الجمهـــوريـــــة الجزائـــريـــــة الديمقـــراطيـــــة الشـعبيـــة
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التـــعلـــيـــــم العـــــالـــــي والبـــحـــــث العـلمـــــي
Ministère de l'Enseignement Supérieure et de la Recherche Scientifique

جامعة وهران 2 محمد بن أ حمد
Université d'Oran 2 Mohamed Ben Ahmed

معهد الصيانة و الأمن الصناعي
Institut de Maintenance et de Sécurité Industrielle

Département de maintenance en électromécanique

MÉMOIRE

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Electromécanique
Spécialité : Maintenance Industrielle et Electromécanique

Thème

Approche basée sur l'intelligence artificielle pour la maintenance prédictive dans un environnement industriel

Présenté et soutenu publiquement par :

BENADDA AHMED ZAKARIA

ABDESSADOK NOUREDDINE

Devant le jury composé de :

Nom et Prénom	Grade	Etablissement	Qualité
DJAMILA BOURI	MAA	IMSI	**Président**
AOUIMEUR YAMINA	MCB	IMSI	**Encadrant**
KELTOUM HEREOUZ	MAA	IMSI	**Examinateur**

Année 2024/2025

Résumé :

Ce mémoire traite du diagnostic des défauts de roulements en milieu industriel. Les méthodes classiques d'analyse vibratoire, bien qu'utiles, présentent des limites en termes d'automatisation et de précision. Pour y remédier, nous avons appliqué des techniques de machine learning, à savoir Random Forest, SVM et KNN, à partir de signaux vibratoires collectés sur un banc d'essai.
Une comparaison avec l'approche conventionnelle (RMS, FFT) montre que les modèles intelligents offrent de meilleures performances. Une stratégie de vote majoritaire entre les modèles permet d'améliorer la robustesse du diagnostic. Cette étude confirme l'apport de l'intelligence artificielle dans la maintenance prédictive, notamment pour la détection automatisée et fiable des défauts.

Mots clés : Maintenance prédictive, Diagnostic, Vibration, Roulement, Machine Learning, Vote Majoritaire**.**

Abstract :

This thesis focuses on bearing fault diagnosis using vibration signals in industrial systems. Traditional methods like RMS and FFT are compared with machine learning algorithms: Random Forest, SVM, and KNN. Experimental results, based on real test bench data, show that learning-based models outperform conventional analysis. An additional majority voting strategy further enhances classification reliability. The study confirms the potential of artificial intelligence for more accurate and automated predictive maintenance in industry.

Key-words: Predictive maintenance, Fault diagnosis, Vibration, Bearings, Machine learning, Majority voting.

الملخص :

يتناول هذا البحث تشخيص أعطال المحامل باستخدام إشارات الاهتزاز في الأنظمة الصناعية. تم مقارنة الطرق التقليدية مثل RMS و FFT بخوارزميات التعلم الآلي Random Forestو SVM وKNN أظهرت النتائج أن النماذج الذكية تعطي أداءً أفضل، خاصة عند استخدام التصويت الجماعي بين النماذج يؤكد هذا العمل فعالية الذكاء الاصطناعي في تعزيز الصيانة التنبؤية وتشخيص الأعطال بدقة

كلمات مفتاحية: الصيانة التنبؤية، تشخيص الأعطال، الاهتزازات، المحامل، التعلم الآلي، الذكاء الاصطناعي، التصويت الجماعي.

Dédicace

Je dédie ce mémoire à ceux qui m'ont accompagné, soutenu et inspiré tout au long de ce parcours.

À **mon père**, pour sa force, sa patience et ses sacrifices silencieux, qui m'ont appris la valeur de l'effort et de la persévérance.
À **ma mère**, pour son amour inépuisable, sa tendresse, ses prières et son soutien constant, sans lesquels ce travail n'aurait pas été possible.

À mes sœurs **Abir** et **Batoul** , pour leur présence bienveillante, leurs encouragements sincères et leur confiance en moi.
À ma petite sœur **Assile** et à mon petit frère **Mohamed** dont la joie et l'innocence ont souvent été une source de motivation et de réconfort et **Ikram** , ma compagne, pour sa présence constante, son amour, sa patience et ses mots qui ont su apaiser mes doutes et raviver ma motivation. Son soutien indéfectible a été une lumière tout au long de ce parcours exigeant.

À mes amis **Noureddine** , **Imadeddine** ,**Ibrahim** ,**Imadeddine Hichem** pour leur précieuse amitié, leur écoute et leur soutien tout au long de cette aventure.

Et tout particulièrement à Monsieur **Nadeem Zaidkilani** , pour son aide précieuse à distance, sa disponibilité et ses conseils avisés, qui ont grandement contribué à la réalisation de ce mémoire.

À vous tous, je vous exprime ma profonde reconnaissance.

BENADDA AHMED ZAKARIA



Dédicace

À **ma chère mère**,
l'âme de ma vie, celle dont les prières silencieuses m'ont protégé, dont l'amour inconditionnel m'a donné la force d'avancer.
À **mon père**, pour sa sagesse, sa patience, et son appui constant.
Merci à vous deux pour vos sacrifices et votre foi en moi.

À **mon frère Mohamed** et **ma sœur Aya**,
merci pour votre complicité, votre tendresse, et votre présence rassurante dans chaque étape de ce parcours.

À **Taous**, ma complice,
merci pour ta patience, ton soutien sincère, et ton amour qui a accompagné chacun de mes efforts.
Tu es ma motivation et mon équilibre.

À **mes amis Zakaria, Imad, Imed et Ibrahim**,
pour votre amitié fidèle, vos encouragements, vos conseils, et votre humour qui ont allégé bien des moments difficiles.
Merci d'avoir été là, simplement.

À tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à cette aventure,
ce mémoire vous est dédié, avec reconnaissance et respect.

ABDESSADOK NOUREDDINE



Remerciements

En tout premier lieu, nous disons Alhamdoulilah
en remerciant le bon dieu de nous avoir donné
la force de relever la tête haute toute les épreuves auxquels
nous avons eu à faire face jusqu'au jour où nous somme.

Nul remerciement ne pourra certes exprimer la gratitude que nous avons à l'égard de nos chers parents mais cela ne vas pas nous empêché de les remerciez pour tout ce qu'ils nous ont apporté dans nos vie, pour tous leurs soutiens aussi bien morale que financière.

Merci à eux d'avoir sacrifier corps et âme pour nous mettre dans toutes les bonnes conditions en nous offrant un milieu favorable pour que nous ne manquions de rien et puissions étudier comme nous le souhaitions, en croyant en nos capacités dès le tout début sans oublier de nous encourager et de nous soutenir à tout moment.

Nous adressons nos sincères remerciements à notre encadrante madame Aouimeur Yamina qui à accepter de diriger ce travail en nous assistant tout au long. Nous le remercions pour tous ses conseils, sa patience, sa disponibilité ainsi que son orientation.

Nous adressons également nos remerciements au président et aux membres du jury d'avoir accepté de juger notre travail.
Et pour finir nous remercions tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce projet de mémoire.

Table des Matières

Résumé ..... **I**
Dédicace……... **II**
Remerciements…… **IV**
Table des matières ..... **V**
Liste des figures ..... **VIII**
Liste des tableaux..... **X**
Abréviations et Notations ..... **XI**
Introduction générale **1**

CHAPITRE 1 Maintenance par Analyse vibratoire **3**
1.1 Introduction **4**
1.2 Notions sur la maintenance..... **4**
1.2.1 Définition de la maintenance 4
1.2.2 Choix d'une politique de maintenance..... 5
1.3 Techniques d'Analyse…… **6**
1.4 Choix d'une Technique d'Analyse…… **7**
1.5 Vibration Des Machines Tournantes ……. **10**
1.6 Principe de l'analyse vibratoire 11
1.6.1 Définition de l'analyse vibratoire..... 11
1.6.2 Rôle de l'analyse vibratoire dans la maintenance des machines..... 11
1.6.3 Caractéristiques d'une vibration……..... 11
1.6.4 Types des signaux vibratoires…….…..... 12
1.6.5 Paramètres de vibrations……..…. 13
1.7 Les capteurs pour la détection des vibrations **13**
1.7.1 Capteurs de déplacement..... 14
1.7.2 Capteurs de vitesse..... 15
1.7.3 Capteurs d'accélération (accéléromètres)..... 15
1.8 Chaîne et matériel d'acquisition..... **16**
1.9 Méthodes d'analyse **16**
1.9.1 Méthodes temporelles…… 17
1.9.2 Méthodes fréquentielles……. 18
1.10 Principaux défauts des machines tournantes ……..…… **21**
1.10.1 Balourd**…….** **21**
1.10.2 Délignage…….. 22
1.10.3 Défauts d'engrenages…… 22
1.10.4 Défauts de roulement…… 23
1.11 Limites de l'approche conventionnelle en analyse vibratoire…… **24**

CHAPITRE 2 Maintenance Prédictive et Intelligence Artificielle **26**
2.1 Introduction **27**

2.2 Concept de la maintenance prédictive 27
2.2.1 Définition de la maintenance prédictive..... 27
2.2.2 Avantages et inconvénients de la maintenance prédictive..... 28
2.2.3 Différences entre maintenance préventive et prédictive..... 28
2.2.4 Analyse vibratoire et IA au service de la maintenance prédictive..... 29
2.3 Apport de l'IA dans l'analyse vibratoire..... 30
2.3.1 Automatisation de la détection d'anomalies..... 30
2.3.2 Extraction automatique des caractéristiques vibratoires..... 31
2.3.3 Détection de tendances et anticipation des dégradations mécaniques..... 32
2.3.4 Avantages transversaux de l'IA..... 32
2.3.5 Exemples concrets d'applications 33
2.4 Approches utilisées en IA pour l'analyse vibratoire..... 34
2.4.1 Définition du machine learning..... 34
2.4.2 Approches du machine learning..... 35
2.4.2.1 Apprentissage supervisé..... 35
2.4.2.2 Apprentissage non supervisé..... 36
2.4.2.3 Apprentissage par renforcement..... 37
2.4.3 Algorithmes de machine learning..... 37
2.4.3.1 Régression linéaire..... 37
2.4.3.2 Régression Ridge..... 38
2.4.3.3 Régression Lasso..... 39
2.4.3.4 Arbre de décision..... 39
2.4.3.5 Machine à vecteurs de support (SVM) 40
2.4.3.6 K-plus proches voisins (KNN) 42
2.4.3.7 Régression logistique..... 42
2.4.3.8 Régression polynomiale..... 43
2.4.3.9 Random Forest..... 44
2.4.3.10 Naïve Bayes..... 44
2.4.3.11 Réseaux de neurones artificiels..... 45
2.4.3.12 Perceptron multicouche (MLP) 46
2.4.4 Apprentissage profond (Deep Learning) 47
2.4.5 Apprentissage par transfert (Transfer Learning) 48
2.5 Conclusion 49

