



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
People's Democratic Republic of Algeria  
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي  
Ministry of Higher Education and Scientific Research  
جامعة عبد الحميد بن باديس - مستغانم  
Abdel Hamid Ibn Badis University - Mostaganem  
كلية العلوم والتكنولوجيا  
Faculty of Sciences and Technology  
قسم الهندسة الميكانيكية  
Department of Mechanical Engineering



**N° d'ordre : M2...../GM/2025**

## **MEMOIRE DE FIN D'ETUDES DE MASTER ACADEMIQUE**

**Filière : Génie Mécanique**

**Spécialité : Construction Mécanique**

### **Thème**

**Identification des défauts de roulements par  
intelligence artificielle.**

Présenté par

1- Salaheddine HAMCHERIF

Soutenu le 29 / 06 / 2025 devant le jury composé de :

Président :	GUERMAT Abdelkader	Maitre de Conférences "B"	Université de Mostaganem
Examineurs :	BENKHETTAB Mohamed	Maitre de Conférences "B"	Université de Mostaganem
Encadrant :	FLITTI Abdelmadjid	Maitre de Conférences "B"	Université de Mostaganem
Co-Encadrant:	SAIDANI Djamel Eddine	Maitre de Conférences "B"	Université de Mostaganem

Année universitaire 2024 / 2025

# Dédicaces

*A mes très chers parents, pour exprimer ce qu'ils méritent pour tous les sacrifices qu'ils n'avaient cessés de faire je dédie ce modeste travail.*

*A mes très chers frères, MOHAMED, ABDELMADJID, et à la famille HAMCHERIF.*

*A mes chers amis NEKROUF ADEL MOHAMED ALI et HAMCHERIF RACHID et ABBASSA YUCEF.*

*A tous les étudiants de la promotion Construction Mécanique 2025.*

# Remerciements

*J'*adresse mes remerciements à mon encadreur, **Docteur Abdelmadjid FLITTI** pour son aide précieuse et ses conseils qui m'ont été d'une grande utilité dans la réalisation de ce mémoire.

*J'*adresse également mes chaleureux remerciements à mon co-encadreur, **Docteur Djamel Eddine SAIDANI**, pour ses conseils avisés.

*J'*exprime tout mon respect et ma gratitude aux membres du jury qui consacrent leur temps et leur attention à l'évaluation de ce travail. Je remercie tout particulièrement **Docteur Abdelkader GUERMAT** pour avoir accepté de présider le jury, ainsi que **Docteur Mohamed BENKHETTAB** pour avoir accepté d'examiner ce mémoire.

*J'*e tiens enfin à remercier l'ensemble de l'équipe pédagogique du département de Génie Mécanique pour leur encadrement et leur disponibilité tout au long de mon parcours universitaire.

# Liste des figures

<b>Figure I- 1:</b> composants essentiels dans un roulement à billes .....	- 3 -
<b>Figure I- 2:</b> Roulement à rouleaux .....	- 4 -
<b>Figure I- 3:</b> Roulement à rouleaux coniques .....	- 5 -
<b>Figure I- 4 :</b> Roulement à rouleaux sphériques .....	- 5 -
<b>Figure I- 5:</b> Écaillage initial de la sous-surface sur la bague intérieure .....	- 6 -
<b>Figure I- 6 :</b> Corrosion sur la surface de la bague extérieure .....	- 6 -
<b>Figure I- 7:</b> Corrosion par oxydation .....	- 7 -
<b>Figure I-8:</b> Faux effet Brinell sur la piste de la bague extérieure d'un roulement .....	- 7 -
<b>Figure I- 9:</b> Érosion par courant excessif.....	- 8 -
<b>Figure I- 10:</b> Déformation de surcharge .....	- 8 -
<b>Figure I- 11:</b> Rupture par fatigue d'une bague extérieure d'un roulement .....	- 9 -
<b>Figure I- 12:</b> Fissures thermiques transversales sur la bague intérieure d'un roulement ....	- 9 -
<b>Figure II- 1:</b> Acquisition des signaux vibratoire d'une machine tournante.....	- 11 -
<b>Figure II- 2:</b> Accéléromètre piézoélectrique à électronique intégrée .....	- 12 -
<b>Figure II- 3:</b> Schéma du principe d'un microphone dynamique .....	- 13 -
<b>Figure II- 4:</b> L'algorithme de la méthode EMD .....	- 15 -
<b>Figure II- 5:</b> Modèle de base d'un neurone formel. ....	- 19 -
<b>Figure II- 6:</b> Perceptron multicouche à deux couches cachées.....	- 20 -
<b>Figure III- 1:</b> Banc d'essais d'analyse de défauts de machines (MFS) .....	- 26 -
<b>Figure III- 2:</b> Signal vibratoire pour une vitesse de 50Hz pour un fonctionnement : <b>a)</b> normal, <b>b)</b> avec défaut de billes, <b>c)</b> avec défaut de cage et <b>d)</b> avec défaut de bague extérieure.-	27
-	
<b>Figure III- 3:</b> Les cinq premières IMF de la décomposition du signal vibratoire à 50Hz pour un fonctionnement : <b>a)</b> normal, <b>b)</b> avec défaut de billes.....	- 28 -

**Figure III- 4:** Les cinq dernières IMF de la décomposition du premier segment du signal vibratoire à 50Hz pour un fonctionnement : **a)** normal, **b)** avec défaut de billes ..... - 29 -

**Figure III- 5:** Résidu issu de la décomposition du premier segment du signal vibratoire à 50Hz pour un fonctionnement : **a)** normal, **b)** avec défaut de billes. .... - 30 -

**Figure III- 6 :** Histogramme des valeurs RMS des IMF à 50 Hz pour un fonctionnement : **a)** normal, **b)** avec un défaut de billes et **c)** avec un défaut de cage. .... - 31 -

**Figure III- 7:** Précision de classification du MLP pour les quatre conditions de fonctionnement. .... - 32 -

# Liste des tableaux

**Tableau III- 1:** nombre d'échantillons utilisés pour chaque classe. .... - 32 -

## Liste des abréviations

EMD	Décomposition en Modes Empiriques
IMF	Fonction de Mode Intrinsèque
MLP	Perceptron multicouche (Multilayer perceptron)
RMS	Valeur efficace (Root Mean Square)

## Résumé

Les défaillances de roulements sont responsables d'environ 40% des pannes des machines tournantes. Elles peuvent non seulement provoquer des arrêts non programmés, mais également entraîner une augmentation significative des coûts de maintenance. Pour permettre une détection précoce des défauts de roulements, ce travail propose une approche basée sur la combinaison de l'analyse vibratoire et d'un réseau de neurones multicouche (MLP). L'approche comporte quatre étapes : importation des signaux vibratoires à partir d'une base de données libre, la décomposition des signaux par la méthode de décomposition en modes empiriques (EMD), l'extraction des caractéristiques à l'aide de la valeur efficace (RMS), et la classification des défauts à l'aide d'un réseau MLP. Quatre états de fonctionnement sont envisagés : fonctionnement normal, défauts de billes, défaut de cage et défaut de bague extérieure. Les résultats des simulations obtenus démontrent une bonne précision de classification, avec une moyenne de 97,77%.

**Mots-clés :** Roulements, Défauts, perceptron multicouche, valeur efficace, décomposition en modes empiriques.

## Abstract

Bearing failures are responsible for about 40% of rotating machinery breakdowns. They can not only cause unplanned shutdowns but also lead to a significant increase in maintenance costs. To enable early detection of bearing faults, this work proposes an approach based on the combination of vibration analysis and a multilayer perceptron (MLP) neural network. The approach consists of four steps: importing vibration signals from a free database, decomposing the signals using the empirical mode decomposition (EMD) method, extracting features using the root mean square (RMS) value, and classifying defects using a multilayer perceptron (MLP) network. Four operating states are considered: normal operation, ball fault, cage fault and outer race fault. The results of the simulations obtained demonstrate a good classification accuracy, with an average of 97.77%.

**Keywords:** Bearings, faults, multilayer perceptron, root mean square, empirical mode decomposition.

## ملخص

تعرى حوالي 40% من أعطال الآلات الدوارة إلى أعطال المحامل. لا تؤدي هذه الأعطال إلى توقعات غير مخططة فحسب، بل يمكن أن تقضي أيضًا إلى زيادة كبيرة في تكاليف الصيانة. لتمكين الكشف المبكر عن أعطال المحامل، يقترح هذا العمل نهجًا يعتمد على الدمج بين تحليل الاهتزاز وشبكة عصبية متعددة الطبقات. يتكون النهج من أربع خطوات: جلب إشارات اهتزاز من قاعدة بيانات مجانية، تحليل الإشارات باستخدام طريقة التحليل بالأنماط التجريبية، استخراج الخصائص باستخدام قيمة الجذر التربيعي المتوسط، وتصنيف العيوب باستخدام شبكة متعددة الطبقات. تم أخذ أربع حالات تشغيل بعين الاعتبار: التشغيل العادي، تضرر الكرات، تضرر القفص و تضرر الحلقة الخارجية. تُظهر نتائج المحاكاة المتحصل عليها دقة تصنيف جيدة، بمتوسط قدره 97.77%.

**الكلمات المفتاحية:** المحامل، الأعطال، الشبكة العصبية متعددة الطبقات، طريقة التحليل بالأنماط التجريبية، الجذر التربيعي المتوسط.

## Table des matières

Dédicaces.....	i
Remerciements .....	ii
Liste des figures .....	iii
Liste des tableaux .....	v
Liste des abréviations .....	vi
Résumé .....	vii
Introduction Générale.....	- 1 -
Chapitre I : Généralités sur les défauts de roulements.....	- 3 -
I.1 Introduction.....	- 3 -
I.2 Types de roulements .....	- 4 -
I.2.1 Roulements à billes.....	- 4 -
I.2.2 Roulements à rouleaux .....	- 4 -
I.2.3 Roulements à rouleaux coniques .....	- 5 -
I.2.4 Roulements à rouleaux sphériques .....	- 5 -
I.3 Les défauts fréquents des roulements .....	- 6 -
I.3.1 Fatigue initiée à la surface .....	- 6 -
I.3.2 Corrosion .....	- 6 -
I.3.3 Érosion par courant excessif.....	- 8 -
I.3.4 Déformation de surcharge .....	- 8 -
I.3.5 Rupture .....	- 9 -
I.3.5.1 Rupture forcée.....	- 9 -

I.3.6	Fissuration .....	- 9 -
I.4	Méthodes traditionnelles de détection de défauts de roulements .....	- 10 -
I.5	Conclusion .....	- 10 -
<b>Chapitre II : Analyse vibratoire des machines tournantes basée sur l'intelligence artificielle.....</b>		<b>- 11 -</b>
II.1	Introduction.....	- 11 -
II.2	Acquisition des signaux .....	- 12 -
II.2.1	Les accéléromètres .....	- 12 -
II.2.2	Les capteurs de déplacement .....	- 12 -
II.2.3	Les capteurs acoustiques .....	- 13 -
II.3	Méthodes de décomposition de signaux .....	- 13 -
II.3.1	La méthode de décomposition en modes empiriques (EMD) .....	- 14 -
II.3.2	La méthode de décomposition spectrale intrinsèque (SID).....	- 16 -
II.4	Extraction des caractéristiques des signaux.....	- 17 -
II.4.1	Valeur RMS (Root Mean Square) .....	- 17 -
II.4.2	Kurtosis.....	- 17 -
II.5	Classification par réseaux de neurones artificiels.....	- 18 -
II.5.1	Définition.....	- 18 -
II.5.2	Types de réseaux de neurones artificiels .....	- 20 -
II.5.3	Perceptrons multicouches .....	- 21 -
<b>Chapitre III : Classifications des défauts de roulements par MLP .....</b>		<b>- 25 -</b>
III.1	Introduction .....	- 25 -
III.2	Description de la base de données MAFAULDA.....	- 25 -

III.3	Décomposition des signaux par EMD.....	- 27 -
III.4	Extraction des caractéristiques par la méthode RMS.....	- 30 -
III.5	Classification par MLP.....	- 31 -
	Conclusion générale .....	- 34 -
	Bibliographie .....	- 35 -

# Introduction Générale

Les machines tournantes occupent une place primordiale dans le secteur industriel. En effet, leur bon fonctionnement a un impact direct sur la productivité ainsi que sur la sécurité. Cependant, ces machines sont souvent sujettes à des pannes précoces, en raison de conditions de fonctionnement parfois sévères. Plusieurs travaux mentionnent que les défauts de roulements seraient responsables d'environ 40% des pannes affectant les machines tournantes [1]. Ainsi, la surveillance et le diagnostic de l'état de fonctionnement des roulements sont devenus des enjeux cruciaux pour limiter les temps d'arrêts non planifiés.

