sup>e-0</sup>	12.76153 <sup>e-0</sup>	0.29649 at 3
			10	5	1.28165 <sup>e-0</sup>	2.08829 <sup>e-1</sup>	12.16615 <sup>e-0</sup>	1.2817 at 4
			15	5	9.99796 <sup>e-2</sup>	2.00564 <sup>e-0</sup>	9.83757 <sup>e-0</sup>	0.09998 at 7

## Chapitre IV : Pronostic de défaut de roulement

**Tableau (IV. 8) : Résultat des évaluations de la matrice enveloppe de l'algorithme Bayesian Regularization**

Enveloppe								
					MSE			
			Pourcentage de sélection de données		train		Test	
Bayesian Regularization	number of delay	nbr of layer	Validation	testing	validation	testing	Validation	best validation
	2	2	5	5	0	$4.13586 \times 10^{-3}$	$8.95386 \times 10^{-0}$	8.071 <sup>e-16</sup> at 35
			10	5	0	$1.72983 \times 10^{-2}$	$8.89031 \times 10^{-0}$	4.2056 <sup>e-15</sup> at 138
			15	5	0	$3.02034 \times 10^{-3}$	$9.18627 \times 10^{-0}$	3.7072 <sup>e-15</sup> at 128
		5	5	5	0	$2.12084 \times 10^{-1}$	$8.78524 \times 10^{-0}$	1.0203 <sup>e-07</sup>
			10	5	0	$5.21432 \times 10^{-2}$	$9.01400 \times 10^{-0}$	1.3434 <sup>e-20</sup> at 614
			15	5	0	$100560 \times 10^{-3}$	$9.38437 \times 10^{-0}$	1.0833 <sup>e-07</sup> at 591
		10	5	5	0	$5.91950 \times 10^{-2}$	$9.00634 \times 10^{-0}$	8.2058 <sup>e-15</sup> at 228
			10	5	0	$4.82493 \times 10^{-3}$	$8.96789 \times 10^{-0}$	3.3047 <sup>e-16</sup> at 169
			15	5	0	$2.55016 \times 10^{-2}$	$9.22969 \times 10^{-0}$	4.3724 <sup>e-20</sup> at 249

**Tableau (IV. 9) : Résultat des évaluations de la matrice enveloppe de l'algorithme Bayesian Regularization**

Enveloppe								
					MSE			
			Pourcentage de sélection de données		train		Test	
Scaled Conjugate Gradient	number of delay	nbr of layer	Validation	testing	validation	testing	validation	best validation
	2	2	5	5	$2.70326 \times 10^{-1}$	$8.42278 \times 10^{-0}$	$11.71940 \times 10^{-0}$	0.27033 at 30
			10	5	$24.22093 \times 10^{-0}$	$17.89388 \times 10^{-0}$	$44.77854 \times 10^{-0}$	24.229 at 9
			15	5	$15.34771 \times 10^{-0}$	$9.56201 \times 10^{-0}$	$52.94890 \times 10^{-0}$	15.3477 at 5
		5	5	5	$5.41098 \times 10^{-0}$	$126.0195 \times 10^{-0}$	$43.21106 \times 10^{-0}$	5.411 at 3
			10	5	$6.15899 \times 10^{-2}$	$1.27211 \times 10^{-1}$	$10.39686 \times 10^{-0}$	0.06159 at 36
			15	5	$3.08053 \times 10^{-0}$	$1.17523 \times 10^{-1}$	$9.08477 \times 10^{-0}$	3.0805 at 26
		10	5	5	$2.60495 \times 10^{-0}$	$5.06769 \times 10^{-0}$	$24.62986 \times 10^{-0}$	2.605 at 8
			10	5	$2.24874 \times 10^{-0}$	$4.36702 \times 10^{-0}$	$14.37054 \times 10^{-0}$	2.2487 at 15
			15	5	$5.28058 \times 10^{-0}$	$8.10573 \times 10^{-1}$	$9.34166 \times 10^{-0}$	5.2806 at 51

### Commentaire :

Dans le premier tableau de l'algorithme levenberg-marquardt la valeur des validations est très satisfaisante car les best validation sont assez proches du zéro.