CHAPITRE 3 Diagnostic vibratoire de roulements par méthodes classiques et apprentissage automatique..... 50
3.1 Introduction 51
3.2 Objectifs de l'étude……..... 51
3.3 Problématique……..... 51
3.4 Hypothèses…….. 52
3.5 Description du système expérimental…….. 53
3.5.1 Banc d'essai utilise……..... 53
3.6 Méthode conventionnelle d'analyse vibratoire……..…... 55
3.6.1 Segmentation et traitement initial des signaux……...…….. 55
3.6.2 Analyse temporelle…… 55

3.6.3 Analyse fréquentielle (FFT)……..... 57
3.6.4 Synthèse de l'analyse conventionnelle……..…..... 59
3.7 Approche par apprentissage automatique (Machine Learning)……... 60
3.7.1 Préparation des données…… 60
3.7.2 Méthodes de classification testées…… 61
3.8 Résultats expérimentaux…… 64
3.8.1 Résultats du modèle Random Forest…… 64
3.8.2 Résultats du modèle SVM…… 65
3.8.3 Résultats du modèle KNN…… 66
3.8.4 Comparaison des modèles…… 67
3.8.5 Analyse comparative…… 67
3.8.6 Synthèse …….. 68
3.9 Amélioration par combinaison des modèles (Vote majoritaire)…… 68
3.9.1 Objectif de l'amélioration…… 68
3.9.2 Schéma de la structure du modèle combiné……... 69
3.9.3 Résultats du modèle combiné…….. 69
3.9.4 Analyse des résultats…… 70
3.9.5 Limites et perspectives ……... 71
3.10 Discussion…… 71
3.10.1 Comparaison entre les modèles individuels…….. 71
3.10.2 Comparaison entre l'approche conventionnelle et les méthodes intelligentes……..…… 72
3.10.3 Apport du vote majoritaire…… 72
3.10.4 Limites de l'étude……. 72
3.10.5 Perspectives d'évolution…….. 73
3.11 Conclusion 73

Conclusion générale .....…… 74

Bibliographie……..…. 76

Annexe ……..... 81

Listes des Figures

Figure 1.1 Formes de maintenance……..... 5

Figure 1.2 Différentes méthodes d'analyse…… 6

Figure 1.3 Signal périodique…… 12

Figure 1.4 Types de signaux vibratoires…… 12

Figure 1.5 Grandeurs associées à une vibration…… 13

Figure 1.6 Capteurs de vibration……. 14

Figure 1.7 Capteur de déplacement …….. 14

Figure 1.8 Capteur de déplacement à courants de Foucault ……. 15

Figure 1.9 Accéléromètre fonctionnant sur le principe piézoélectrique …. 16

Figure 1.10 Chaîne d'acquisition……. 16

Figure 1.11 Évolution des valeurs crête, efficace et du facteur de crête….. 18

Figure 1.12 Transformée de Fourier d'une somme de deux sinusoïdes….. 19

Figure 1.13 Densité spectrale de puissance d'un roulement présentant un écaillage sur la bague extérieure à 34,75 Hz……... 20

Figure 1.14 Spectre enveloppe 0–100 kHz : visualisation d'un défaut de bague extérieure à 34,75 Hz…… 21

Figure 1.15 Écarts d'usinage (excentricité et parallélisme)…… 22

Figure 1.16 Défaut de délignage…… 22

Figure 1.17 Roulement à billes…….. 23

Figure 2.1 Taxonomie des différentes techniques issues de l'apprentissage automatique ……. 35

Figure 2.2 Apprentissage supervisé…… 36

Figure 2.3 Apprentissage non supervisé……. 36

Figure 2.4 Modèle de régression linéaire simple……. 38

Figure 2.5 Exemple d'arbre de décision…… 40

Figure 2.6 Machines à vecteurs de support (SVM)……. 41

Figure 2.7 Exemple de classification par l'algorithme KNN…… 42

Figure 2.8 Régression polynomiale sur des données non linéaires…….. 43

Figure 2.9 Réseau de neurones à trois couches…… 45

Figure 2.10 Fonctionnement d'un neurone artificiel……. 46

Figure 2.11 Structure d'un perceptron multicouche avec deux couches cachées…… 47
Figure 2.12 Sous-branches de l'intelligence artificielle…….. 48
Figure 2.13 Processus d'apprentissage par transfert …….. 49
Figure 3.1 Roulement NSK 6203ZZ……. 53
Figure 3.2 Banc d'essai UORED installé en fonctionnement …….. 54
Figure 3.3 Placement de l'accéléromètre…… 54
Figure 3.4 Évolution de la RMS pour les 4 classes……. 56
Figure 3.5 Signal temporel pour cas sain……. 56
Figure 3.6 Signal temporel pour cas avec défaut…… 56
Figure 3.7 Zoom temporel sur les premières oscillations pour signal sain et signal défaut bille…… 57
Figure 3.8 Spectre FFT – Classe 0 (roulement sain)……. 58
Figure 3.9 Spectre FFT avec annotation des harmoniques de BPFO – Classe 2…… 59
Figure 3.10 Extrait des données avec features retenues…… 61
Figure 3.11 Construction du modèle de prédiction…….. 63
Figure 3.12 Matrice de confusion – Modèle RF…… 64
Figure 3.13 Matrice de confusion – Modèle SVM…… 65
Figure 3.14 Matrice de confusion – Modèle KNN…….. 66
Figure 3.15 Architecture du modèle de vote majoritaire ……. 69
Figure 3.16 Matrice de confusion du modèle par vote majoritaire……... 70

Liste des Tableaux

Tableau 1.1 Différentes techniques d‘analyse de l‘état d‘une machine tournante… 8

Tableau 1.2 Principales méthodes d‘analyse vibratoire …… 9

Tableau 3.1 Indicateurs de performance globaux – RF……. 65

Tableau 3.2 Indicateurs de performance globaux – SVM……. 66

Tableau 3.3 Indicateurs de performance globaux – KNN……. 67

Tableau 3.4 Comparaison des indicateurs de performance (RF, SVM, KNN)…..... 67

Tableau 3.5 Points forts Limites principales des modèles…… 68

Tableau 3.6 Comparaison des performances globales entre RF, KNN, SVM et Vote…… 70

Abréviations et Notations

IoT	Internet of Things
HFRT	High Frequency Resonance Technique
RF	Random Forest
SVM	Support Vector Machine
IA	Intelligence Artificielle
KNN	K Nearst Neighbors.
ANN	Artificial Neural Network
CNN	Convolutional Neural Network
ML	Machine Learning, apprentissage machine
RMS	Root Mean Square
RUL	Remaining Useful Life
SVR	Support Vector Regression
CF	Crest Factor, Facteur de crête
SMOTE	Synthetic Minority Oversampling Technique
FFT	Fast Fourier Transform
CWT	Continuous Wavelet Transform
CWD	Discrete Wavelet Transform
Fr	Fréquence de rotation
CPU	Central Processing Unit
DT	Decision Tree
MLP	Multilayer Perceptron
NaN	Not a Number
RL	Renforcement Learning
RUL	Remaining Useful Life
SVC	Support Vector machine for Classification
LASSO	Least Absolute Shrinkage and Selelction Operator
LSTM	Long Short – Term Memory
DQN	Deep Q-Network

Introduction Générale

Dans un contexte industriel de plus en plus automatisé et interconnecté, la maintenance des équipements joue un rôle crucial dans la réduction des coûts, l'optimisation de la productivité et l'augmentation de la fiabilité des systèmes. Traditionnellement, les méthodes de maintenance sont classées en trois grandes catégories : la maintenance corrective, la maintenance préventive, et la maintenance conditionnelle, fondée sur la surveillance de l'état réel des machines à l'aide de capteurs physiques. C'est dans cette dernière catégorie que s'inscrit l'analyse vibratoire, technique largement répandue dans les milieux industriels pour le suivi et le diagnostic des défauts de roulements.

Cependant, malgré son efficacité, l'analyse vibratoire conventionnelle présente plusieurs limitations. Elle repose souvent sur l'interprétation manuelle de signaux et d'indicateurs comme le RMS, la kurtosis ou les spectres de fréquences, nécessitant une expertise humaine avancée. Elle peut également se heurter à une forte variabilité des signaux, à des niveaux de bruit élevés et à une difficulté à généraliser les seuils d'alerte dans des conditions de fonctionnement variables. Ces contraintes limitent sa capacité à répondre aux exigences modernes d'une maintenance véritablement prédictive, capable d'anticiper les défaillances de façon autonome, fiable et en temps réel.

Parallèlement, l'essor de l'intelligence artificielle (IA) et du Machine Learning ouvre de nouvelles perspectives. En exploitant les données massives générées par les capteurs industriels, ces technologies permettent de concevoir des systèmes de diagnostic capables d'apprendre automatiquement à partir d'exemples, d'adapter leurs prédictions à de nouveaux contextes, et de détecter des motifs subtils dans des signaux complexes. Cette capacité d'apprentissage et de généralisation constitue un atout majeur pour surmonter les limites des approches classiques basées sur des règles fixes.