Malgré que les méthodes de surveillance classique, telles que l'analyse vibratoire, la thermographie et l'analyse acoustique, soient encore largement utilisées, leur insuffisance en matière de détection précoce des pannes a poussé à leur association avec les techniques d'intelligence artificielle (IA). En effet, les approches basées sur l'IA permettent d'analyser des signaux vibratoires complexes, d'identifier en temps réel les défauts et de reconnaître, automatiquement, les types de défauts.

Ce mémoire s'inscrit dans cette optique, avec pour objectif de proposer une approche, basée sur l'IA, de prédiction et de classification de défauts de roulements dans les machines tournantes.

Cette approche s'articule sur les quatre étapes suivantes :

- La collecte des signaux vibratoires,
- La décomposition de ces signaux à l'aide de la méthode de décomposition en modes empiriques (EMD),
- L'extraction de caractéristiques pertinentes par le calcul de la valeur efficace (RMS.).
- La classification à l'aide d'un réseau de neurones perceptron multicouche (MLP).

Le mémoire est structuré comme suit :

- Le premier chapitre donne un aperçu général des roulements, en présentant leurs types, leurs défauts courants et les méthodes classiques de surveillance.

- Le deuxième chapitre présente l'approche de diagnostic de vibration fondée sur l'intelligence artificielle, en décrivant les étapes de traitement du signal et l'architecture de réseau de neurones utilisé.
- Le troisième chapitre est consacré à la présentation et à l'analyse des résultats de simulation de l'approche adoptée.

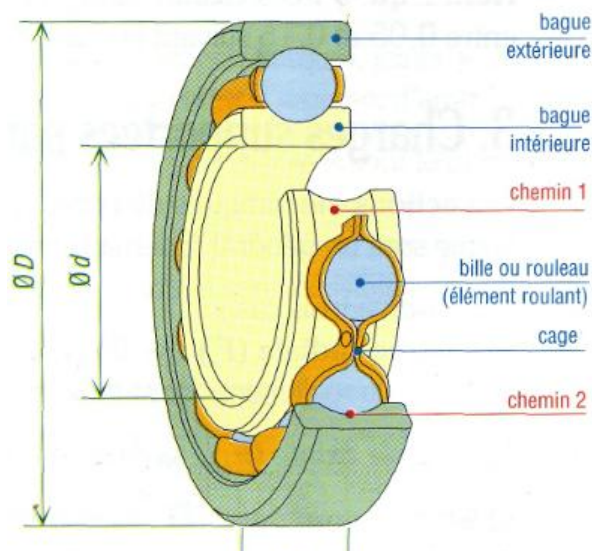
# Chapitre I :

## Généralités sur les défauts de roulements

### I.1 Introduction

Les roulements sont des dispositifs mécaniques incontournable dans les machines tournantes en permettant d'obtenir une liaison pivot entre un arbre et un alésage, avec peu de frottement. Un roulement est constitué principalement des éléments suivants [2]:

- Une bague extérieure (piste extérieure) fixée dans le logement.
- Une bague intérieure (piste intérieure) montée sur l'arbre.
- Des éléments roulants, peuvent être des billes (roulement à billes) ou des rouleaux (roulement à rouleaux), placés entre les deux bagues
- Une cage (Fig. 1.2) dont le rôle est de garder les éléments roulants à un espacement régulier, évitant ainsi le contact direct et le frottement [3].



**Figure I- 1:** composants essentiels dans un roulement à billes [3].

Ils assurent les fonctions suivantes [3]:

- La réduction du frottement : Les roulements réduisent considérablement le frottement entre les pièces en mouvement, ce qui améliore l'efficacité énergétique et prolonge la durée de vie des machines.
- Le support et le guidage : Ils supportent les charges radiales et axiales, guidant ainsi les éléments rotatifs avec précision et permettant une rotation stable.
- La transmission de puissances : Les roulements transmettent les forces entre les différents composants d'une machine, assurant ainsi une transmission fluide du mouvement.

## **I.2 Types de roulements**

Selon les éléments roulements, on distingue les types suivants :

### **I.2.1 Roulements à billes**

Les roulements à bille, voir figure I.1, sont fréquemment utilisés pour supporter des charges axiales et radiales. Ils réduisent considérablement les frottements puisqu'ils sont constitués de billes sphériques qui roulent entre deux courses [4].

### **I.2.2 Roulements à rouleaux**

L'élément roulant dans ces roulements sont des rouleaux cylindriques, ce qui leur permet de supporter des charges plus lourdes. Ils sont principalement conçus pour supporter des charges radiales, mais peuvent également supporter certaines charges axiales [5].



**Figure I- 2:** Roulement à rouleaux [6].

### **I.2.3 Roulements à rouleaux coniques**

Les rouleaux coniques de ce type de roulements leur offrent une plus grande surface de contact, ce qui leur améliore leur capacité de charge. Ainsi, ils sont bien adaptés aux charges radiales importantes. C'est pour quoi on les trouve couramment dans les moyeux de roue automobiles [7].



**Figure I- 3:** Roulement à rouleaux coniques [8].

### **I.2.4 Roulements à rouleaux sphériques**

Ces roulements peuvent s'adapter aux défauts d'alignement en raison de leur conception à alignement automatique. Ils sont capables de supporter de lourdes charges radiales ainsi que des charges axiales modérées, ce qui les rend idéaux pour des applications telles que les éoliennes et les machines lourdes [9].



**Figure I- 4 :** Roulement à rouleaux sphériques [10].

### I.3 Les défauts fréquents des roulements

#### I.3.1 Fatigue initiée à la surface

Une lubrification insuffisante engendre un contact métal-métal entre les éléments roulants et le chemin de roulement ce qui peut provoquer l'apparition des microfissures et un microspalling à la surface. Ce phénomène se manifeste par la présence de petites zones d'endommagement sur les surfaces de roulement, entraînant, ainsi, sa dégradation progressive [11].



**Figure I- 5:** Écaillage initial de la sous-surface sur la bague intérieure [11].

#### I.3.2 Corrosion

La corrosion peut être définie comme la dégradation d'un matériau, suivi d'une altération de ses propriétés, sous l'effet de réactions chimiques avec son environnement [12].

##### I.3.2.1 Corrosion par humidité

La corrosion par humidité se produit lorsqu'il y a une accumulation d'eau ou d'humidité sur des surfaces de contact. Favorisant ainsi des réactions électrochimiques qui entraînent la dégradation

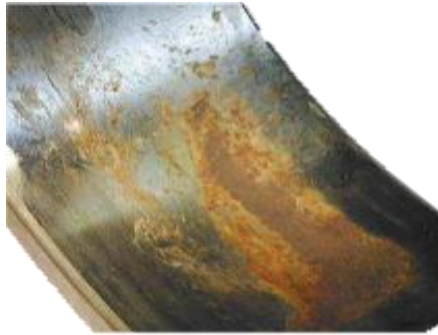


**Figure I- 6 :** Corrosion sur la surface de la bague extérieure [11].

des roulements. Ce type d'usure se manifeste par la présence de piqûres, l'augmentation des frottements, la détérioration du film lubrifiant et l'amorçage de défaillances [11] .

### **I.3.2.2 Corrosion par oxydation**

La corrosion par oxydation désigne une réaction chimique dans laquelle les surfaces métalliques des roulements réagissent avec l'oxygène de l'air, entraînant la formation d'oxyde [11].



**Figure I- 7:** Corrosion par oxydation [11].

### **I.3.2.3 Corrosion par frottement**

La corrosion par frottement, se produit lorsqu'il y a un mouvement relatif léger entre deux surfaces en contact, entraînant l'usure et la détérioration. Pour les roulements, on distingue les deux formes suivantes de ce type de corrosion :

- Corrosion de contact : est une dégradation entre deux surfaces en contact soumises à des mouvements relatifs microscopiques répétés générés par des vibrations ou des légères oscillations.

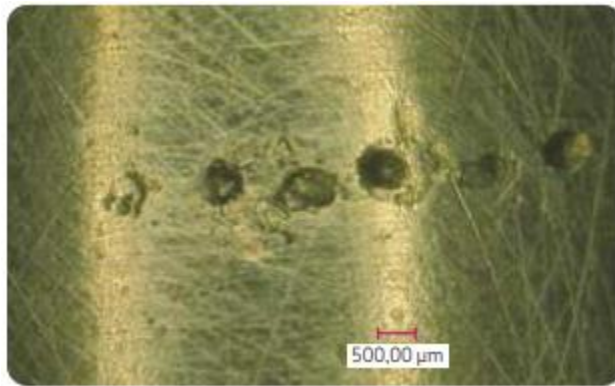


**Figure I-8:** Faux effet Brinell sur la piste de la bague extérieure d'un roulement [11].

- Faux effet Brinell : il se caractérise par l'apparition des marques régulières sur les pistes de roulements, semblables à des empreintes de dureté Brinell, causées par des micro-oscillations due à des charges cycliques [13].

### I.3.3 Érosion par courant excessif

L'érosion par courant excessif, appelée aussi électroérosion ; se produit quand des courants électriques excessifs passent à travers le roulement, provoquant ainsi une perte de matière significative au niveau des surfaces de contact. Ce qui entraîne la formation des cratères et une dégradation du film lubrifiant [11].



**Figure I- 9:** Érosion par courant excessif [11].

### I.3.4 Déformation de surcharge

Une déformation de surcharge est engendrée par des charges statiques excessives, de chocs ou d'une manipulation inadéquate. Cette forme de déformation peut provoquer des dommages visibles



**Figure I- 10:** Déformation de surcharge [11].

sur les pistes -de roulement ou les éléments roulants, tels que des empreintes, des ovalisations ou des fissures [11].

### **I.3.5 Rupture**

#### **I.3.5.1 Rupture forcée**

Une rupture forcée apparaît lorsque les concentrations de contraintes dépassent la résistance à la traction du matériau [11] . Généralement, ce type de défaillance est lié à une surcharge ou à des contraintes excessives localement [11].