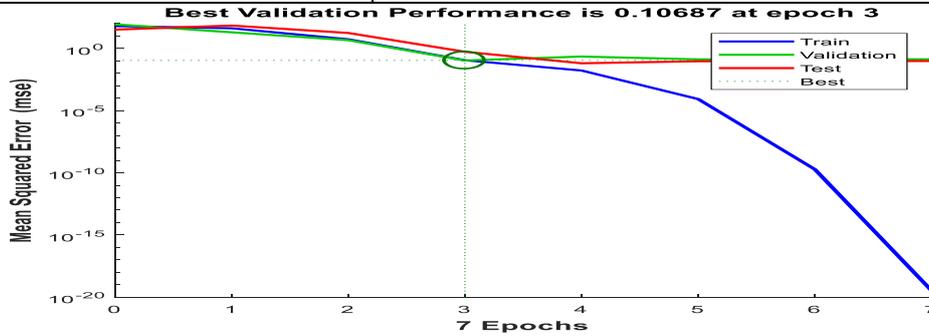
Sur le deuxième tableau de l'algorithme Bayesian Regularization la valeur de validation est nul pour tous les essais ce qui signifie que l'IA ne sait pas entrainer même si la valeur des validations n'est pas très loin du zéro en comparaison avec les autres algorithmes.

Pour le troisième tableau de l'algorithme Scaled Conjugate Gradient les résultats de l'évaluation sont assez satisfaisant mais nous donne aucun indice sur le bon rendement a choisir.

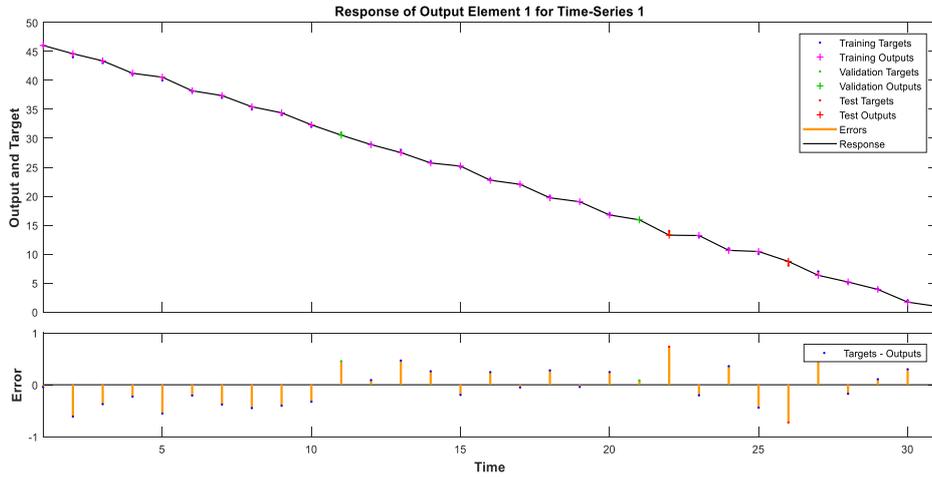
En generale en remarque que si l'entrainement nous donne de bon résultat le testing en fait pareil.

## IV.2.4. La Comparaison

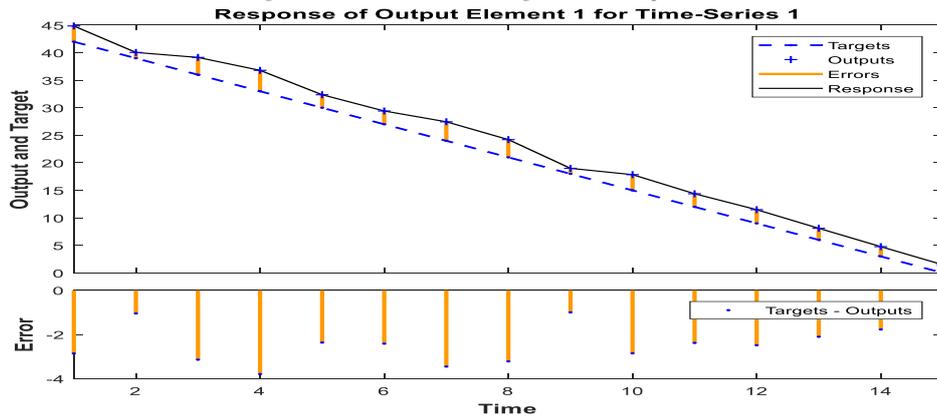
-Levenberg Marquardt  -Validation and Test Data: 5%-5%  -Nbr of hidden neurons: 5  -Nbr of delays d : 2	-Validation : 1.06869e-1  MSE: -Testing : 5.34329e-0  -Test Network : 6.54243e-0
---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	----------------------------------------------------------------------------------------------