Dans ce cadre, ce travail s'inscrit dans une démarche de comparaison entre l'approche conventionnelle d'analyse vibratoire et des approches intelligentes basées sur le Machine Learning, appliquées au diagnostic de défauts dans les roulements. Plus précisément, trois algorithmes supervisés ont été sélectionnés pour leur robustesse et leur popularité dans le domaine : Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM) et K-Nearest Neighbors (KNN). Chaque modèle a été entraîné et évalué sur un jeu de données issu du banc d'essai UORED-VAFCLS, représentatif de différentes classes de défauts simulés en environnement industriel contrôlé.

L'objectif est de mesurer la performance de ces algorithmes (en termes de précision, rappel, F1-score, etc.) et d'analyser leur capacité à distinguer automatiquement les différentes classes de défauts. Une méthode d'assemblage basée sur le vote majoritaire entre les prédictions des trois modèles est également proposée comme amélioration, dans le but de renforcer la fiabilité globale du diagnostic. L'ensemble des traitements de données a été réalisé avec des bibliothèques Python pour la préparation, et les modèles ont été implémentés et évalués sous MATLAB .

Ce mémoire est structuré en trois chapitres principaux :

Le Chapitre 1 est consacré à une présentation des fondements de la maintenance industrielle, en particulier la maintenance prédictive par analyse vibratoire, ses techniques classiques et ses limites actuelles.
Le Chapitre 2 présente les concepts clés de l'intelligence artificielle appliquée à la maintenance, en détaillant les principaux algorithmes de Machine Learning utilisés, ainsi que leurs avantages et contraintes.
Le Chapitre 3, enfin, constitue la partie expérimentale du mémoire : il détaille le système d'acquisition utilisé, le processus de préparation des données, la mise en œuvre des différents modèles de classification, l'analyse comparative des résultats obtenus, ainsi que les perspectives d'amélioration proposées via le modèle de vote majoritaire.

CHAPITRE 01

Maintenance par Analyse Vibratoire

1.1 INTRODUCTION

La maintenance prédictive, essentielle pour optimiser la disponibilité et la fiabilité des machines industrielles, s'appuie largement sur **l'analyse vibratoire**, une méthode non intrusive permettant de diagnostiquer l'état de santé des équipements en temps réel. Cette approche repose sur l'étude des vibrations générées par les composants mécaniques, révélatrices de défauts tels que déséquilibres, désalignements ou usure prématurée. Son adoption croissante dans les secteurs de l'énergie, de l'aérospatial et de la manufacture s'explique par sa capacité à réduire les coûts de maintenance et à prévenir les arrêts imprévus. **[1].**

1.2 Notion sur la maintenance

1.2.1 Définition de la maintenance

Selon AFNOR X 60-000 (mai 2002**)** (Association Française de Normalisation) :
« La maintenance est 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 dans lequel il peut accomplir la fonction requise » en lui ajoutant «au coût optimal » **[2].** L'actuelle activité de maintenance vise à contribuer à la réalisation des objectifs de productivité et de rentabilité, ce qui constitue l'objectif commun à toutes les entreprises.
La maintenance se décompose en quatre concepts essentiels :

- Maintenir : qui implique la surveillance et la prévention pour maintenir un bien en bon état de fonctionnement.
- Rétablir : qui implique la correction des défauts (remise à niveau) après une panne.
- État : qui définit les compétences nécessaires et les objectifs visés par la maintenance.
- Cout optimal : qui guide toutes les opérations en vue de maximiser l'efficacité économique.

Selon l'évolution de la maintenance, on distingue quatre types de maintenance **(figure 1.1)**

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

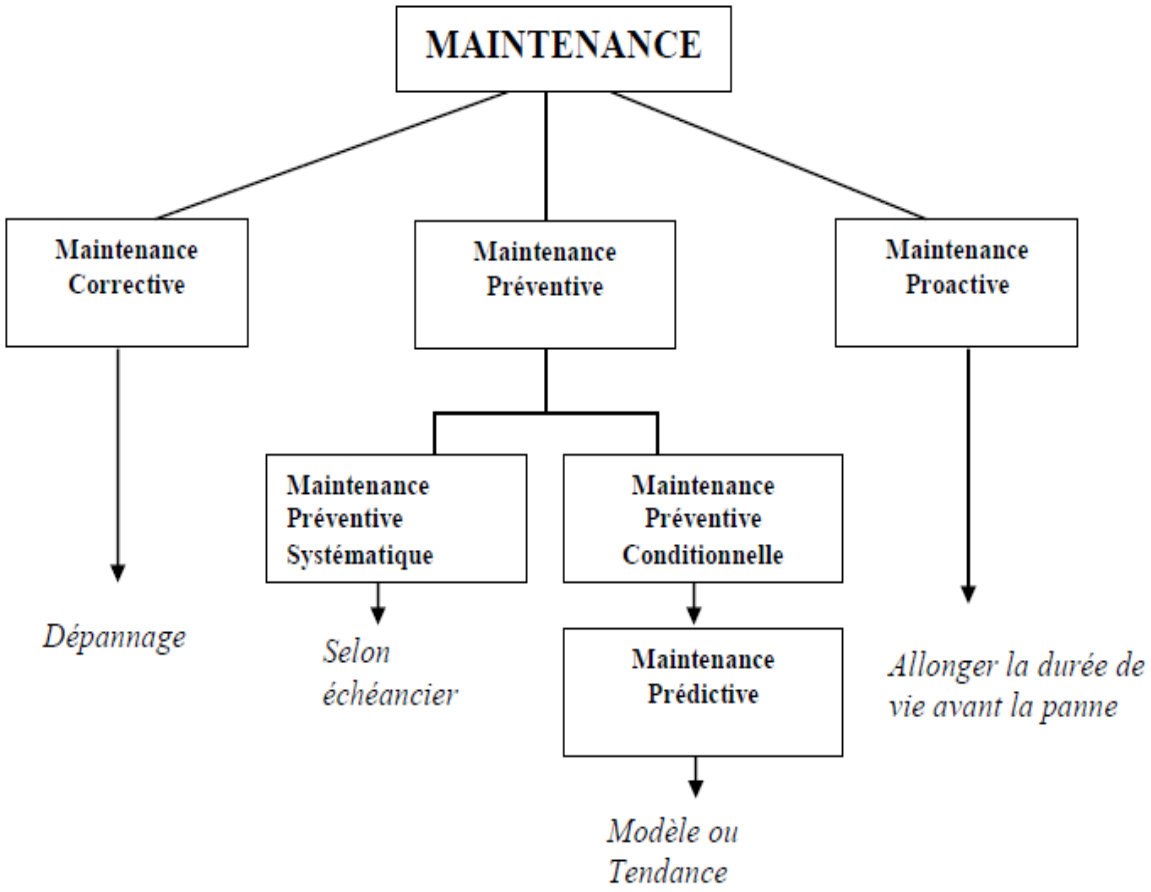


Figure 1.1: *Formes de maintenance*

1-2.2 Choix d'une politique de maintenance

Les paramètres dont il faut tenir compte pour adopter telle ou telle politique de maintenance sont principalement d'ordre économique et humain. Avec l'objectif de trouver une politique capable de réduire les coûts de maintenance, une méthode de suivi de l'état de fonctionnement d'un organe d'une machine doit être trouvée pour améliorer la disponibilité et pour estimer de façon plus précise le risque de panne.

A cet effet, l'idéal serait de trouver des indicateurs externes, facilement accessibles et réaliser un système de mesures qui consiste à limiter le nombre de paramètres et de mesures à réaliser.

Pour cela, il faut d'abord déterminer quelles sont les pannes les plus fréquentes par analyse statistique et les composants les plus problématiques par analyse technologique (étude faite par deux fabricants français des machines UGV, PCI et COMAU et deux laboratoires de recherche, le LSIS et le LARAMA) **[3].**

Turbines, pompes, moteurs, compresseurs, alternateurs, centrifugeuses, ventilateurs… toutes ces machines que l'on dit tournantes, ont un point commun ; elles comprennent des organes en rotation. Ce qui caractérise ces machines, c'est qu'elles sont composées d'organes fragiles (roulements, engrenages etc…) soumis à des contraintes mécaniques importantes et à des environnements industriels difficiles. Les sources de défaillances sont donc multiples :

- écaillage d'un roulement,
- rupture d'une dent d'un engrenage,
- désalignement d'un des axes, etc.…

Pour certaines machines vitales d'un processus de production, ces défauts peuvent s'avérer lourds de conséquences. Pour éviter des arrêts de production imprévus et les pertes économiques qui en découlent, 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 variété de techniques.

1.3 Techniques d'analyse

La surveillance d'un équipement de machine est assurée en relevant périodiquement un indicateur d'état de dégradation (ou de performance). Il existe différentes techniques d'analyse **(figure 1.2)** tels que l'analyse vibratoire, l'émission acoustique, la thermographie, l'analyse des huiles et des lubrifiants, la variation de résistance dans un circuit électrique, etc…

Le choix de l'indicateur dépend du type de machine à étudier et du type de défaillance que l'on souhaite détecter. Pour les machines tournantes, un indicateur de type vibratoire permet de détecter la plupart des défauts. On établit une courbe d'évolution de l'indicateur au cours du temps. Sur cette courbe, on définit différents seuils correspondant à un niveau d'alerte, à une alarme, à un niveau de défaillance. Ces niveaux sont établis soit par expérience soit en appliquant une norme (pour les roulements, on utilise des abaques de sévérité vibratoire pour définir les différents seuils).