#### **I.3.5.2 . Rupture par fatigue**

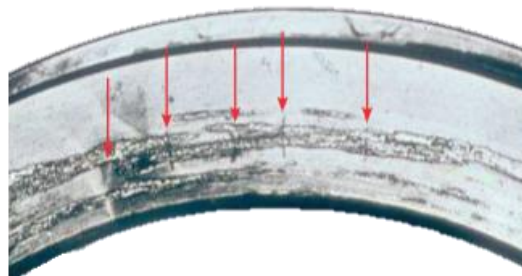
La rupture par fatigue survient lorsque le matériau est soumis à une flexion cyclique qui conduit à un dépassement de la résistance à la fatigue du matériau. Cette sollicitation provoque l'apparition d'une fissure capillaire qui se propage jusqu'à la bague ou la cage [11].



**Figure I- 11:**Rupture par fatigue d'une bague extérieure d'un roulement [11].

### **I.3.6 Fissuration**

Un glissement important entre deux surfaces généré un échauffement par frottement important qui peut provoquer des fissures, souvent, perpendiculaire au plan de glissement [11].



**Figure I- 12:** Fissures thermiques transversales sur la bague intérieure d'un roulement [11].

#### **I.4 Méthodes traditionnelles de détection de défauts de roulements**

La détection préventive des défauts de roulements a pour objectif de garantir la fiabilité des machines tournantes et éviter les arrêts non planifiés. Avant l'arrivée de technique moderne basée sur l'intelligence artificielle ou l'analyse temps-fréquence plusieurs méthodes traditionnelles étaient couramment utilisées. Malgré qu'elles ont une précision limitée, elles restent largement employées dans l'industrie en raison de leur simplicité et de leur faible coût.

Les méthodes de traditionnelles les plus répondues sont les suivantes

- L'analyse vibratoire : un roulement défectueux génère des signatures vibratoires caractéristique.
- La thermographie : la détection des anomalies de température qui peuvent indiquer un dysfonctionnement de roulement.
- L'analyse acoustique : elle se base sur la mesure, par un capteur acoustique, des bruits anormaux générés par les défauts.

#### **I.5 Conclusion**

En résumé, les roulements sont des composants critiques dans les machines tournantes, et la surveillance de leur état de fonctionnement est essentielle pour assurer la fiabilité, ainsi que la sécurité des systèmes mécaniques. La compréhension des défauts courants et l'adoption de méthodes de détection adaptées sont cruciales pour prévenir les pannes prématurées et minimiser les temps d'arrêt non planifiés.

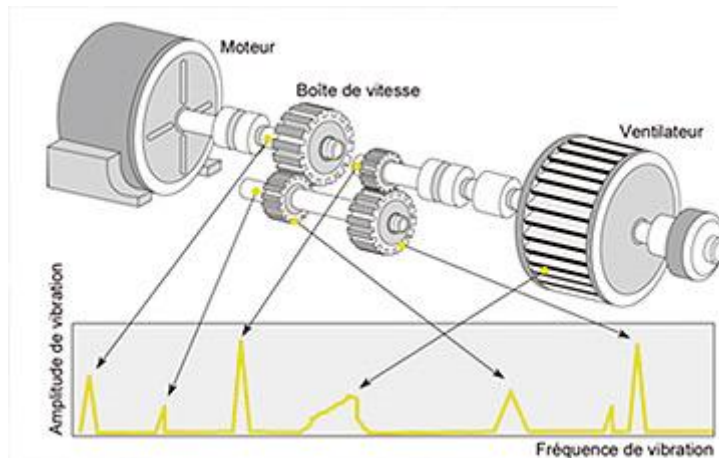
# Chapitre II :

## Analyse vibratoire des machines tournantes basée sur l'intelligence artificielle

### II.1 Introduction

De nos jours, l'analyse vibratoire basée sur l'intelligence artificielle est devenue l'une des techniques les plus performantes utilisées pour suivre en ligne la santé des machines tournantes [14]. Cette technique offre de multiples avantages à savoir dont les principaux sont :

- Détection précoce des défauts,
- Surveillance en ligne automatisés,
- Traitements efficaces de signaux complexes ;
- Adaptation continue avec de nouvelles données.



**Figure II- 1:** Acquisition des signaux vibratoire d'une machine tournante.

Cette technique comporte, généralement, les quatre étapes suivantes :

- Acquisition des données (signaux),
- Décomposition des signaux,
- Extraction des Caractéristiques des Signaux.
- Classification par réseaux de neurones.

L'objectif de ce chapitre est de présenter un aperçu général sur ces quatre étapes.

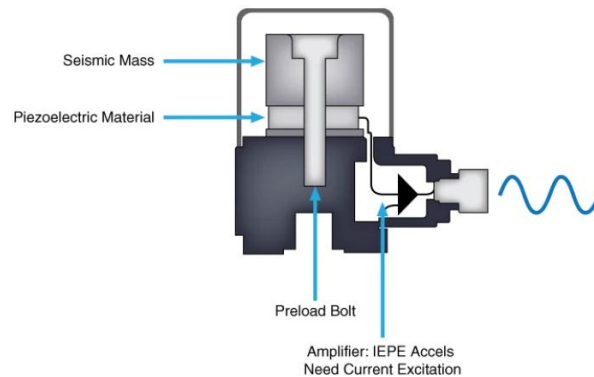
## II.2 Acquisition des signaux

L'acquisition des signaux vibratoires se fait, habituellement, à l'aide des accéléromètres, des capteurs de déplacement ou de capteurs acoustiques.

### II.2.1 Les accéléromètres

La plupart des accéléromètres utilisent l'effet piézoélectrique, qui permet à certains matériaux, appelés matériaux piézoélectriques, de générer une tension électrique lorsqu'ils sont soumis à des contraintes mécaniques, et inversement. L'accélération de la structure testée est transmise à une masse sismique à l'intérieur de l'accéléromètre, qui génère une force proportionnelle sur le cristal piézoélectrique. Cette contrainte externe sur le cristal induit alors une charge électrique à haute impédance, proportionnelle à la force appliquée et, par conséquent, à l'accélération [15]. Il existe deux types d'accéléromètres [15]:

- **Les accéléromètres en mode charge** : nécessitent un amplificateur externe ou un convertisseur de charge en ligne pour amplifier la charge générée.
- **Les accéléromètres piézoélectriques à électronique intégrée (IEPE)** : intègrent un amplificateur sensible à la charge.



**Figure II- 2:** Accéléromètre piézoélectrique à électronique intégrée [10].

### II.2.2 Les capteurs de déplacement

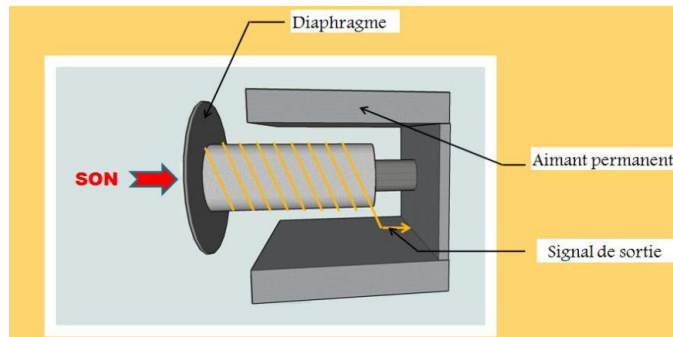
Les capteurs de position offrent des mesures précises et linéaires, allant du nanomètre au mètre en mode dynamique ou statique. Ces mesures peuvent être réalisés dans des environnements de laboratoire, sur des équipements industriels ou dans des conditions extrêmes. Les détecteurs de

mouvement incluent, notamment, les capteurs à courant de Foucault, les capteurs à induction, les capteurs LVDT et capteurs à câble [16].

### II.2.3 Les capteurs acoustiques

Les capteurs acoustiques ont pour mission de capter les ondes sonores ou les vibrations acoustiques dans milieu et de les convertir par la suite en signaux électriques. Une fois qu'une onde sonore atteint le capteur, elle fait vibrer d'un élément sensible. Cette vibration est, ensuite, convertie en courant électrique par l'un des effets suivants [17]:

- Effet piézoélectrique : un matériau piézoélectrique est utilisé.
- Effet électromagnétique : le déplacement d'une bobine dans un champ magnétique génère un courant électrique. Ce mécanisme est, typiquement, utilisé dans les microphones dynamiques.
- Effet de la variation de capacité : la variation de distance entre les plaques d'un condensateur modifie sa capacité ce qui génère un courant variable.



**Figure II- 3:** Schéma du principe d'un microphone dynamique [18].

## II.3 Méthodes de décomposition de signaux

Les signaux obtenus dans la première étape sont des signaux complexes, non linéaires et non stationnaires [19]. Par conséquent, les méthodes classiques ne permettent pas d'identifier clairement la nature des défauts. Ainsi, le recours aux méthodes de décomposition de signal en composantes élémentaires est primordial afin de pouvoir isoler les caractéristiques des défauts [19]. Bien que la littérature compte plusieurs méthodes de décomposition, ce mémoire se limite à présenter les deux approches suivantes : la décomposition en valeurs empiriques et la décomposition spectrale intrinsèque.

### II.3.1 La méthode de décomposition en modes empiriques (EMD)

La méthode de décomposition en modes empiriques, ou Empirical Mode Decomposition (**EMD**) en anglais, est une méthode adaptative qui consiste à décomposer un signal en un nombre fini de fonctions appelées modes intrinsèques (en anglais **Intrinsic Mode Functions** -'IMF') [19]. Ces fonctions doivent impérativement respecter les deux règles suivantes [19]:

- Une IMF ne possède qu'un seul extremum entre deux passages à zéro consécutifs. En d'autres termes, le nombre de minima et de maxima locaux diffère d'au maximum de un.
- Une IMF a une valeur moyenne égale à zéro.

La méthode EMD étant une méthode empirique, ainsi l'interprétation physique des IMF n'est pas garantie [20].

Le signal  $s(t)$  et les IMF extraites par la Méthode EMD sont reliés par la relation suivantes [19, 20]:

$$s(t) = \sum_{i=1}^n C_i(t) + r(t) \quad (\text{II-1})$$

Où :

- $s(t)$  : signal quelconque,
- $n$  : nombre de IMFs extraites,
- $C_i(t)$  : la  $i$ ème IMF,
- $r(t)$  : le résidu de la décomposition.

L'algorithme de la méthode EMD est décrit par les étapes suivantes (voir figure II.4) [20].:

- **Étape 0:** initialiser:  $n = 1, r_0(t) = s(t)$
- **Étape 1:** Extraire le  $n$ -ème IMF comme suit:
  - a) Soit  $h_0(t) = r_{n-1}(t)$ , et  $k = 1$ ,
  - b) Identifier tous les maxima et minima locaux de  $h_{k-1}(t)$ ,

- c) Construire, par l'interpolation de splines cubiques, pour  $h_{k-1}(t)$ , l'enveloppe supérieure  $U_{k-1}(t)$ , qui relie chacun des maxima et l'enveloppe inférieure  $L_{k-1}(t)$  qui relie chacun des minima
- d) Déterminer la moyenne  $m_{k-1}(t) = \frac{1}{2}(U_{k-1}(t) + L_{k-1}(t))$ .
- e) Former la kème composante  $h_k(t) := h_{k-1}(t) - m_{k-1}(t)$ 
  - 1) Si  $h_k(t)$  ne satisfait pas à tous les critères d'une IMF, mettre  $k=k + 1$  et aller à **b)** de l'étape 1,
  - 2) Si  $h_k(t)$  satisfait tous les critères d'une IMF, mettre :

$$c_n(t) =: h_k(t) \quad \text{et} \quad r_n(t) =: r_{n-1}(t) - c_n(t),$$

- **Étape 2:** si  $r_n(t)$  n'oscille pas, arrêter, sinon mettre  $n=n + 1$  et aller à l'étape 1.