*Figure A neural network training performance*



*Figure B neural network training time series reponse*



*Figure C time series response*

# Chapitre IV : Pronostic de défaut de roulement

-Levenberg Marquardt	-Validation : 3.78249e-6
-Validation and Test Data: 5%-5%	MSE: -Testing : 8.41994e-3
-Nbr of hidden neurons: 2	-Test Network : 8.68062e-0
-Nbr of delays d : 2	

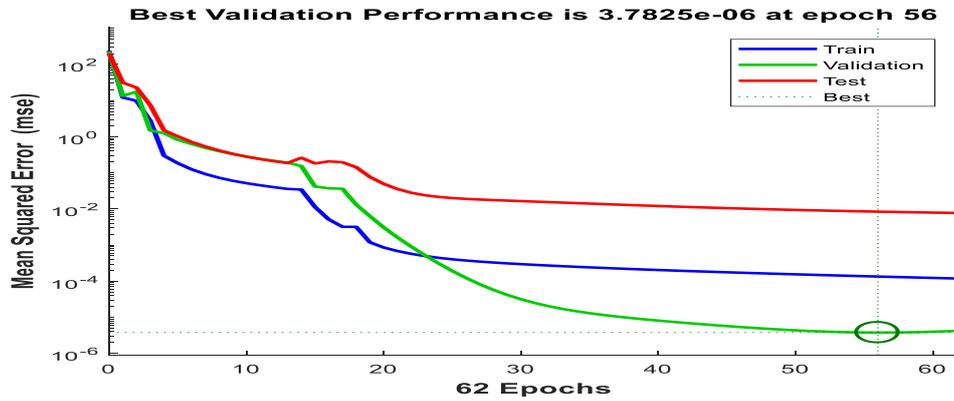


Figure D neural network training performance

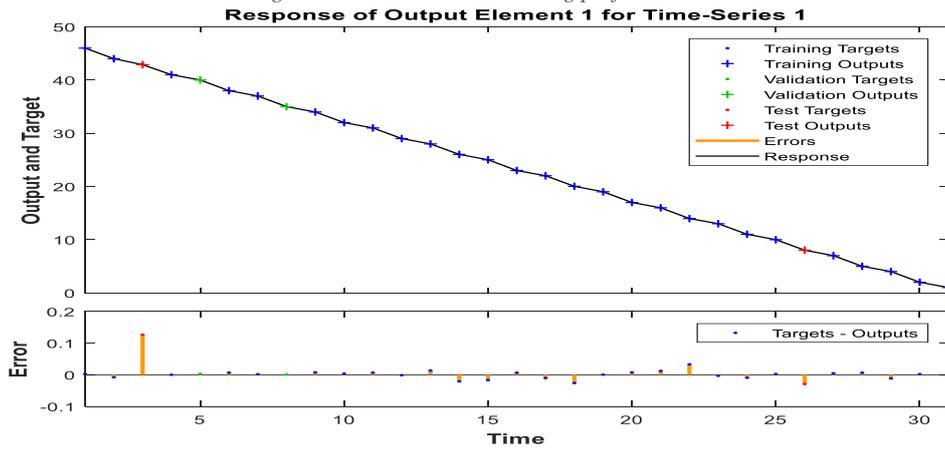


Figure E neural network training time series reponse

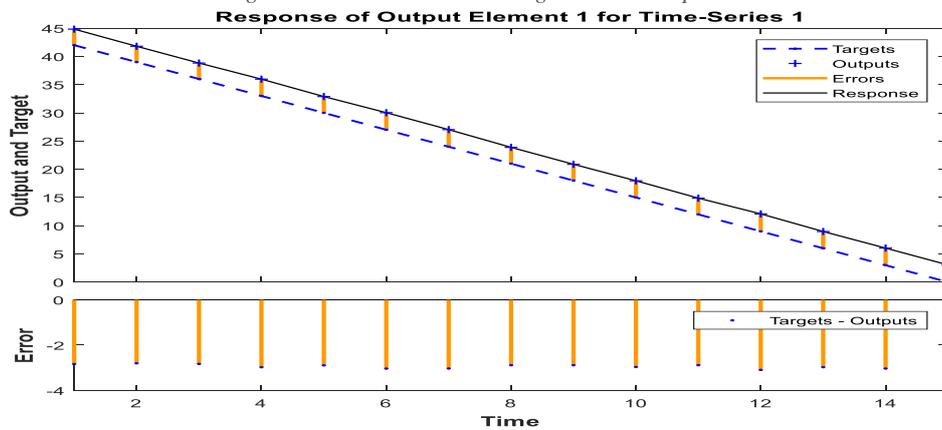
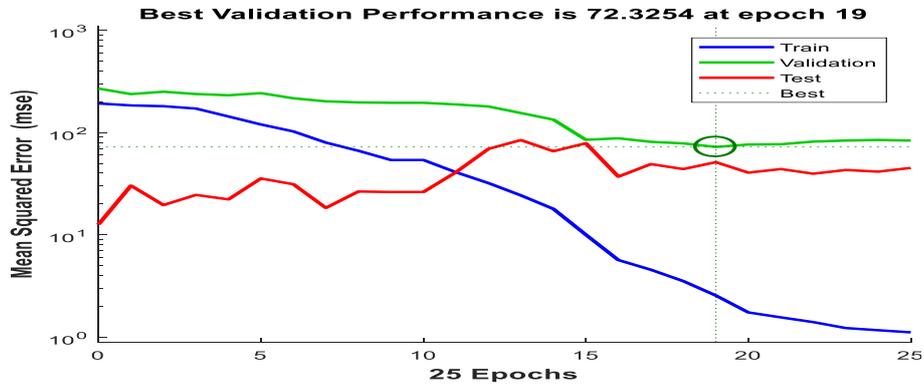
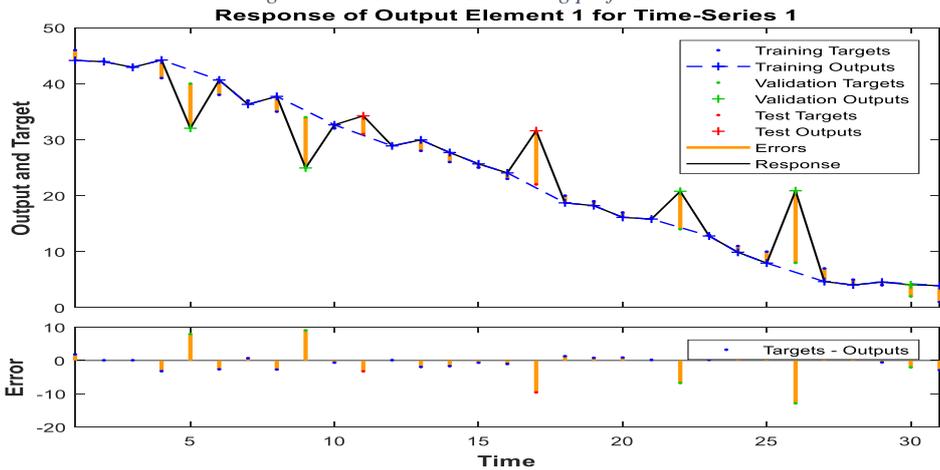