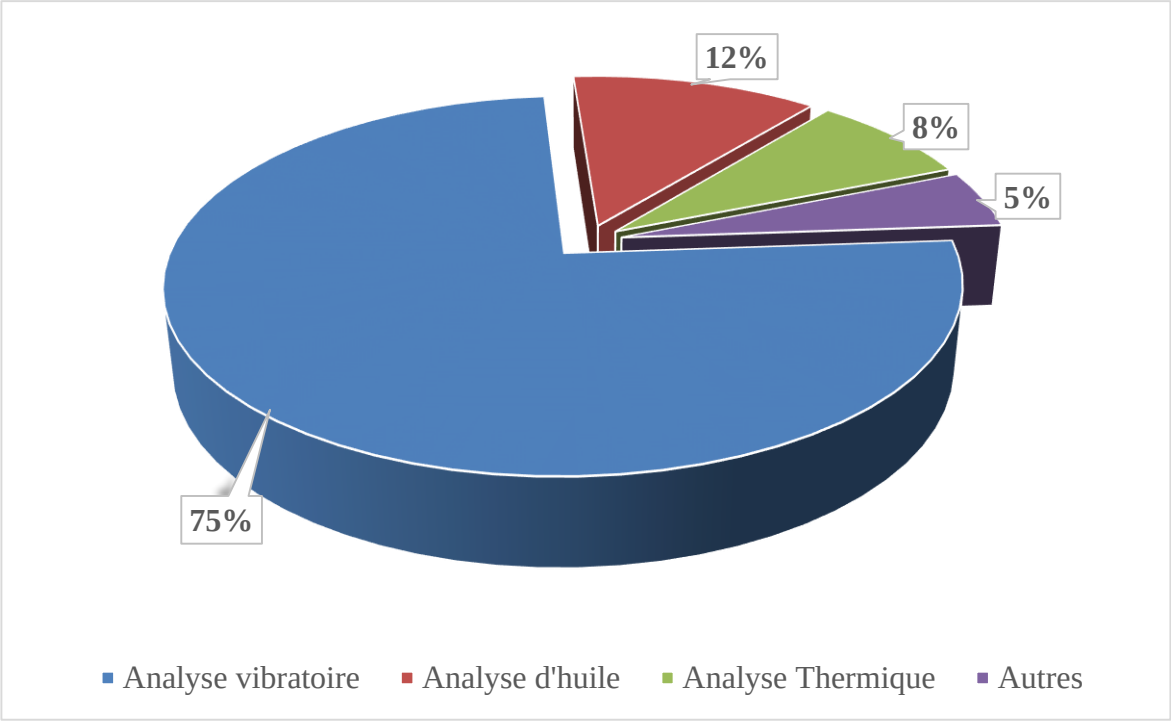


Figure 1.2 : *Différentes méthodes d'analyse*

- **L'analyse vibratoire** est la plus connue et la plus largement utilisée **[4]** car adaptée aux des composants mécaniques et aux machines industrielles en fonctionnement. Elle permet de détecter la majorité des défauts susceptibles d'apparaître dans les machines tournantes.
- **L'analyse d'huile** est appliquée à toutes les machines contenant des fluides de lubrification (réducteurs, motoréducteurs, moteurs thermiques…). Elle consiste à prélever un échantillon d'huile et de l'analyser (particules d'usure) pour déduire l'état de l'équipement.

-La thermographie infrarouge : suscite un intérêt encore récent dans le domaine de la maintenance jusqu‘alors réservée au contrôle d‘installations électriques. Elle est peu utilisée pour la surveillance des machines tournantes notamment pour la détection de défauts qui se manifestent par un échauffement anormal à la surface de l‘équipement. La thermographie permet de réaliser des mesures à distances et d‘obtenir instantanément une image thermique de la zone inspectée.
- **L‘analyse acoustique :** permet de détecter tout bruit anormal à l‘aide de microphones placés à distance de l‘équipement.
- **Le contrôle par ultrasons :** permet de détecter des défauts de faibles amplitudes à hautes fréquences tels que l‘initiation de la dégradation d‘un roulement.

1.4 - Choix d’une technique d’analyse

Chaque méthode a son champ d‘application privilégié. Par exemple, l‘analyse vibratoire convient aux défauts liés à la cinématique et à la structure de la machine, mais dans une plage de fréquences déterminées (situées généralement entre quelques Hertz et plusieurs dizaines de KHz). Elle couvre aussi les défauts spécifiques aux roulements (à plus hautes fréquences).
Au-delà de 20 KHz, il est souvent préférable d‘utiliser un contrôle par ultrasons ou par émission acoustique. L‘analyse acoustique se limite à la détection de bruits dans les fréquences audibles, mais lorsque la dégradation d‘un roulement se manifeste en une fréquence audible, il est souvent trop tard pour intervenir. L‘analyse d‘huile consiste principalement à analyser les particules présentes dans l‘huile, ce qui va révéler une usure anormale d‘un ou plusieurs organes. Elle doit être appliquée dans le cas de machines où l‘huile joue un rôle primordial et lorsque l‘analyse des débris d‘usure est significative **[5].**

	Principaux avantages	Principales limitations	Champs d'applications Privilégié
Analyse vibratoire	-détection de défauts à un stade précoce à interpréter tous les organes. - possibilités de réaliser un diagnostic approfondi - autorise une surveillance continue - permet de surveiller l'équipement à distance (télémaintenance)	-spectres parfois difficiles à interpréter -dans le cas de la surveillance continue, installations relativement coûteuses	-détection des défauts de tous les organes cinématiques de la machine (balourd, défauts d'alignement, jeux, etc.) et de sa structure
Analyse d'huile	-détection d'une pollution anormale du lubrifiant, avant que celle-ci n'entraîne une usure ou un échauffement -possibilités de connaître l'origine de l'anomalie par analyse des particules	-ne permet pas de localiser précisément le défaut -nécessite de prendre de nombreuses précautions dans le prélèvement de l'échantillon	-contrôle des propriétés physico-chimiques du lubrifiant, détection d'un manque de lubrifiant, analyse des éléments d'usure
Thermographie IR	-permet de réaliser un contrôle rapide de l'installation -interprétation souvent immédiate des résultats	- détection de défauts à un stade moins précoce que l'analyse vibratoire -contrôle limité à ce que « voit » la caméra (échauffements de surface) -ne permet pas de réaliser un diagnostic approfondi	-détection de tous les défauts engendrant un échauffement (manque de lubrification en particulier)

Analyse acoustique	-permet de détecter l'apparition des défauts audibles -autorise une surveillance continue	-sensibilité au bruit ambiant. -diagnostic souvent difficile à réaliser -problèmes de répétabilité des mesures	détection d'un bruit inhabituel pouvant ensuite être analysé par analyse vibratoire

Tableau 1.1: *Différentes techniques d'analyse de l'état d'une machine tournante* **[5]**

Il n'existe pas de méthode universelle permettant de détecter de manière assez précoce tous les types de défauts que l'on est susceptible de rencontrer sur une machine tournante mais la combinaison et l'association de plusieurs méthodes permet un diagnostic plus fiable et plus rapide. La surveillance des machines ne se limite pas juste à détecter la présence d'un défaut, mais il est aussi nécessaire de pouvoir réaliser un diagnostic approfondi pour le localiser précisément et quantifier sa sévérité. **L'analyse vibratoire** est une technique qui permet de réaliser ce diagnostic **[4]**. Pour plus de précision, le diagnostic par analyse vibratoire nécessite d'étudier **(Tableau 1.2):**
- les valeurs du niveau global des vibrations,
- les contenus fréquentiels des signaux à l'aide outils sophistiqués du traitement de signal (spectre, cepstre, analyse d'enveloppe etc…).

	Principaux avantages	Principales limitations
Indicateurs vibratoires simples		
Niveau global (mesures d'accélération)	- indicateur simple et fiable	- détection tardive - diagnostic difficile - peu adapté aux faibles vitesses de rotation - détermination des seuils empiriques
Kurtosis (moment statique d'ordre 4)	- adapté à la surveillance des roulements des arbres tournant à de faibles vitesses de rotation (~600 tr/min) - détection à stade précoce - grande sensibilité aux chocs périodiques et non périodiques	- décroissance de l'indicateur en fin de vie du roulement - diagnostic souvent difficile
Facteur de crête (rapport entre la valeur crête et la valeur efficace)	- indépendant des conditions de fonctionnement (dimensions des roulements, charge, vitesse de rotation)	- décroît lorsque les défauts se développent

Méthodes d'analyse vibratoire qualitatives	Principaux avantages	Principales limitations
Analyse temporelle	- adaptée aux faibles vitesses de rotation - permet d'analyser des phénomènes non périodiques (chocs aléatoires, chocs répétitifs à vitesse variable)	- diagnostic souvent difficile
Analyse fréquentielle	- permet de localiser les défauts et de réaliser le diagnostic fiable - ne nécessite pas de mesures supplémentaires	- interprétation des spectres parfois difficile - détection tardive - interprétation variable selon la charge et la vitesse de rotation
Analyse d'enveloppe	- détection de défauts à un stade précoce - permet de déterminer de manière fiable et rapide les fréquences de répétition des chocs	- interprétation des spectres parfois difficile - nécessite de connaître le domaine fréquentiel d'intérêt - inopérant si vitesse ou charge variable - généralement associée à d'autres indicateurs (le Kurtosis par exemple)
Analyse cepstrale	- met en évidence les composantes périodiques d'un spectre - permet de localiser et déterminer l'origine des défauts induisant les chocs périodiques - interprétation des spectres complexes	- utilisation en complément d'autres techniques

Tableau 1.2 : *Principales méthodes d'analyse vibratoire* **[6]**

1.5. Vibrations des machines tournantes

En pratique, une bonne conception produira de faibles niveaux vibratoires dans une machine tournante. Cependant, la machine vieillissant, les fondations travaillent, les pièces se déforment et s'usent, et de légers changements dans ses propriétés dynamiques apparaissent. Les arbres se désalignent, les paliers s'usent, les rotors se déséquilibrent, les courroies se détendent, les jeux augmentent. Tous ces facteurs se traduisent par une augmentation de l'énergie vibratoire qui excite les résonances et ajoute une charge dynamique considérable aux paliers.