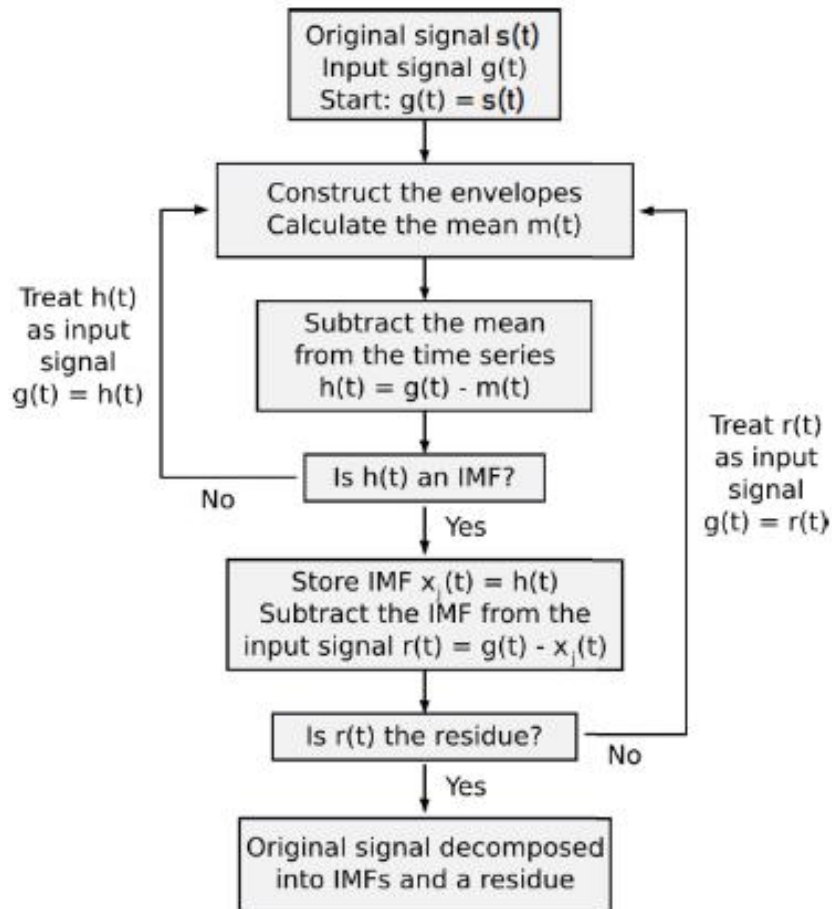


Figure II- 4: L'algorithme de la méthode EMD [20].

### II.3.2 La méthode de décomposition spectrale intrinsèque (SID)

La méthode de décomposition spectrale intrinsèque, en anglais Spectral Intrinsic Decomposition (SID), est une technique de décomposition adaptative permettant de décomposer un signal en un nombre défini de composantes hautes et basses fréquences, appelées fonctions modes propres spectrales (en anglais **S**pectral **P**roper **M**ode **F**unctions -**SPMF**) [21].

L'algorithme de décomposition spectrale intrinsèque d'un signal  $s$  comporte les étapes suivantes [22] :

1. Calculer la fonction de diffusivité  $g^\pm(x)$  à partir du signal  $s_0$  (avec  $s_0 = s$ ), en utilisant par exemple « Maximum Curvature Points (MCP) » qui a l'expression suivante [21]:

$$g^\pm(x) = \frac{1}{9} \left[ \left| \operatorname{sgn} \left( \frac{\partial^3 s_0}{\partial x^3} \right) \right| \pm \operatorname{sgn} \left( \frac{\partial^2 s_0}{\partial x^2} \right) + 1 \right]^2 \quad (\text{II-2})$$

2. Calculer l'opérateur matriciel  $L^{-1} = E$  à partir de la relation suivante [21]:

$$L = I + \Delta t A \quad (\text{III-3})$$

avec :

- $I$  : la matrice identité
  - $\Delta t$  : pas du temps.
  - $A$  : une matrice formée à partir des coefficients d'approximation par différences finies des opérateurs différentiels d'ordre deux et quatre.
3. Effectuer la décomposition en valeurs propres de  $E$ ,  $[V_E, L_E] = \operatorname{eig}(E)$ .
  4. Calculer les coefficients de reconstruction de  $s_0$ ,  $C = L_E V_E^{-1} s_0^T$ .
  5. Définir les composantes  $[V_k]$  et  $[L_k]$  pour  $k = 1, \dots, N$

$$\text{et } s_0 \leftarrow \sum_{k=1}^N V_k * C_k.$$

Les références [21] et [22] fournissent davantage de détails sur le fondement théorique de la méthode de décomposition spectrale intrinsèque.

## II.4 Extraction des caractéristiques des signaux

### II.4.1 Valeur RMS (Root Mean Square)

La valeur efficace, plus connue sous son abréviation anglaise (Root Mean Square) mesure l'énergie moyen du signal, ce qui permet de détecter des dissipations d'énergie anormalement élevées, souvent caractérisé par l'apparition de défaut [23]. En forme discrète elle s'écrit comme suit [24]:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [x_i]^2} \quad (\text{II-4})$$

Où :

- $x$  est le signal temporel mesuré,
- $N$  représente le nombre d'échantillons prélevés dans le signal.

### II.4.2 Kurtosis

Un autre paramètre fréquemment utilisé est le kurtosis (noté  $K$ ), ou le coefficient d'aplatissement , qui constitue également une grandeur adimensionnelle. Il est défini par l'expression [25]:

$$K = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^4}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2\right)^2} \quad (\text{III-5})$$

Où :

- $x$  est le signal temporel mesuré,
- $N$  représente le nombre d'échantillons.
- $\mu$  : est la moyenne du signal .

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (\text{II-6})$$

La puissance plus élevée utilisée dans le calcul de la kurtosis, comparée à celle de la variance, accentue davantage les grandes valeurs du signal et atténue l'influence des petites valeurs dans le résultat final, par rapport à la variance [25].

Pour cette raison, le kurtosis peut, également, être considéré comme une mesure comparative des extrémités de la fonction de densité de probabilité par rapport à celle de la distribution normale. Pour une variable dont la distribution est normale, le kurtosis est, exactement, égal 3. Pour un kurtosis supérieur à 3, la distribution présente des « extrémités plus hautes » que la distribution normale, et inversement s'il est inférieur à 3 [25].

Une autre valeur de kurtosis, appelée excès de kurtosis  $K_e$ , est courante dans les logiciels d'analyse du bruit et des vibrations. L'excès de kurtosis est simplement la différence entre le kurtosis défini ci-dessus et 3 [25].

$$K_e = K - 3 \quad (\text{II-7})$$

## II.5 Classification par réseaux de neurones artificiels

### II.5.1 Définition

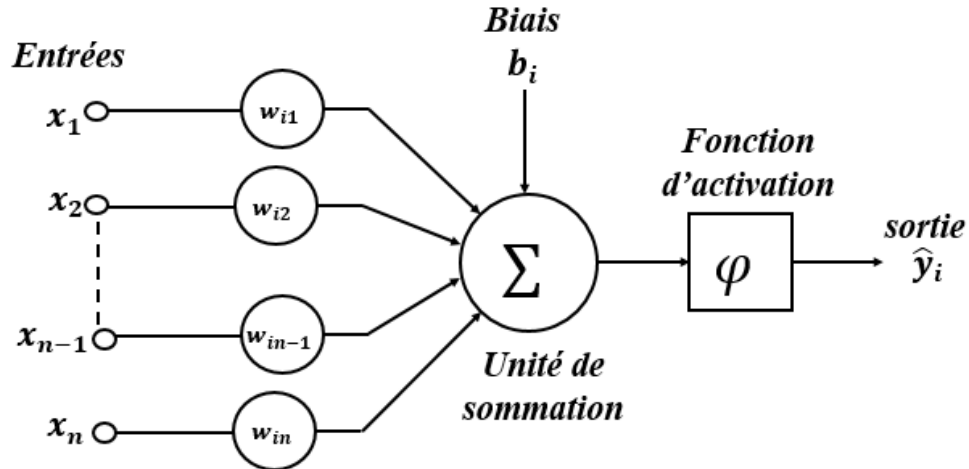
Les réseaux de neurones artificiels s'inspirent du fonctionnement de neurones biologiques. Un réseau de neurones artificiels est un graphe, plus ou moins complexe, composé de neurones formels interconnectés permettant la résolution de problèmes complexes dans divers domaines, notamment la reconnaissance de formes, la prédiction, ou le traitement du signal.

Un neurone formel, ou perceptron, est une modélisation mathématique simplifiée du neurone biologique [26]. Sa structure reprend les caractéristiques essentielles : des entrées, généralement, multiples, représentant les dendrites, et une sortie unique qui correspond au cône d'émergence axonal.

Le fonctionnement du neurone formel repose sur les quatre éléments suivants (voir figure II-5) [27]:

- **Entrées  $x_j$** : représentent les valeurs des données introduites. Chaque entrée  $x_j$  est associée à un poids synaptique  $w_{ij}$ .

- **Poids  $w_{ij}$**  : sont des coefficients ajustables durant l'apprentissage. Ils pondèrent l'importance relative de chaque entrée.



**Figure II- 5:** Modèle de base d'un neurone formel.

- **Biais  $b_i$** : est un terme constant ajouté à la somme pondérée qui permet de décaler le seuil d'activation.
- **Fonction d'activation  $\varphi$** : qui détermine la sortie  $\hat{y}_j$  à partir de la somme pondérée :

$$\hat{y}_j = \varphi \left( \sum_{j=1}^n w_{ij} x_i + b_i \right) \quad (\text{III-8})$$

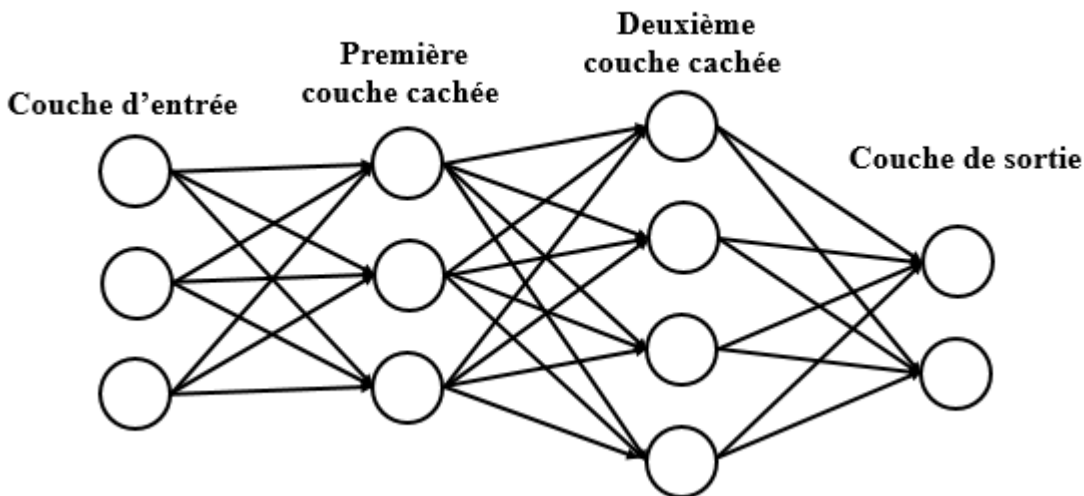
avec :

- $x_i$  est l'entrée du neurone  $i$ ,
- $w_{ij}$  est le poids de la connexion entre  $x_i$  et le neurone  $j$ ,
- $b_j$  est le biais du neurone  $j$ ,
- $\varphi$  est la fonction d'activation.