Figure F time series response

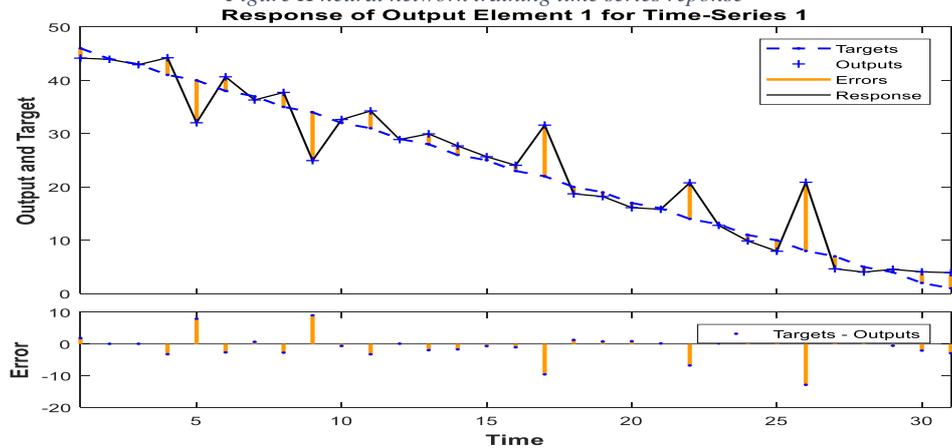
<p>-Scaled Conjugate Gradient</p> <p>-Validation and Test Data: 15%-5%</p> <p>-Nbr of hidden neurons: 2</p> <p>-Nbr of delays d : 2</p>	<p>-Validation : 72.32539e-0</p> <p>MSE: -Testing : 51.31535e-0</p> <p>-Test Network : 16.95840e-0</p>
-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	--------------------------------------------------------------------------------------------------------



*Figure G neural network training performance*



*Figure H neural network training time series reponse*



*Figure I time series response*

Les trois graphiques au-dessus correspondent aux trois meilleurs résultats obtenus de l'évaluation des trois matrices utiliser dans l'ordre :

1. **Matrice indicateurs sans filtrage**
2. **Matrice ENVELOPPE**
3. **Matrice indicateurs avec filtrage RLMD**

Nous remarquons que le meilleur résultat de méthode RLMD reste inexploitable à cause des nombreux défauts enregistrés et leur valeur très élevée (supérieure à 10 de nombreuses fois non linéaire), contrairement à la méthode du filtrage ENVELOPPE et la méthode sans filtrage qui nous donne une évaluation très exploitable avec des erreurs linéaires.

Ces deux méthodes se trouvent être très proches car elles ont le même algorithme et la même validation and testing data.

La meilleure performance a été enregistrée sur la méthode ENVELOPPE (**3.78249e-6**) ce qui prouve que cette méthode est efficace et facilite le travail de l'intelligence artificielle pour le type de données que l'on a utilisées.

La meilleure validation a été enregistrée avec la méthode sans filtrage (Test Network : **6.54243e-0**) ce qui prouve que même sans filtrage on peut avoir une bonne évaluation.

### IV.3. Conclusion

L'utilisation de plusieurs indicateurs scalaires dynamiques est primordiale afin de pouvoir choisir les plus adaptés à nous donner des résultats probants tout en facilitant le travail de l'algorithme de régression.

Le choix du nombre de couches est primordial afin d'avoir une bonne évaluation.

Le choix de l'algorithme doit être suivi en fonction du type de données que l'on a afin si dans le cas contraire un mauvais choix peut donner des résultats faussés.

Afin de faciliter le travail de l'IA, on doit choisir une bonne base de données et utiliser le type de filtrage le plus adapté à ces dernières.

CONCLUSION

GENERALE

### Conclusion générale

Dans ce travail nous avons conclu que l'on peut prévoir la durée de vie d'un roulement en utilisant la méthode de l'intelligence artificielle dans le cadre de la maintenance prédictif.

Etant dit plusieurs étapes essentielles à ce processus sont difficile à atteindre entre autres l'acquisition des bonne donnée et leur exploitation, car le choix des indicateurs et du bon TS nécessite plusieurs essais car il n'y a pas méthodologie qui existe à suivre ou de procédure prédéfinie.