Les vibrations recueillies lors des campagnes de mesures sont porteuses d'informations qui

Caractérisent l'état de fonctionnement de certains composants mécaniques constituant la machine analysée. C'est grâce à l'analyse de ces vibrations qu'il est possible de détecter les composants défectueux et éventuellement de les localiser. Lorsqu'un certain seuil (correspondant à un niveau de vibration limite) fixé est atteint, il est possible d'estimer la durée de vie résiduelle du composant dans les conditions de fonctionnement données à partir de la connaissance des lois d'endommagement **[7].**

1.6 Principe de l'Analyse Vibratoire

1.6.1. Définition de l'analyse vibratoire

L'analyse vibratoire est une technique de maintenance prédictive qui consiste à mesurer, enregistrer et interpréter les vibrations mécaniques d'une machine ou d'une structure pour évaluer son état de santé. Elle permet de détecter des anomalies (déséquilibres, désalignements, usure des roulements, etc.) en analysant les fréquences, amplitudes et formes d'ondes des vibrations générées pendant le fonctionnement. **[8].**

1.6.2 Rôle de l'analyse vibratoire dans la maintenance des machines

L'analyse vibratoire joue un rôle central dans la maintenance prédictive en permettant de surveiller l'état des machines et d'anticiper les défaillances. En analysant les vibrations générées par des équipements tels que les moteurs, pompes ou turbines, cette technique identifie des anomalies comme les déséquilibres, les désalignements, l'usure des roulements ou les fissures, avant qu'elles ne provoquent des pannes coûteuses. Ses applications concrètes incluent le diagnostic de défauts mécaniques (jeu excessif, fissures), la surveillance continue des machines tournantes (turbines, ventilateurs) pour détecter des variations de comportement, et la validation post-réparation afin de s'assurer du bon fonctionnement après une intervention. En planifiant des maintenances ciblées, elle réduit les temps d'arrêt imprévus, prolonge la durée de vie des composants et sécurise les opérations, notamment dans des environnements critiques comme les centrales électriques ou l'aéronautique.**[9].**

1.6.3 Caractéristiques d'une vibration

Une vibration se caractérise principalement par sa fréquence, sa période et son amplitude.

Sa fréquence : La fréquence est la mesure de la rapidité avec laquelle un phénomène se répète ou du nombre de fois qu'il se produit dans un intervalle donné. Lorsque l'unité de temps sélectionnée est la seconde, la fréquence est exprimée en Hertz (Hz).

Sa période : La période, notée T et mesurée en secondes, représente la durée entre deux positions successives qui sont identiques en temps.

La fréquence s'exprime en fonction de la période par la relation suivante :

$$\boldsymbol{f = \frac{1}{T}} \qquad (1)$$

Son amplitude : L'amplitude d'un mouvement vibratoire la valeur de ses écarts par rapport à sa position d'équilibre et peut être décomposée en trois valeurs distinctes :

-L'amplitude maximale par rapport à la position d'équilibre, connue sous le nom d'amplitude crête (Ac) ou niveau crête.

-L'amplitude appelée l'amplitude crête à crête (Acc) (peak to peak, en anglais) ou niveau crête-crête.
-L'amplitude efficace (Aeff) ou niveau efficace, aussi appelée RMS (Root Mean Square, en anglais). **(voir la figure 1.3).**

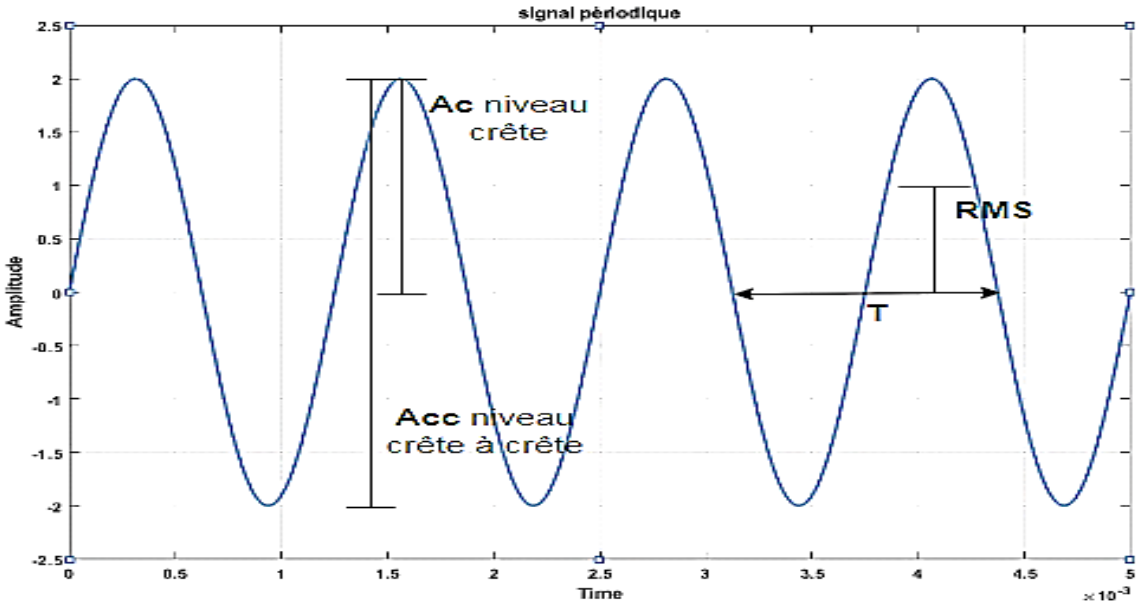


Figure 1.3 *Signal périodique*

1.6.4 Types des signaux vibratoires

On compte plusieurs types de signaux vibratoires, comme les signaux "aléatoire" ou "déterministe" où par "aléatoire" nous voulons dire celui qui n'est pas exactement prévisible. Déterministes, peut être décrit de manière analytique et peut être répété. **La figure 1.4** représente les différents types de ces signaux **[10].**

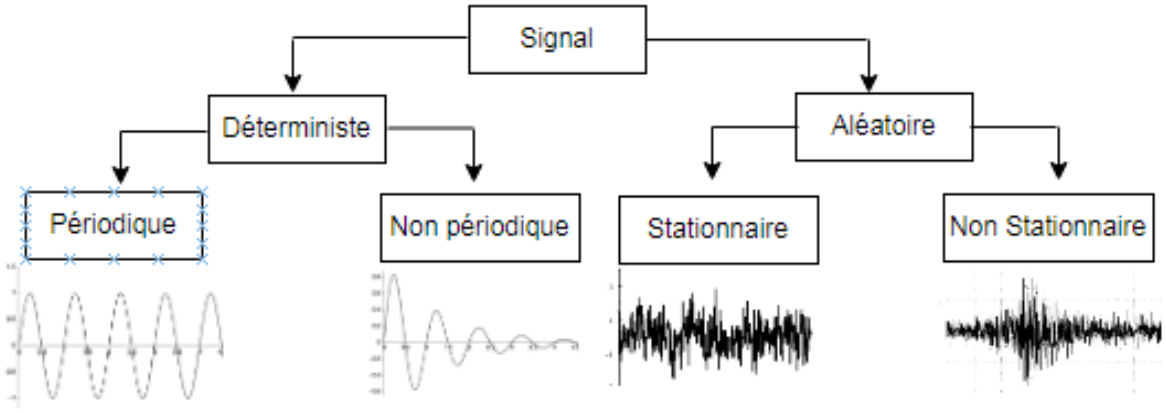


Figure 1.4 *Types des signaux vibratoires*

1.6.5 Paramètres de vibrations

Les vibrations sont des mouvements qui obéissent aux lois physiques régissant les mouvements. Ces lois sont définies par trois paramètres fondamentaux : les déplacements, les vitesses (qui représentent la variation du déplacement par unité de temps) et les accélérations (qui décrivent la variation de la vitesse par unité de temps) **[11].** Les relations entre ces trois paramètres (x, v, g) soulignent l'importance du choix de la grandeur physique à mesurer lors de la surveillance d'une machine rotative.

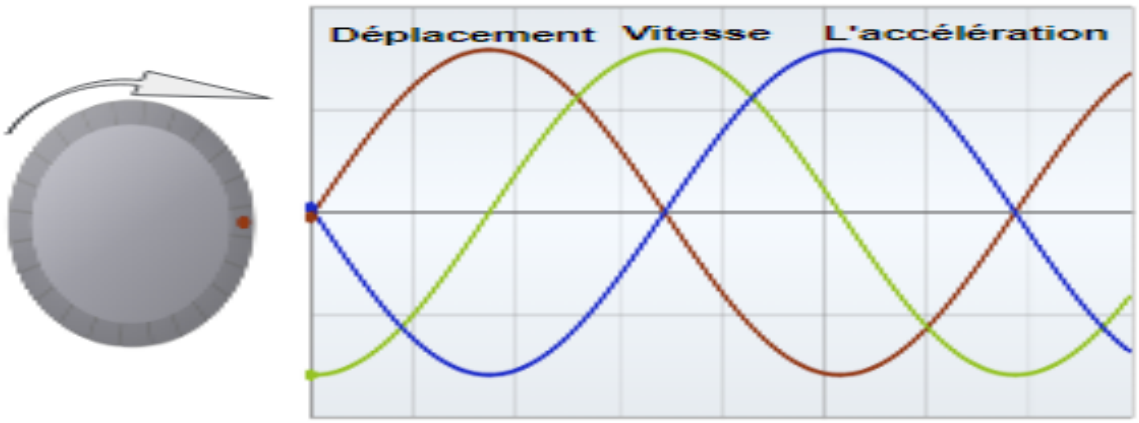


Figure 1.5 *Grandeur associées à une vibration*

La mesure en mode déplacement est généralement réservée à la mise en évidence de phénomènes à basse fréquence (f ≤100 Hz) ou dont les composantes principales se trouvent à 1 ou 2 fois la fréquence de rotation, tels que le déséquilibre, la déformation, le désalignement, le desserrage, etc. En revanche, la mesure en mode vitesse est appropriée pour l'observation des phénomènes de fréquence relativement faible, c'est-à-dire bien en deçà de 103 Hz, tels que le passage des pales d'un ventilateur ou d'une pompe, l'engrènement dans un réducteur, les défauts de roulements en cas d'écaillage localisé, ainsi que les problèmes courants des lignes d'arbres tels que le déséquilibre, le désalignement, la déformation, l'instabilité, le frottement, etc. Cela s'explique par le fait que la vitesse est inversement proportionnelle à la fréquence.