## II.5.2 Types de réseaux de neurones artificiels

### II.5.2.1 Perceptron multicouche (MLP)

Le perceptron multicouche (MLP), appelé aussi réseau de neurones feedforward, est généralement constitué d'une couche d'entrée, de plusieurs couches cachées et d'une couche de sortie [28]. Chaque couche est composée de plusieurs neurones, et les connexions entre ces neurones sont pondérées. Ces pondérations peuvent être optimisées via des algorithmes de rétropropagation. Lorsque la couche d'entrée reçoit les données brutes, les couches cachées les transforment et en extraient les caractéristiques dans une certaine mesure. Les résultats des couches cachées sont ensuite utilisés pour prédire la valeur du modèle dans la couche de sortie [28]. Les perceptrons multicouches sont des modèles puissants capables de gérer des tâches de classification et de régression non linéaires [28].



**Figure II- 6:** Perceptron multicouche à deux couches cachées.

### II.5.2.2 Réseaux de neurones convolutifs (CNN)

Les réseaux de neurones convolutifs, ou Convolutional Neural Networks en anglais (CNN), sont conçus pour identifier des caractéristiques locales dans les données. Ils utilisent de filtres convolutifs qui s'appliquent à des images ou à des spectrogrammes [29].

Ils sont employés, par exemple, pour l'analyse des spectrogrammes vibratoires pour identifier les défauts mécaniques Diagnostic basé sur des données multi-capteurs (fusion de données).

Cependant, la mise en œuvre nécessite une puissance de calcul élevée ainsi qu'une optimisation fine des hyperparamètres afin d'obtenir des performances satisfaisantes [29].

### **II.5.2.3 Réseaux de neurones récurrents (RNN)**

Un réseau qui renvoie des signaux de rétroaction entre ses neurones est appelé réseau de neurones récurrents (RNN). La particularité des RNN réside dans l'existence de connexions cycliques au sein du réseau, ce qui lui permet de mémoriser des informations issues des étapes précédentes [28].

Les RNN ont particulièrement efficacement pour le traitement des données séquentielles, car ils peuvent capturer les dépendances dans les signaux temporels [28].

Ils permettent notamment d'étudier les vibrations en temps réel afin de détecter de manière précoce des défaillances en amont prédire, déceler une usure ou encore estimer la durée de vie résiduelle en service.

### **II.5.3 Perceptrons multicouches**

Les MLP sont, largement ; utilisés dans l'analyse vibratoire des machines tournantes pour la classification des défauts mécaniques.

#### **II.5.3.1 Architecture**

Dans un MLP, une couche est un ensemble de neurones n'ayant pas de connexion entre eux. Comme illustré sur la figure II.6, un MLP est composé des couches suivantes [30]:

- Couche d'entrée : Elle traite les informations d'entrée, généralement des éléments vibratoires dérivées des signaux captés par des capteurs placés sur les machines. Les informations obtenues peuvent inclure : Valeurs RMS, Valeurs de crête, Kurtosis ou Fréquences spectrales. Le nombre de neurones est souvent équivalent au nombre de caractéristiques vibratoires utilisées.
- Couches cachées : Les couches intermédiaires convertissent les données d'entrée en représentations abstraites, facilitant, ainsi, la détection des relations non linéaires. Grâce aux fonctions d'activation, elles sont capables de gérer des problématiques compliquées. Le nombre de couche cachées et le nombre de neurones dans chaque couche sont déterminés en

fonction du problème particulier et des données à disposition. Un excès peut entraîner un surapprentissage.

- Couche de sortie : dont le rôle est de fournir la réponse du système. Le nombre de neurones de cette couche est fonction de la taille du vecteur de sortie.

### II.5.3.2 Fonction d'activation

Dans les réseaux de neurones artificiels, notamment les MLP, les fonctions d'activation jouent un rôle fondamental. Elles permettent au réseau de résoudre de problèmes complexe et de modéliser les relations non linéaires entre les données d'entrée et de sortie. De plus, elles ont un impact direct sur la rapidité et la qualité de l'apprentissage

Les principales fonctions d'activation rencontrées dans les MLP sont les suivantes [31]:

- **Sigmoïde  $\sigma(x)$**  : Généralement appliquée dans les couches de sortie pour les cas de classification binaire.

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (\text{III-9})$$

- **Tangent hyperbolique  $\tanh(x)$**  : Souvent privilégiée à la place de Sigmoïde, elle est centrée autour de zéro (de -1 à 1).

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (\text{III-10})$$

- **Unité Linéaire Rectifiée  $ReLU(x)$**  : Très prisé dans les couches cachées pour sa simplicité.

$$ReLU(x) = \max(0, x) \quad (\text{III-11})$$

- **Leaky ReLU** : est une variante améliorée de la fonction précédente.

$$\text{Leaky ReLU}(x) = \max(\epsilon x, x) \quad (\text{II-12})$$

$\varepsilon$  : est un réel strictement positif inférieur à 1.

### II.5.3.3 Apprentissage par Rétropropagation

Les données d'entrée parcourent différentes couches du réseau, depuis la première jusqu'à la dernière. Ce processus est essentiel pour traiter et transmettre ces informations de manière efficace.

Une fonction d'erreur (ou fonction coût) est utilisée pour comparer la sortie prédite  $\hat{y}_j$  par le MLP à celle recherchée  $y_j$  (ou réelle) afin d'ajuster les poids durant la rétropropagation. Souvent, l'une des fonctions d'erreur suivantes sont utilisées :

- **Erreur quadratique moyenne (MSE)** : Elle est calculée en prenant la moyenne des carrés des différences entre les valeurs prédites et les valeurs réelles :

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_j - \hat{y}_j)^2 \quad (\text{II-13})$$

avec :

- $y_j$  : valeurs réelles (ou recherchées).
  - $\hat{y}_j$  : valeurs prédites par le MLP.
  - $n$  : nombre d'observations.
- **Entropie croisée (Cross-Entropie)** : elle mesure la divergence entre la distribution prédite et la distribution réelle. Elle a l'expression suivante [31]:

$$E = - \sum_i y_j \log(\hat{y}_j) \quad (\text{III-13})$$

Où :

- $y_j$  : la probabilité réelle.
- $\hat{y}_j$  : la probabilité prédite.

L'apprentissage du MLP par rétropropagation comporte les deux étapes suivantes [32] :

- **Phase Forward (Propagation avant)** : les données d'entrée traversent le réseau couche par couche durant laquelle chaque neurone calcule sa sortie. Le processus se poursuit jusqu'à la couche de sortie générant une prédiction  $\hat{y}_j$ .
- **Phase backward (Rétropropagation)** : durant laquelle :
  1. Calculer la fonction coût  $L$ : la fonction coût peut être par exemple MSE ou Entropie croisée,
  2. Propagation de l'erreur : le gradient de la fonction coût est calculé par dérivation en chaîne :

$$\frac{\partial L}{\partial w} = \frac{\partial L}{\partial \hat{y}} \frac{\partial \hat{y}}{\partial \varphi} \frac{\partial \varphi}{\partial w} \quad (\text{II-14})$$

3. Mise à jour des poids :

$$w \leftarrow w + \eta \frac{\partial L}{\partial w} \quad (\text{II-15})$$

Où  $\eta$  est le taux d'apprentissage.

4. Critère d'arrêt : le processus est répété (les deux phases) jusqu'à :
  - La convergence : erreur minimale inférieure à un seuil donné,
  - Nombre d'itérations maximal atteint.

# Chapitre III :

## Classifications des défauts de roulements par MLP

### III.1 Introduction

En raison de l'absence d'un banc d'essais pour l'analyse des vibrations de roulements au sein dans notre département, le recours à une base de données ouverte (Open-Database) pour obtenir les signaux de vibration était la seule solution à ce problème. Ainsi, on a opté pour l'utilisation de MAFAULDA (**Machinery Fault Database**) proposée par le laboratoire SMT (Signal, Multimedia and Telecommunications Laboratory) de l'Université Fédérale de Rio de Janeiro (UFRJ), au Brésil [33].

La méthode EMD a été choisie comme méthode de décomposition, tandis que l'extraction des caractéristiques des signaux a été effectuée à l'aide de la méthode RMS. Enfin, le MLP a été retenue pour réaliser la classification.

### III.2 Description de la base de données MAFAULDA

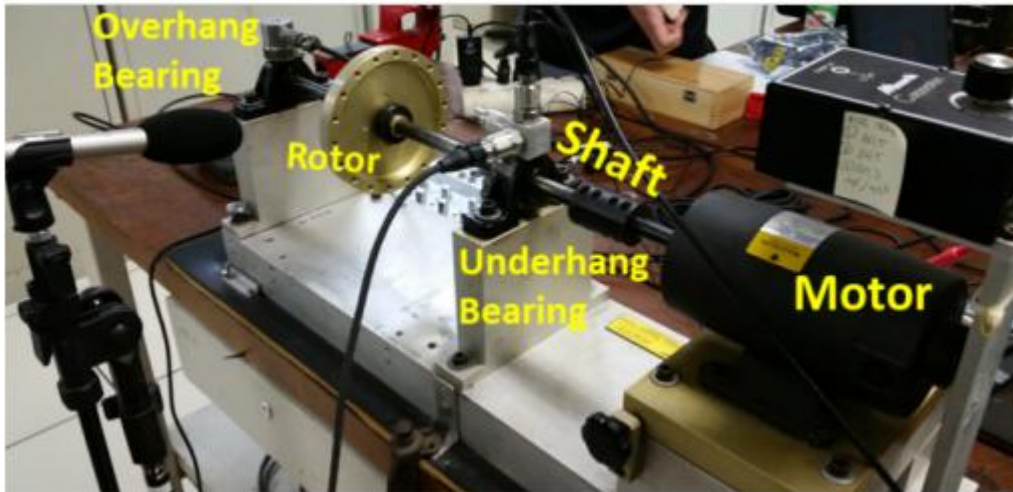
Les données, de cette base, ont été acquises à l'aide de banc d'essais d'analyse de défauts de machines (MFS) de la société américaine SpectraQuest [33]. Ce banc permet d'étudier plusieurs défauts de machines tournantes, tels que le balourd et les défauts de roulements [34]. Les données comprennent les signaux vibratoires de quatre états de fonctionnement : normal, désalignement, balourd et défauts de roulements enregistrés à différentes vitesses de rotations. Les accéléromètres, utilisés pour l'acquisition des signaux, ont une fréquence d'échantillonnage de 50 kHz sur une durée de 5 secondes, ce qui donne un total de 250 000 points par signal.