Entre tous les paramètres que l'on peut contrôler il y'a toujours une logique à suivre sauf dans le cas du choix du nombre de couche qui reste un élément aléatoire pour laquelle il faut essayé de nombreuse combinaison jusque à ce que l'on tombe sur le nombre ou un résultat satisfaisant

## Références

- [1] v. chiruttini, Methodes des element fnis, vol. resolution des systemes linéaires , rome : DMSE/LCME-vincent chiaruttini, 2005.
- [2] R. Herbin, cours d'Analyse numerique, vol. licence de mathematique , U. A. Marseille, Éd., marseille: Université Aix en provence , 17 avril 2010.
- [3] D. Dureisseix, Méthode numerique appliquées a la conception par éléments finis, Vols. %1 sur %21-10, s. thechnique, Éd., Montpellier: Montpellier 2, 10 janvier 2009.
- [4] B. Fouad, «commande sans capteur de la machine asynchrone,» université badji mokhetar, annaba, 2016.
- [5] O. S. M. Kosila, «détection des defaillance par analyse vibratoire sur un groupe electro-pompe,» Université Badji Mokhetar, Bejaia, 2017.
- [6] H. Mohammed, «Application de l'ODS a l'analyse des problemes de vibration des machines tournantes,» Tlemcen, 2012.
- [7] C. S. E. CHAOUCHE Riad, «Détection et diagnostic de défauts statorique externe d'un moteur asynchrone triphasé a l'aide de la carte ARDUINO MEGA 2560,» Université Kasdi Merbah, Ouargla, 2016.
- [8] B. Hafidh, «détection des défaut d'engrenage par analyse vibratoire,» univesité Kasdi Merbah, Ouargla, 2016.
- [9] A. CEBAN, «méthode globale de diagnostic des machine électriques,» Ecole doctorale SPI, Lille, 2012.
- [10] K. GANA, «etude et amelioration d'une motopompe centrifuge,» université Kasdi Merbah, ouargla, 2014.
- [11] A. CEBAN, «methode globale de diagnostic des machines électrique,» Université Lille de nord de france , lille, 2012.
- [12] b. e. kjaer, «vibration général».

- [13] C. PICHOT, surveillance des machines par analyse des vibration, vol. version Dunod, paris: dunod, 2009.
- [14] A. mouloud, «recherche de signatures robustes des defaults dans une macine tournante,» Université Farhat abbas sétif 1, setif, 2015.
- [15] D. A. E. F. OMAR, «optimsation de la fiabilité d'un système életromecanique,» Université Mohamed oudiaf, m'sila, 2018.
- [16] T. bensana, «diagnostique des defaillance basé sur l'analyse vibratoire d'une turbine a vapeur,» Université badji mokhtar de annaba, annaba, 2008.
- [17] C. P. Alain boulenger, «analyse vibratoire en maintenance (surveillance et diagnostique machine,» i dunod, paris, 2003.
- [18] K. A. N. c. G. .. G. Barakat, «vibration based fault diagnosis approach for permanent magnet synchronous motors,» IFAC Perpers On line, 2015.
- [19] H. j, «causes and sources of audible noise in eletrical motors,» in proc 22nd, 1993.
- [20] T. A, «computing machenery and intelligence,» parsing the turing, springer, dordrecht, 1950.
- [21] c. shannon, «XXIL programming for playing chess,» edinburgh and dublin philosophical magazine and journal of science, london, 1950.
- [22] UW, «History of Ai,» [En ligne]. Available: <https://courses.cs.washington.edu/courses/csep590/06au/projects/history-ai.pdf..>
- [23] Y. Benzaki, «overfitting et underfitting,» 11 juillet 2017. [En ligne]. Available: <https://mrmint.fr/overfitting-et-underfitting-quand-vos-algororithmes-de-macine-learning-derapent>.
- [24] c. e. bayir, «fault detection in internal combustion engines using fuzzy logic,» proceeding of the institution of mechanical engineers, 2007.
- [25] E. b. E. C. V. A. Y, «An efficient Hilbert-Huang transform based bearing faults,» IEEE trans energy, 2017.