La mesure en mode accéléré, qui capture les forces dynamiques, révèle des phénomènes caractérisés par des fréquences élevées (tels que l'engrènement dans un multiplicateur ou le passage d'encoches dans un moteur) ou la génération de signaux impulsionnels de courte durée, riches en composantes haute fréquence (comme l'écaillage de roulement, le jeu ou la cavitation).

1.7 Les capteurs pour la détection des vibrations :

Pour collecter les données nécessaires à la mesure et à l'analyse, on utilise des capteurs dont le rôle est de transformer l'énergie mécanique dispensée par la machine en un signal électrique proportionnel mesurable de manière reproductible. Il existe trois types de capteurs **[4].**

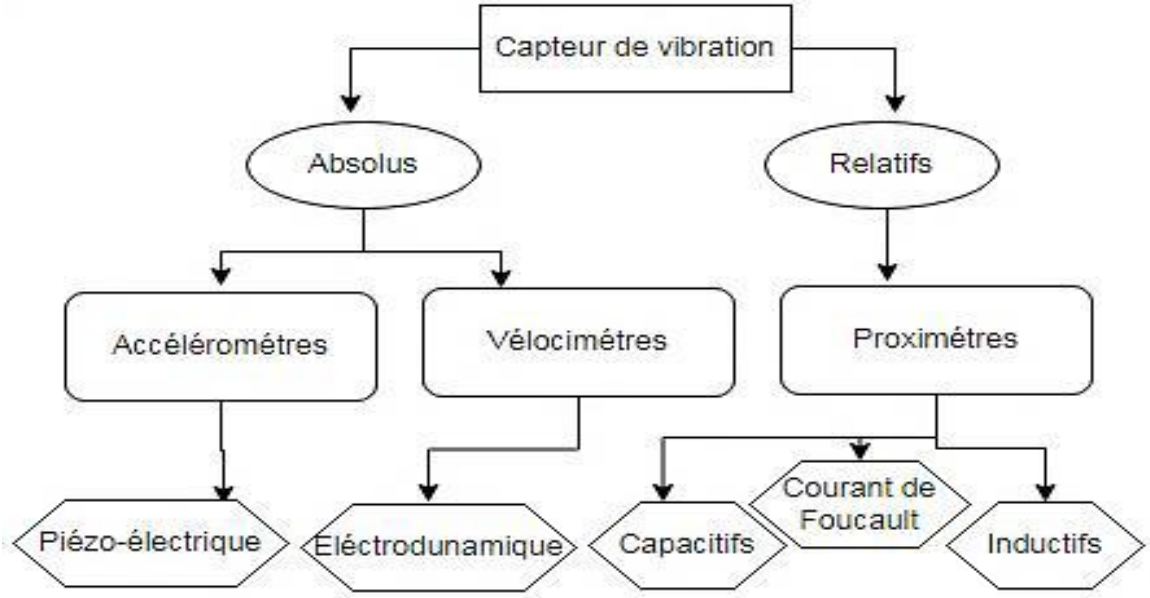


Figure 1.6 *Capteurs de vibration*

1.7.1. Les capteurs de déplacement :

Capteurs sans contact à courants de Foucault. Réservées à la mesure relative d'arbre (paliers fluides). Le capteur est constitué d'une bobine et d'un câble de raccordement. Ce câble présente le plus souvent une interruption (connecteur).

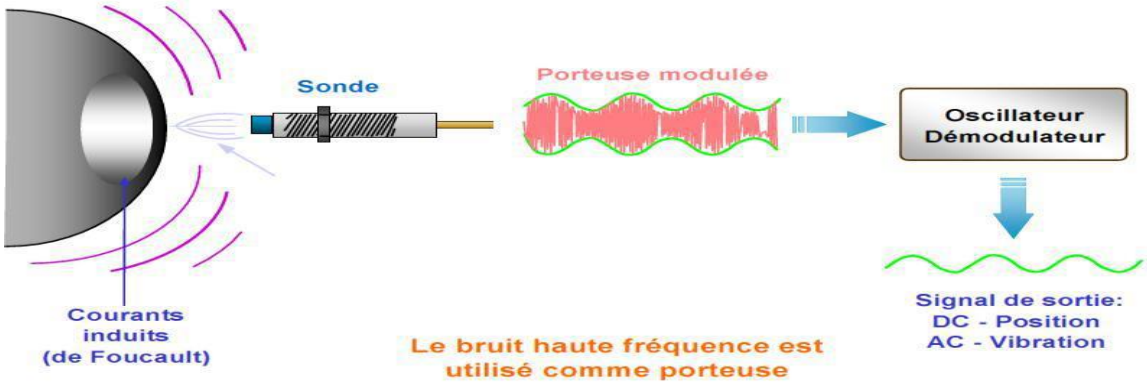


Fig. 1.7 : *Capteur de déplacement* **[12].**

La bobine et le conditionneur forment ensemble un circuit électronique oscillant. La figure montre que le câble du capteur aussi bien que le câble prolongateur sont des composantes figées du circuit oscillant. Une modification de la longueur totale de ces câbles conduit automatiquement a une variation de ses paramètres électrique : résistance et capacité.

Le circuit oscillant crée un champ magnétique alternatif dans la bobine du capteur. D'après le principe alors des courants de Foucault dans un corps conducteur que l'on approche du capteur. Ces courants de Foucault agissent à leur tour sur la bobine par l'intermédiaire du champ magnétique et consomment ainsi de l'énergie électrique. Cette transformation d'énergie est d'autant

plus importante que le corps métallique est proche de la bobine et que sa susceptibilité magnétique est élevée.

Il existe des capteurs de déplacement :

-Inductifs

-Capacitifs

-A courant de Foucault

C'est ce dernier principe qui s'est imposé dans le monde entier.

Le capteur qui mesure le déplacement d'après le principe de courant de Foucault est constitué d'une bobine et d'un câble de raccordement. Ce câble, pour des raisons d'ordre pratique, présente le plus souvent une interruption (connecteur) **[13].**

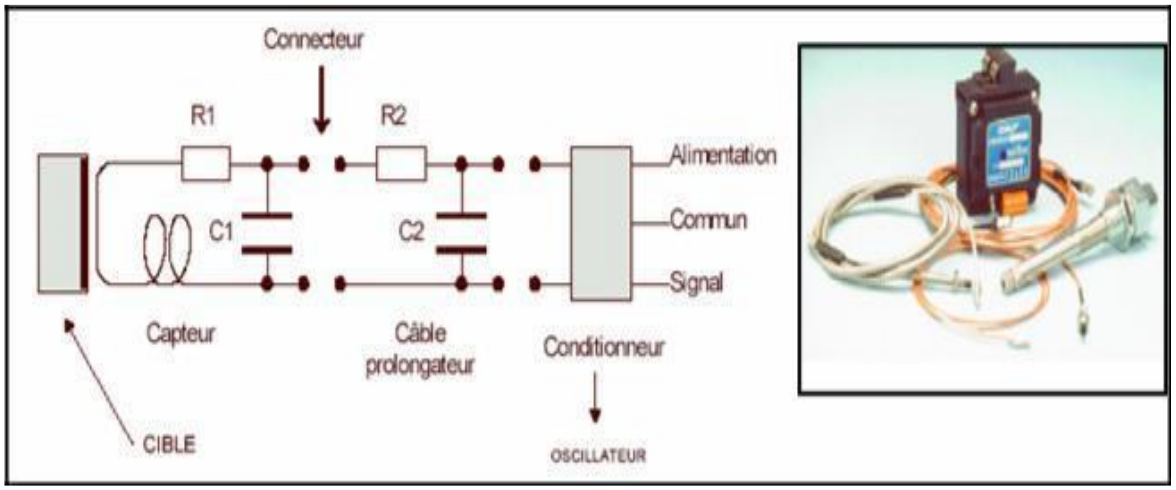


Fig. 1.8 : *Capteur de déplacement (courants de Foucault)* [**12]**

Plage de fréquence :

Le principe de mesure à courant de Foucault présente généralement une plage de réponse en fréquence allant de 0 à 1000 Hz.

1.7.2 Capteurs de vitesse :

Parmi tous les systèmes physiquement susceptibles de mesurer une vitesse de vibration, le principe électrodynamique est le plus robuste et le plus facile à mettre en œuvre. Par ailleurs, il est particulièrement adapte aux machines à faible vitesse de rotation.

1.7.3. Capteurs d'accélération (Accéléromètres) :

Une caractéristique de l'accéléromètre est sa très grande dynamique, c'est à dire sa capacité à détecter simultanément des phénomènes de très grande et de très faible amplitude. Typiquement, cette capacité est de160dB**. [14]**

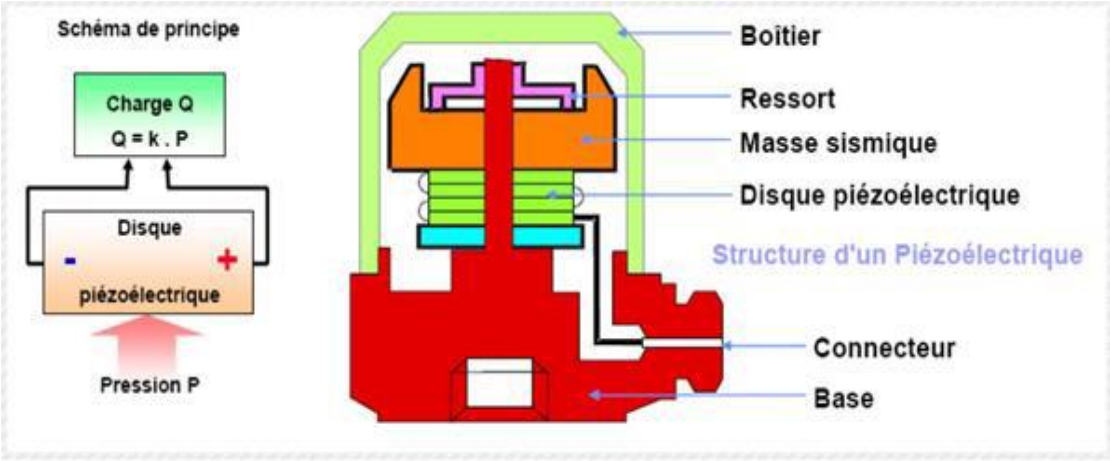


Fig. 1.9 : *Accéléromètre fonctionnant sur le principe piézo-électrique*. **[15]**