Le banc d'essais, comme illustré à la figure III.1, se compose des éléments suivants [24]:

- Un moteur à courant continu de 1/4 CV (0,18 kW) équipé d'un arbre prolongé,
- Un rotor monodisque,

- Deux roulements à billes identiques (nombre de billes 8, diamètre des billes 0,7145cm et diamètre de la cage 2,8519 cm).

L'arbre, d'une longueur totale de 520 mm avec une portée utile de 390 mm et d'un diamètre de 16mm, est supportée par ces des roulements. La vitesse de rotation est réglée par un variateur de fréquence permettant une plage de fonctionnement 700 à 3600 tr/min [24].



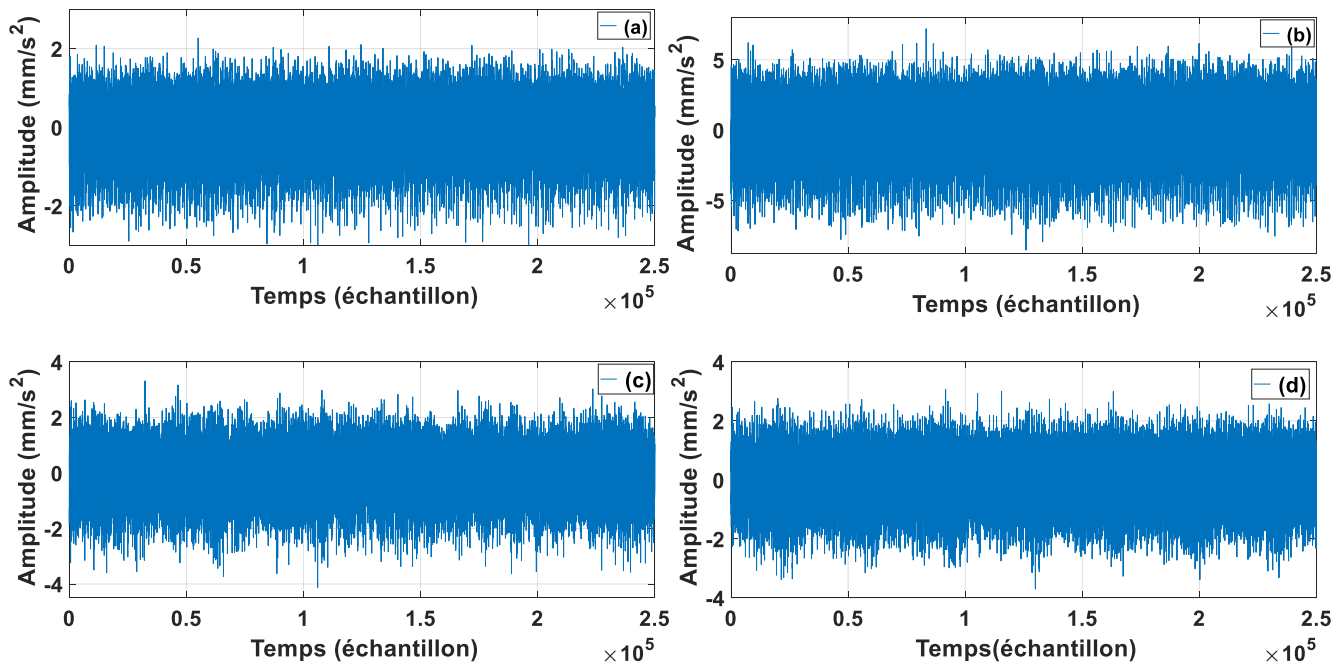
**Figure III- 1:** Banc d'essais d'analyse de défauts de machines (MFS) [35].

Le banc d'essais MFS est fourni avec trois roulements défectueux, chacun présentant un défaut spécifique : bague extérieure, éléments roulants (billes) et bague intérieure. Ces roulements peuvent être montés dans l'une des deux positions suivantes sur le banc [24] (voir figure III-1) :

- Entre le moteur et le rotor (configuration en porte-à-faux aval, underhang),
- A l'extérieur du rotor (configuration en porte-à-faux amont, overhang).

Trois masses (6, 20 et 35g) peuvent être montées, séparément, sur le rotor pour amplifier l'effet de ces défauts. Ainsi, pour chaque défaut et à chaque vitesse, la base MAFAULDA fournit 4 signaux vibratoires, correspondant au cas sans masse et avec une seule masse montée sur le rotor.

Dans ce travail, les trois types de défauts de roulements de la configuration en porte-à-faux aval sont, les seuls, pris en considération. Ainsi, les signaux de ces défauts correspondant à trois vitesses de fonctionnement (15, 35 et 50 Hz) sont étudiés. Pour chaque vitesse, trois cas sont envisagés : rotor libre, rotor avec une masse de 6g et rotor avec une masse de 20g, ce qui conduit à un total de 9 signaux pour chaque défaut.

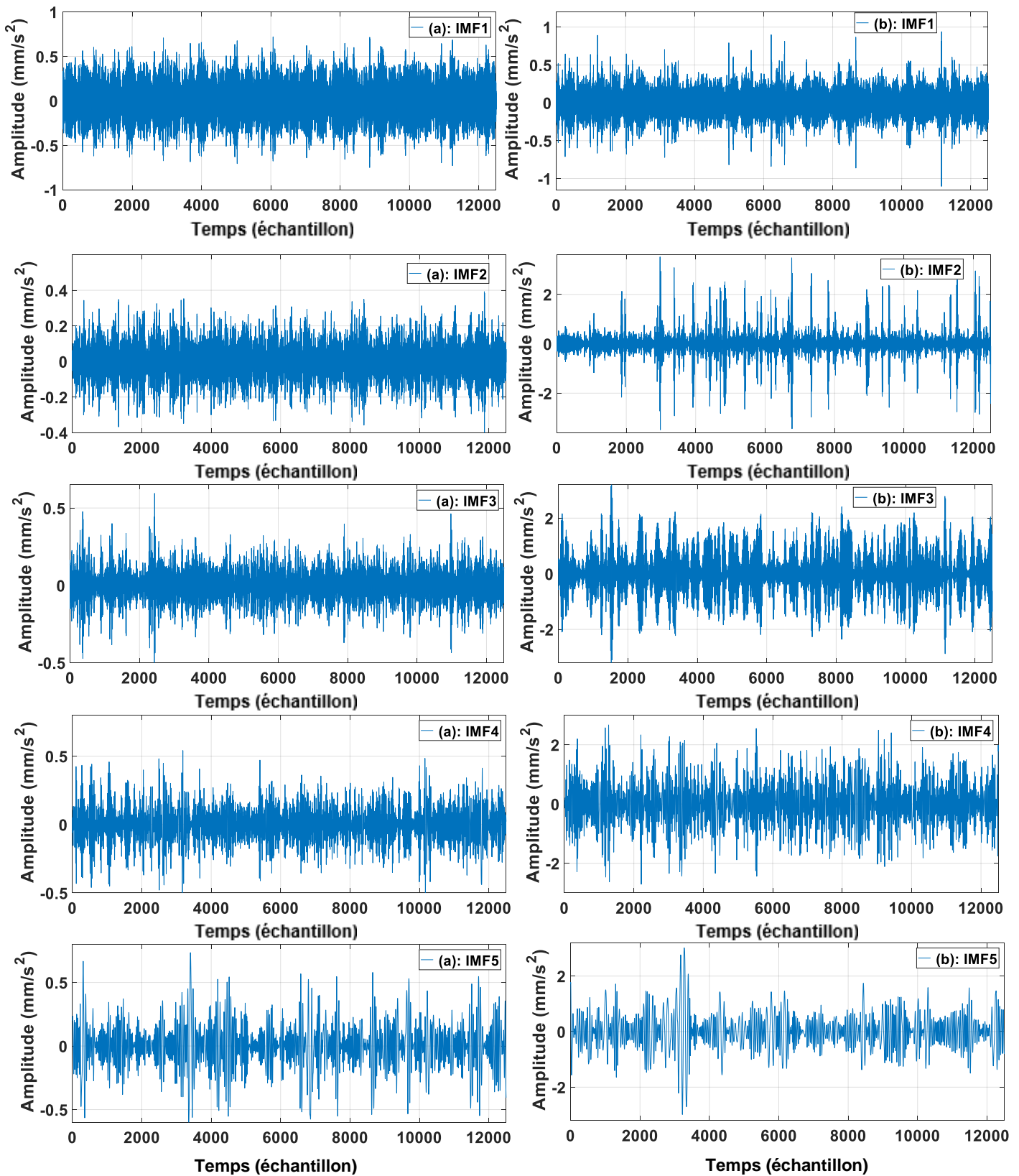


**Figure III- 2:** Signal vibratoire pour une vitesse de 50Hz pour un fonctionnement : **a)** normal, **b)** avec défaut de billes, **c)** avec défaut de cage et **d)** avec défaut de bague extérieure.

La figure III.2 présentent quatre signaux de vibration pour une vitesse égale à 50Hz correspondant à un fonctionnement normal (sans défauts) ainsi qu'à des fonctionnements avec défauts. En raison de la complexité de ces signaux le recours à une méthode de décomposition de signal est indispensable afin de pouvoir extraire de caractéristiques discriminantes.

### III.3 Décomposition des signaux par EMD

Dans ce travail, la méthode de décompositions choisie est l'EMD, en raison de sa capacité à s'adapter aux signaux non stationnaires et non linéaires. Avant d'appliquer la décomposition, chacun des 30 signaux étudiés est divisé en 20 segments de taille égale.



**Figure III- 3:** Les cinq premières IMF de la décomposition du signal vibratoire à 50Hz pour un fonctionnement : **a)** normal, **b)** avec défaut de billes.

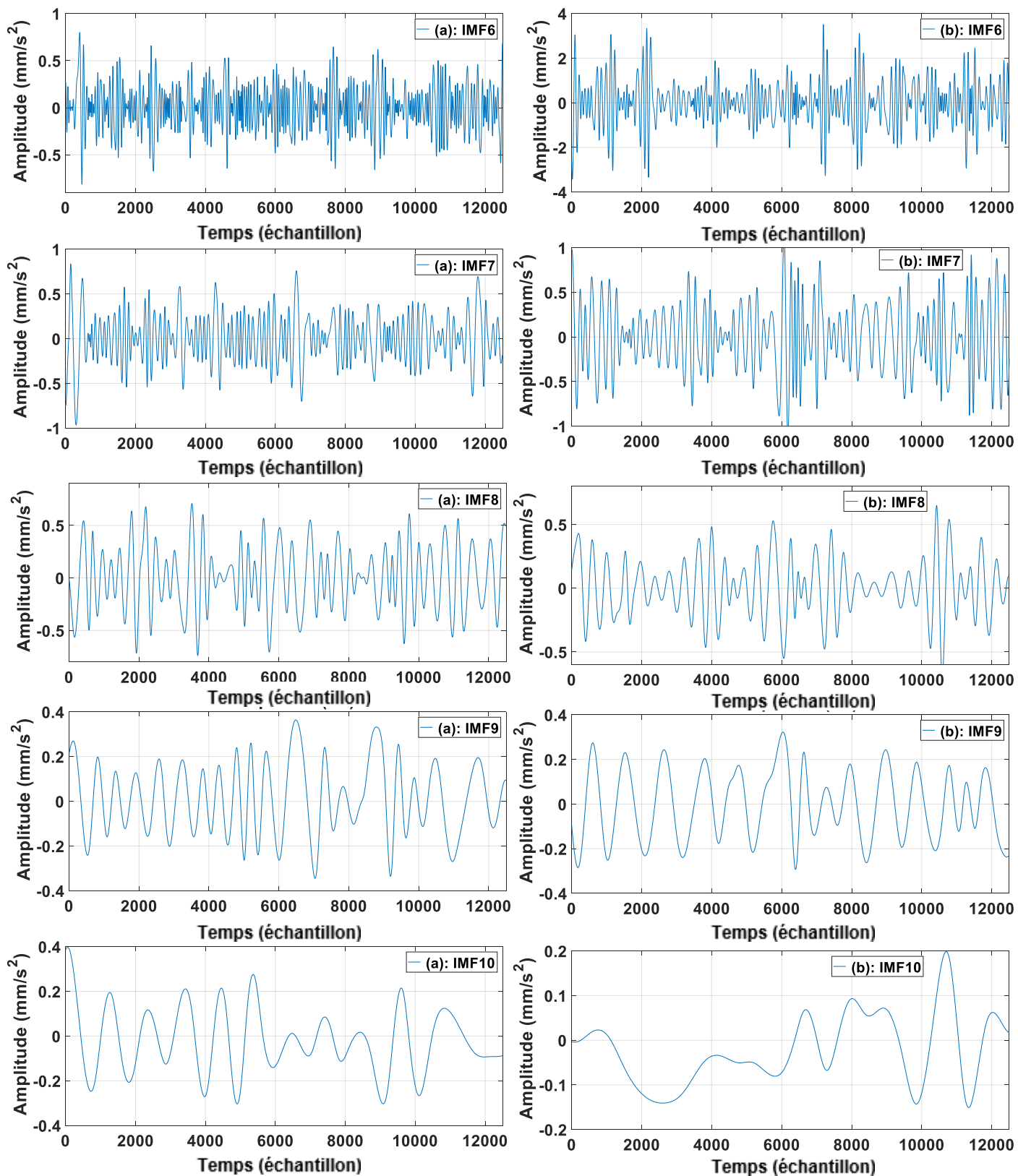
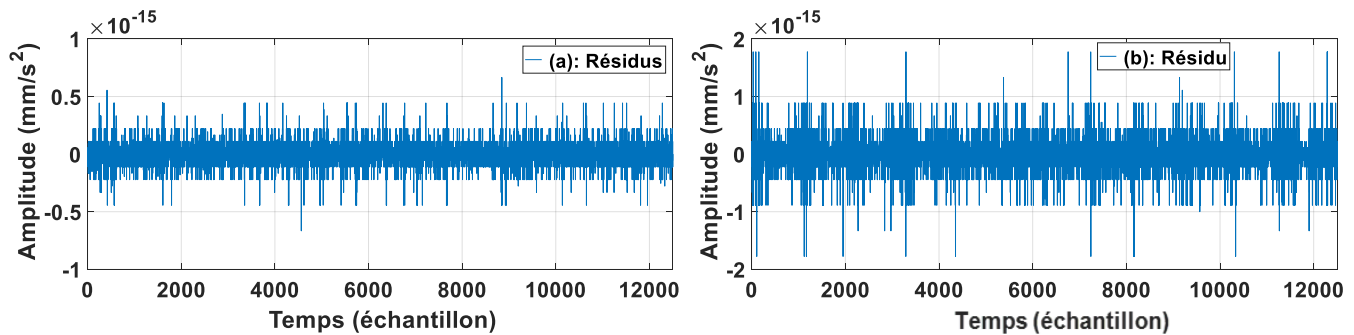


Figure III- 4: Les cinq dernières IMF de la décomposition du premier segment du signal vibratoire à 50Hz pour un fonctionnement : a) normal, b) avec défaut de billes

Pour illustrer le processus de tamisage de la méthode EMD, on a pris comme exemple les premiers segments des signaux (a) et (b) de la figure III-2. Les résultats obtenus, grâce à un programme qu'on a élaboré sous l'environnement Matlab, sont présentés dans les figures III-3 et III-4. Ces deux figures montrent les dix IMFs extraites par le programme. On observe que la méthode EMD classe les IMFs par ordre décroissant d'oscillation. Les résidus  $r(t)$  issus des deux décomposition, donnés par la figure III-5, présentent une amplitude de l'ordre de  $10^{-15}$ , ce qui confirme que aucune composante oscillante (IMF) ne peut être extraite de ces résidus.

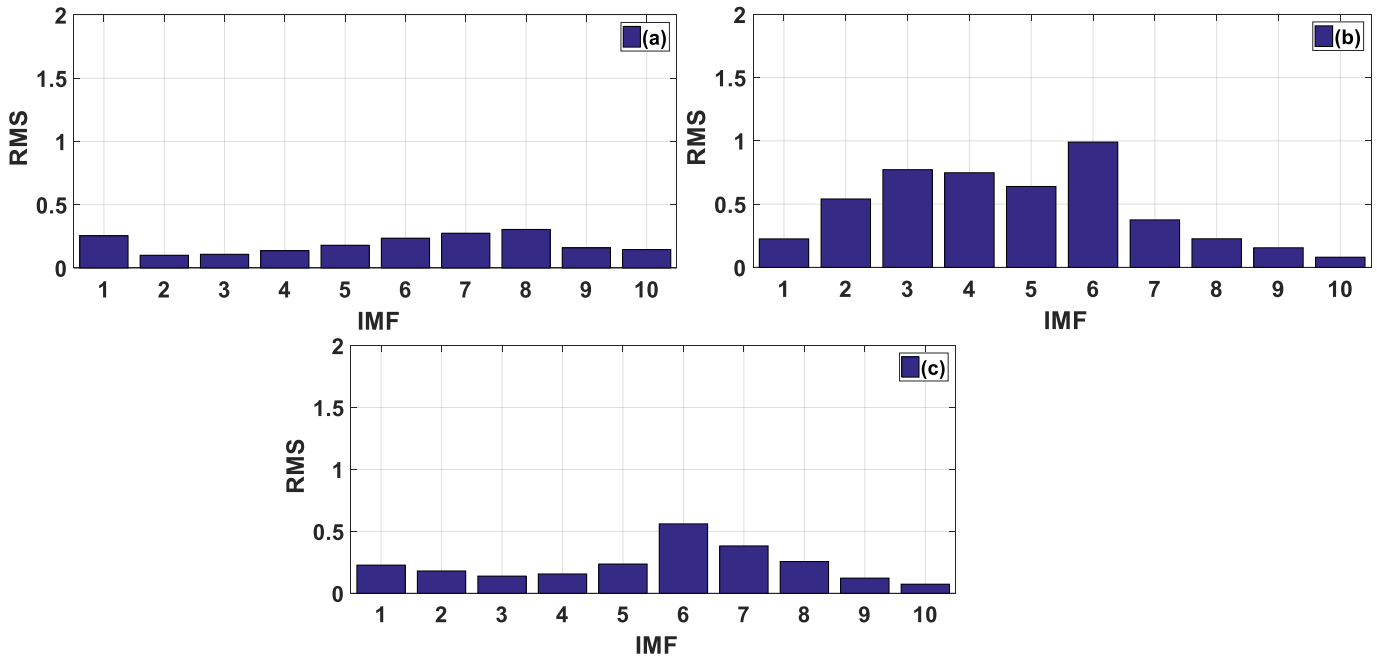


**Figure III- 5:** Résidu issu de la décomposition du premier segment du signal vibratoire à 50Hz pour un fonctionnement : **a)** normal, **b)** avec défaut de billes.

### III.4 Extraction des caractéristiques par la méthode RMS

La détection précoce des anomalies de roulements est fortement affectée par un mauvais choix de méthodes d'extraction de caractéristiques, en particulier avec des données brutes du domaine temporel. Parmi les méthodes les plus utilisées, la RMS se distingue. Son avantage réside dans sa capacité à transformer un signal complexe en une série de valeur représentatives, facilitant, ainsi, l'analyse et l'exploitation pour la classification par MLP [36].

Après décomposition de chaque segment par EMD, les valeurs RMS des IMF correspondantes sont calculées. La figure III-6 donne les valeurs RMS des dix IMF du segment initial des signaux vibratoires à 50Hz pour trois états de fonctionnement : normal, avec défaut de billes et avec défaut de cage. On remarque que les valeurs RMS associées au défaut de billes, sont supérieures aux valeurs des autres cas étudiés.



**Figure III- 6 :** Diagramme à barres des valeurs RMS des IMF à 50 Hz pour un fonctionnement : **a)** normal, **b)** avec un défaut de billes et **c)** avec un défaut de cage.

### III.5 Classification par MLP

La classification est réalisée à l'aide d'un réseau de neurones de type Perceptron Multicouche (MLP), implémenté dans l'environnement MATLAB. Le PMC se compose :

- Une couche d'entrée de 10 neurones,
- Deux couches cachées, chacune de 10 neurones
- Une couche de sortie de 4 neurones.

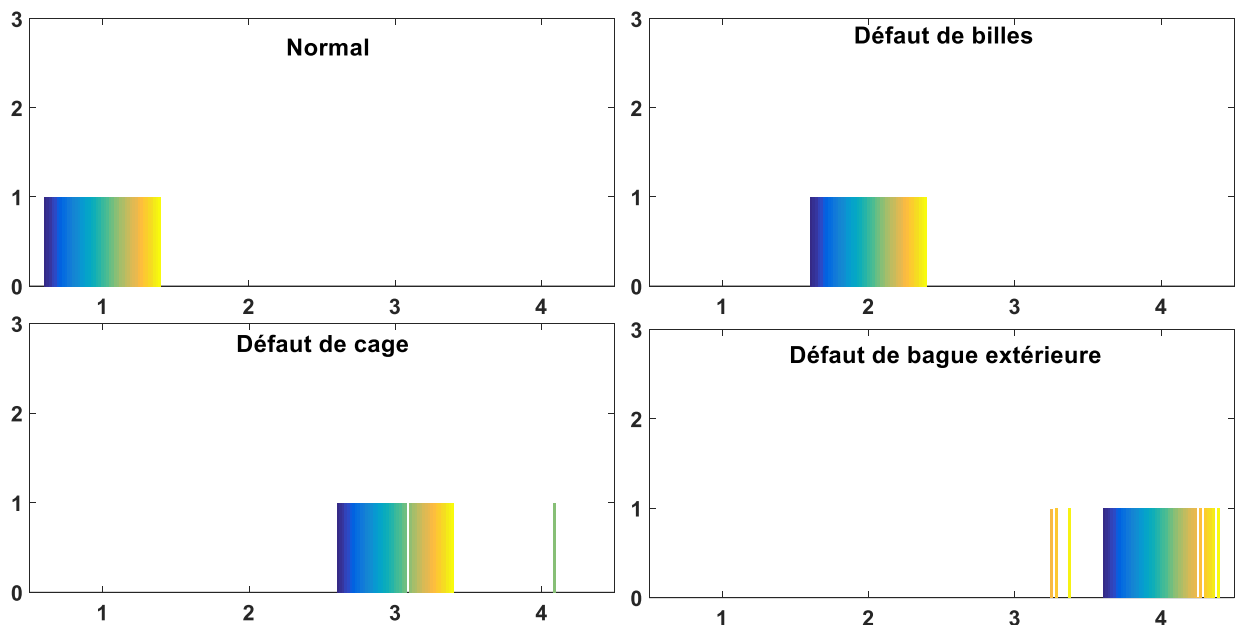
Comme, on a déjà mentionné, chaque signal est décomposé en 20 segments de taille égale. Les valeurs RMS des quinze premiers segments, de chaque signal, sont utilisés pour apprendre le réseau de neurones MLP, tandis que les cinq restants servent à le tester. Le tableau III.1 donne le nombre d'échantillons utilisés pour chaque classe. Ainsi, le MLP est entraîné par une matrice de taille 10\*450, où 10 représente le nombre de caractéristiques extraites des signaux décomposés (obtenues par RMS) et 450 le nombre d'exemples.