1.8 Chaîne et matériel d'acquisition

Une surveillance fiable ne peut être obtenue que si d'une part le matériel de mesure est en adéquation avec les caractéristiques vibratoires fournies par les machines et si d'autre part les données le sont avec les outils de post-traitement qui doivent en faciliter le diagnostic **[16].** Il est indispensable de posséder un matériel d'analyse des vibrations qui peut être constituée des éléments suivants : en plus de la structure à étudier, des capteurs, conditionneur, pot vibrant ou marteau d'impact, analyseur et programme d'analyse modale, sont nécessaires, comme le montre la **figure 1.11** ci-dessous :

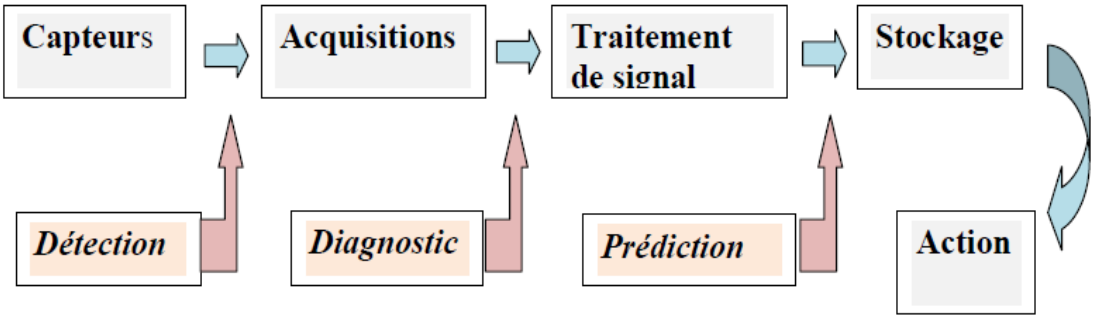


Figure 1.10 : *Chaîne d'acquisition*

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

1.9 Méthodes d'analyse

Les stratégies de surveillance de l'état des machines tournantes basées sur les vibrations ont été largement utilisées pour localiser et trouver des défaillances depuis plusieurs années. Des techniques d'analyse de signal sont nécessaires pour dériver les caractéristiques du défaut. De nos jours, de nombreuses techniques d'analyse de signaux sont établies pour extraire les caractéristiques des défauts des signaux bruts des roulements défectueux **[17].** La signature

vibratoire recueillie par l'accéléromètre fournit des informations sur l'état ou la condition de la machine surveillée. Après l'acquisition des données, un certain nombre de techniques sont appliquées pour extraire informations à partir des données. Ces techniques sont largement divisées en domaine temporel et domaine fréquentielle. Il existe également des techniques dans le domaine temps-fréquence.

Nous présentons dans ce paragraphe une explication des techniques qui peuvent être utilisés pour la surveillance et diagnostic des machines tournantes.

1.9.1 Méthodes temporelles

Les méthodes temporelles sont basées sur l'analyse statistique du signal recueilli, elles s'appliquent à des machines simples et consistent à effectuer des mesures de vitesse dans des gammes de fréquences faibles et des mesures d'accélération dans des gammes de fréquences élevées. Le but est de minimiser l'influence des vibrations induites par la rotation des arbres.

Cette méthode utilise des indicateurs scalaires qui permettent de suivre l'évolution d'une grandeur décrivant de la puissance ou de l'amplitude crête du signal. Sa valeur peut ne pas avoir de signification intrinsèque, c'est son évolution dans le temps qui est significative du défaut. **[18]**

A. Kurtosis

Le kurtosis est actuellement l'indicateur scalaire le plus efficace pour l'analyse dans le domaine temporel. Utilisé pour détecter les défauts induisant des forces impulsives périodiques telles que celles des roulements et des engrenages, et pour lesquels il en donne les meilleurs résultats. Il est donné par la relation suivante :

$$Kurtosis = \frac{M_4}{M_2^2} = \frac{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(x(n)-\bar{x})^4}{\left[\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(x(n)-\bar{x})^2\right]^2} \qquad (2)$$

Avec :

(n) : est le signal temporel ; $\bar{x}$: est la valeur moyenne des amplitudes.

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

M4 et M2 sont les moments statistiques d'ordre 4 et d'ordre 2,

Si K = 3, le roulement est en bon état.

Si 3 < K > 6, le roulement est faiblement dégradé.

Si K > 6 avec retour à 3, le roulement est dégradé.

B. La valeur efficace (RMS)

L'amplitude « efficace (Aeff) » ou RMS en anglais (Root Mean square). L'amplitude efficace peut être définie comme la racine carrée de la moyenne des valeurs au carré de la forme d'onde. C'est un indicateur scalaire important pour la détection des défauts mais ne détecte pas tous les défauts

Il a la représentation suivante :

$$\text{Vefficace} = \text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{T}\int_{t}^{t+T} x^2\,(\text{t})\text{dt}} \qquad (3)$$

C. Indicateur de crête

Contrairement à la valeur efficace de l'amplitude d'un signal, les indicateurs spécifiques comme le facteur de crête ou le Kurtosis sont mieux adaptés pour représenter un signal induit par des forces impulsionnelles tels que les écaillages de roulements. Ces indicateurs sont issus des valeurs crêtes **[19]** du signal temporel mesuré. Le facteur crête, défini comme étant le rapport entre la valeur crête et la valeur efficace.

$$FC = \frac{A_{CCcrete}}{A_{CCeff}} = \frac{Sup|x(n)|}{\sqrt{\frac{1}{N_e}\sum_{n=1}^{N_e}[x(n)]^2}} \quad (4)$$

Le facteur crête a l'avantage de détecter les défauts avant la valeur efficace. Ceci provient du fait que pour un roulement sans défaut, le rapport reste sensiblement constant et augmente lorsqu'une dégradation apparaît alors que la valeur crête croit pendant que la valeur efficace reste à peu près constante **[19]** (**figure 1.12**).

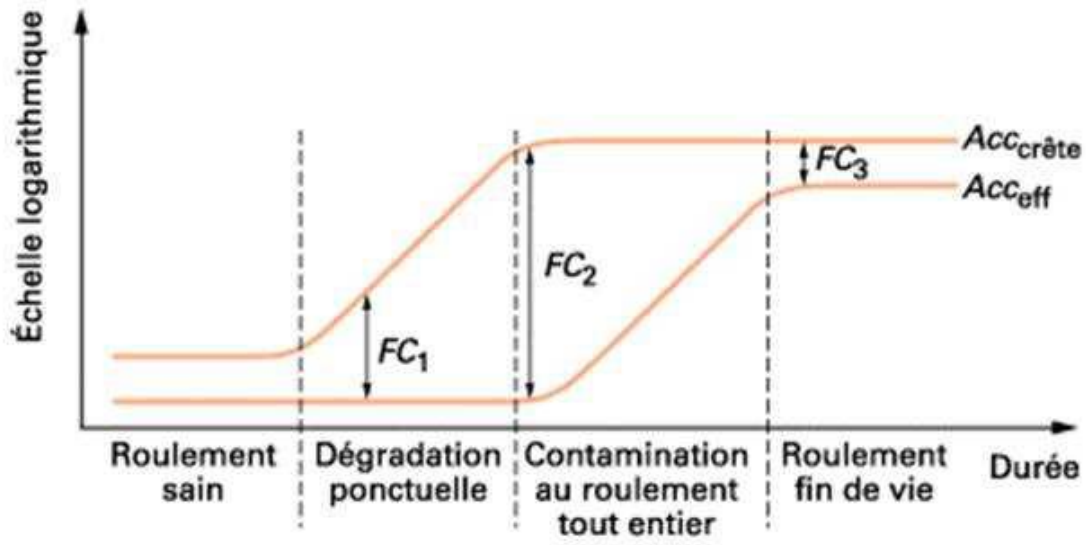


Figure 1.11: *Evolution des valeurs crête, efficace et du facteur crête*

1.9.2 Méthodes fréquentielles

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

A. Analyse en fréquence

L'analyse en fréquence est devenue l'outil fondamental pour le traitement des signaux vibratoires. Elle s'appuie sur la transformée de Fourier qui permet le passage du domaine temporel au domaine fréquentiel. Cette représentation permet de connaître le contenu spectral d'énergie ou de puissance, présent dans le signal à la fréquence f, et donc de détecter la présence d'un défaut générant un choc périodique à une fréquence de défaut. La comparaison de cette fréquence avec celle des défauts

théoriques potentiels (fréquences caractéristiques) sur le roulement permet sa localisation **[20]**. Dans la pratique, on utilise la transformée de Fourier discrète rapide sur des signaux numérisés.

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft}d(t) \qquad (5)$$

où
X(f) est la transformée de Fourier,
t est la variable temps,
f est la variable fréquence.

$$X(k\Delta f) = \frac{1}{N}\sum_{n=0}^{N-1} x(nt_e)e^{-j2\pi k\frac{n}{N}} \qquad (6)$$

où
X(kΔf) est la transformée de Fourier discrète rapide,
te est la période d'échantillonnage du signal temporel,
n est le numéro de l'échantillon,
k est le numéro de la ligne fréquentielle,
Δf est l'intervalle entre deux raies fréquentielles
N est le nombre d'échantillons prélevés.
Sur la figure **1.13**, on a visualisé la transformée de Fourier de la somme de deux signaux sinusoïdaux de fréquences respectives 140 à 250 Hz.