**Tableau III- 1:** Nombre d'échantillons utilisés pour chaque classe.

Classe	Nombre de segments pour	
	L'apprentissage	Le test
Normal	45	15
Défaut de billes	135	45
Défaut de cage	135	45
Défaut de bague extérieure	135	45
<b>Total</b>	450	150

Le MLP est entraîné de manière à produire l'une des quatre sorties suivantes :

- [1 0 0 0] : qui correspond à un fonctionnement normal,
- [0 1 0 0] : qui correspond à un défaut de billes,
- [0 0 1 0] : qui correspond à un défaut de cage,
- [0 0 0 1] : qui correspond à un défaut de bague extérieure.



**Figure III- 7:** Précision de classification du MLP pour les quatre conditions de fonctionnement.

Les paramètres d'apprentissage choisie sont les suivantes :

- Le taux d'apprentissage est de :0.05.
- La norme de gradient est de  $10^{-30}$ .
- Le seuil de MSE est de  $10^{-30}$ .

Après avoir terminé la phase d'apprentissage du MLP, on passe à la phase test. Les résultats de cette phase sont illustrés sur la figure III-7. Ainsi, on constate que la précision de classification pour l'état normal, le défaut de billes, le défaut de cage et le défaut de la bague extérieure était respectivement de 100%, 100%, 97,77% et 93.93%.

## Conclusion générale

L'adoption de technique innovante dans le domaine de la maintenance préventive est devenue une exigence pour assurer la disponibilité des machines critiques. L'association de méthodes de maintenance conventionnelles aux techniques d'intelligence artificielle à apporter un nouveau souffle à ces méthodes, en renforçant, non seulement, leur efficacité mais également leur capacité de détection anticipée.

Au cours de ce travail de recherche, une approche de classification des défauts de roulements dans les machines tournantes, basée sur un réseau de neurones MLP, a été mise en place. Cette approche s'articule autour des quatre étapes suivantes :

- **Acquisition de signaux vibratoires :** en l'absence d'un banc d'essais d'analyse vibratoire au sein de notre département, 30 signaux vibratoires ont été importés d'une base de données libre (open database). Trois de ces signaux correspondent au fonctionnement normal d'une machine tournante, tandis que les autres décrivent son comportement en présence d'un défaut unique sur un roulements à billes. Trois types de défauts ont été étudiés : le défaut de billes, le défaut de cage et le défaut de bague extérieure (9 signaux pour chaque défaut).
- **Décomposition des signaux :** chaque signal est d'abord divisé en 20 segments. La méthode EMD est, ensuite, appliquée pour décomposer chaque segment en 10 IMF.
- **Extraction des caractéristiques :** dans ce travail, la valeur RMS est choisie comme méthode d'extraction des caractéristiques.
- **Classification par MLP :** les caractéristiques extraites des quinze premiers segments de chaque signal ont servi à l'apprentissage du réseau MLP, tandis que celles de segments restants ont été utilisées lors de la phase de test.

Les résultats de simulation ont mis en évidence l'efficacité de cette approche pour la prédiction et la classification des défauts de roulements. En effet, une moyenne de précision de classification de 97,77% a été obtenue.

## Bibliographie

- [1] S. Abdenour, M. Kamal, C. Guy et R. Hubert, «Prediction of bearing failures by the analysis of the time series,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 139, p. 1658–1663., 2020.
- [2] O. F. Samatar , «Modélisation multiphysique des roulements à billes par la Méthode des Éléments Discrets en régime Élasto-Hydro-Dynamique.,» Thèse de Doctorat en Mécanique, Université de Picardie Jules Verne, Saint-Quentin, 2022.
- [3] [En ligne]. Available: [https://www.zpag.net/Tecnologies\\_Industrielles/Roulements\\_Etude.htm](https://www.zpag.net/Tecnologies_Industrielles/Roulements_Etude.htm). [Accès le 20 mai 2025].
- [4] [En ligne]. Available: <https://www.skf.com/africa/fr/products/rolling-bearings/ball-bearings/deep-groove-ball-bearings>. [Accès le 20 Juin 2025].
- [5] [En ligne]. Available: <https://www.skf.com/fr/products/rolling-bearings/roller-bearings/cylindrical-roller-bearings>. [Accès le 20 Juin 2025].
- [6] [En ligne]. Available: <https://www.usinenouvelle.com/expo/roulement-a-rouleaux-cylindriques-p327715230.html>. [Accès le 20 Mai 2025].
- [7] [En ligne]. Available: <https://www.nsk.com/eu-fr/products/bearings/roller-bearings/tapered-roller-bearings/>. [Accès le 20 Juin 2025].
- [8] [En ligne]. Available: <https://www.manutan.fr/fr/maf/roulement-a-rouleaux-coniques-cage-tole-serie-4t-386>. [Accès le 20 Mai 2025].
- [9] [En ligne]. Available: <https://www.skf.com/fr/products/rolling-bearings/roller-bearings/spherical-roller-bearings>. [Accès le 20 Juin 2025].
- [10] [En ligne]. Available: <https://www.tridistribution.fr/roulement-serie-24000/25696-roulement-a-rouleaux-spheriques-serie-24100-skf.html>. [Accès le 20 Mai 2025].
- [11] S. Svenska KullagerFabriken, «Analyse des détériorations et des défaillances de roulements,» [En ligne]. Available: [https://cdn.skfmediahub.skf.com/api/public/0901d19680c81747/pdf\\_preview\\_medium/](https://cdn.skfmediahub.skf.com/api/public/0901d19680c81747/pdf_preview_medium/). [Accès le 20 Mai 2025].
- [12] D. Landolt, Corrosion et chimie de surfaces des métaux, Presses polytechniques et universitaires romandes, 2003.

- [13] [En ligne]. Available: <https://roulement-savant.fr/defaillances-roulements/corrosion/>. [Accès le 20 Mai 2025].
- [14] Z. Rui, Y. Ruqiang, C. Zhenghua, M. Kezhi, W. Peng et G. Robert X., «Deep learning and its applications to machine health monitoring,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 115, pp. 213-237, 2019.
- [15] [En ligne]. Available: [https://www.ni.com/en/shop/data-acquisition/sensor-fundamentals/measuring-vibration-with-accelerometers.html?srsId=AfmBOoov2LJycQvbprggHAuOFNdjqZGanBbzSgt1\\_d6GoYENqIf9iP9c](https://www.ni.com/en/shop/data-acquisition/sensor-fundamentals/measuring-vibration-with-accelerometers.html?srsId=AfmBOoov2LJycQvbprggHAuOFNdjqZGanBbzSgt1_d6GoYENqIf9iP9c). [Accès le 01 Juin 2025].
- [16] [En ligne]. Available: <https://www.ni.com/en/shop/data-acquisition/sensor-fundamentals/displacement-and-position-sensors.html>. [Accès le 10 Juin 2025].
- [17] [En ligne]. Available: <https://www.franceenvironnement.com/question/comment-fonctionne-un-capteur-acoustique>. [Accès le 01 Juin 2025].
- [18] [En ligne]. Available: [https://fr.wikiversity.org/wiki/Capteur/Capteurs\\_acoustiques](https://fr.wikiversity.org/wiki/Capteur/Capteurs_acoustiques). [Accès le 01 Juin 2025].
- [19] N. Di Palma, A. Batailly et M. Legrand, «Méthodes de traitement du signal par décomposition en modes empiriques,» [Rapport de recherche] Université McGill.hal-01819670, 2018.
- [20] A. Zeiler, R. Faltermeier, I. Keck, A. Tomé, C. Puntonet et E. Lang, «Empirical Mode Decomposition - an introduction,» *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 1-8, 2010.
- [21] O. Niang, A. Thioune, E. Deléchelle et J. Lemoine, «Spectral Intrinsic Decomposition Method for Adaptive Signal Representation,» *International Scholarly Research Network*, 2012.
- [22] A. Thioune, «Décomposition modale empirique et décomposition spectrale intrinsèque : applications en traitement du signal et de l'image,» Université Paris Est Val-de-Marne Créteil, 2016.
- [23] S. Kerroumi, X. Chimentin et L. Rasolofondraibe, «Méthode de classification dynamique des indicateurs de défauts pour la surveillance des roulements,» Troisième Colloque Analyse vibratoire Expérimentale, Blois, 20 & 21 Novembre 2012.

- [24] V. Sharma et A. Parey, «A review of gear fault diagnosis using various condition indicators,» *Procedia Engineering*, vol. 144, p. 253 – 263, 2016.
- [25] A. Brandt, *Noise and Vibration Analysis: Signal Analysis and Experimental Procedures*, Wiley, 2011.
- [26] M. Martial, *Réseaux de neurones biologiques et artificiels Vers l'émergence de systèmes artificiels conscients ?*, De Boeck supérieur, 2016.
- [27] C. Soufyane, «commande neuro-floue sans capteur de vitesse d'une machine asynchrone triphasée,» mémoire pour l'obtention du diplôme de magister en Electrotechnique de l'Ecole Normale Supérieure d'Enseignement Technologique d'Oran, 2009.
- [28] P. Yumin, «Different Types of Neural Networks and Applications: Evidence from Feedforward, Convolutional and Recurrent Neural Networks,» *Highlights in Science, Engineering and Technology*, vol. 85, 2024.
- [29] L. Yann, B. Yoshua et H. Geoffrey, «Deep learning,» *Nature*, vol. 521, pp. 436-444, 2015.
- [30] S. Jürgen, «Deep learning in neural networks: An overview,» *Neural Networks*, vol. 61, pp. 85-117, 2015.
- [31] G. Ian, B. Yoshua et Aaron Courville, *DEEP LEARNING*, MIT Press, 2016.
- [32] [En ligne]. Available: <https://www.math.univ-toulouse.fr/~besse/Wikistat/pdf/st-m-app-rn.pdf>. [Accès le 03 Juin 2025].
- [33] « Machinery Fault Dataset,» [En ligne]. Available: [https://www02.smt.ufrj.br/~offshore/mfs/page\\_01.html](https://www02.smt.ufrj.br/~offshore/mfs/page_01.html). [Accès le 10 Mars 2025].
- [34] [En ligne]. Available: <https://spectraquest.com/machinery-fault-simulator/>. [Accès le 10 juin 2025].
- [35] S. Jeremy, C. Jawad, B. Sourav et T. Gabriel, «Machine Fault Classification Using Hamiltonian Neural Networks,» chez *Proceedings of the 12th International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods (ICPRAM 2023)*, 2023.
- [36] S. Kerroumi, X. Chimentin et L. Rasolofondraibe, «Méthode de classification dynamique des indicateurs de défauts pour la surveillance des roulements,» chez *Troisième Colloque Analyse Vibratoire Expérimentale*, Blois, 20–21 novembre 2012..