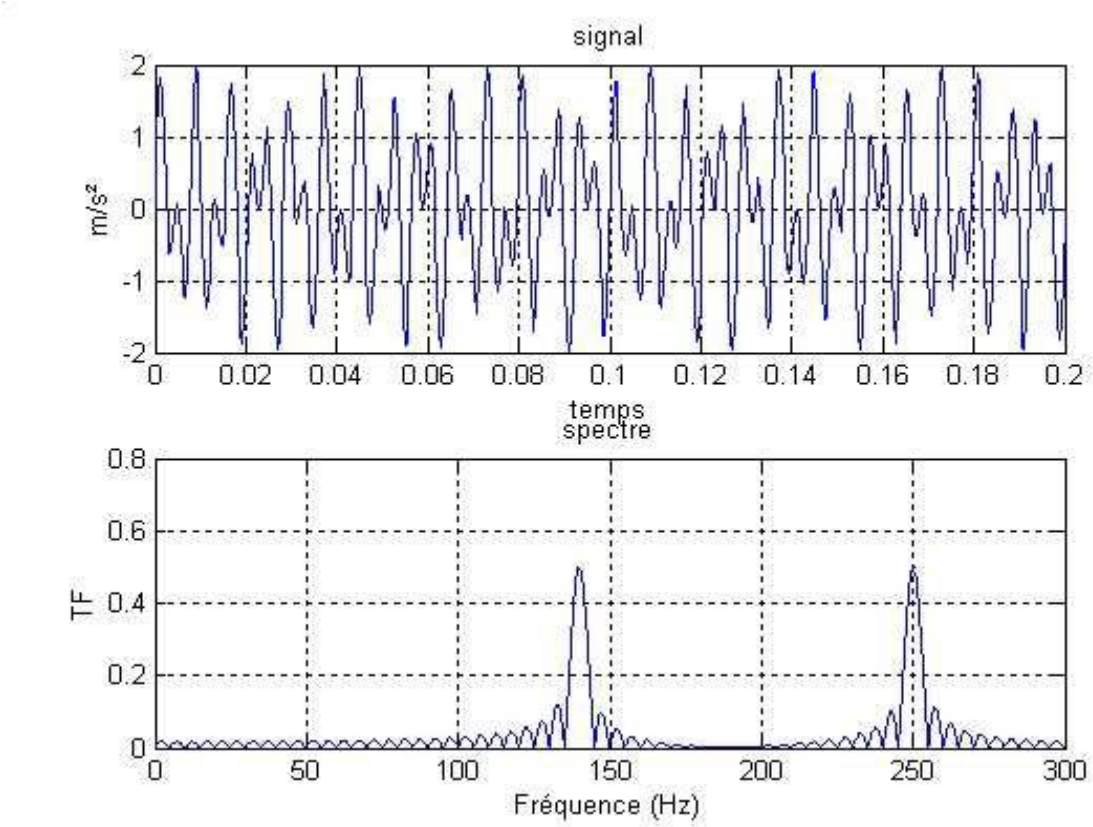


Figure 1.12: *Transformée de Fourier d'une somme de deux sinusoïdes*

B. Analyse d'enveloppe (HFRT):

Est une méthode qui permet de détecter des chocs périodiques à partir des résonances de structure **[21] [22]**. En effet, pour des défauts tels que les écaillages de roulements, les harmoniques peuvent exciter un mode de résonance de structure **(figure 1.14).**

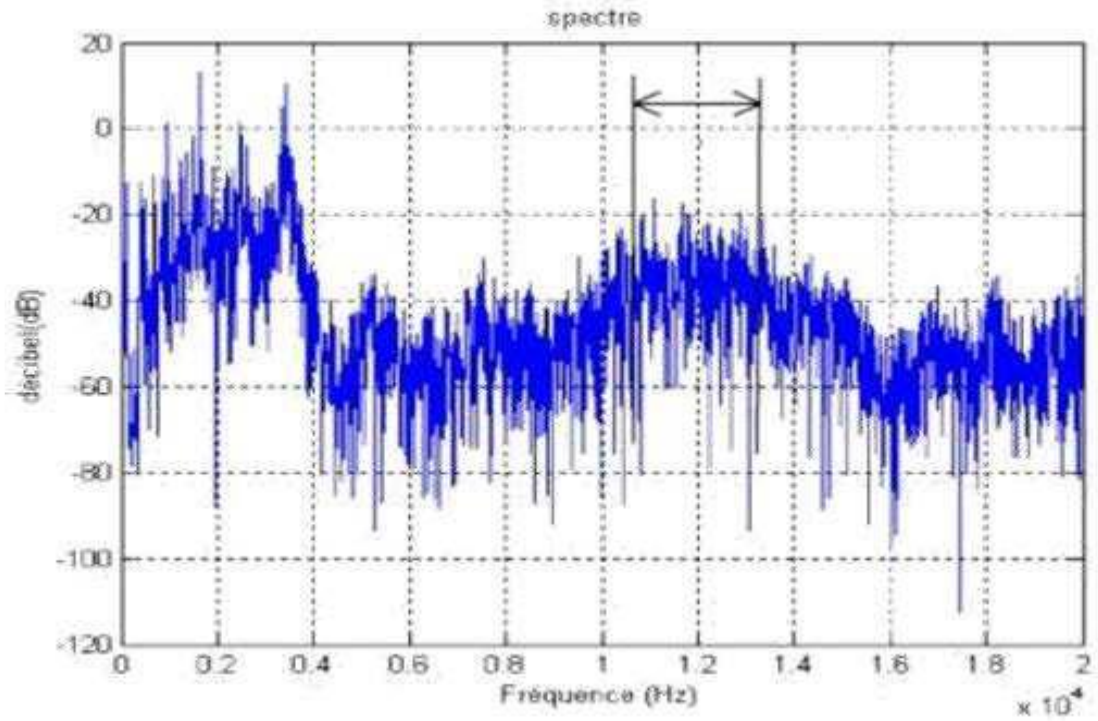


Figure 1.13 : *Densité spectrale de puissance effectuée sur un roulement avec un écaillage sur la bague extérieure à 34,75 Hz*

L'analyse d'enveloppe repose sur l'étude du signal enveloppe obtenu grâce à la transformée de Hilbert après filtrage dans une bande de fréquence centrée sur une ou plusieurs résonances de structure **(figure 1.15).**

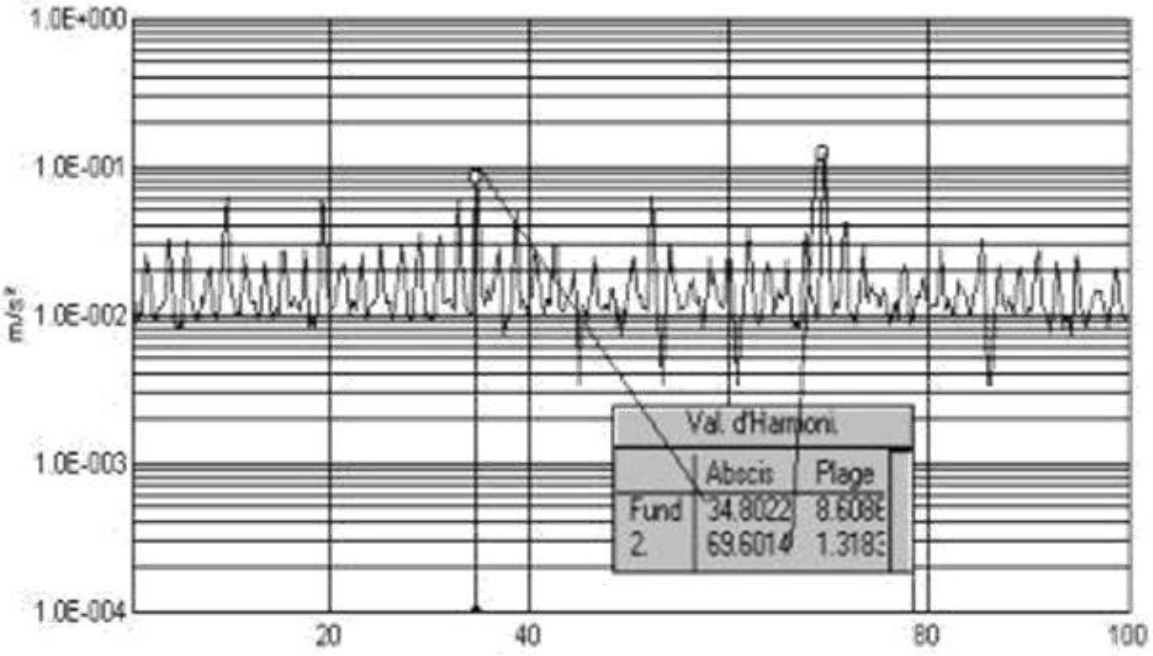


Figure 1.14 : *Spectre enveloppe 0 – 100 KHz : Visualisation du défaut de bague extérieure à 34,75 Hz*

C. Le cepstre

Le cepstre se définit comme la transformée de Fourier inverse du logarithme décimal de la transformée de Fourier:

$$C[s(t)] = TF^{-1} \log|TF[s(t)]|^2 \qquad (7)$$

spectre. Il permet de définir des indicateurs adaptés à la détection précoce des défauts induisant à des stades plus ou moins avancés.

Le cepstre est caractérisé par les amplitudes des composantes dont les fréquences correspondent aux périodes de répétition des chocs induits par les défauts de la machine surveillée. Il est largement utilisé pour la détection des défauts d'engrenage et dans une moindre mesure pour les défauts de roulements **[23].**

1.10 Principaux défauts d'une machine tournante :

1.10.1 Balourd

Quel que soit le soin apporté à la construction des machines, il n'est pas possible de faire coïncider l'axe de rotation avec le centre de gravité de chaque tranche élémentaire du rotor, ce qui caractérise le balourd. Il en résulte que l'arbre en rotation est soumis à des efforts centrifuges qui le déforment. Le balourd est un déséquilibre massique qui provient

généralement du défaut d'usinage, d'assemblage et de l'échauffement dissymétrique du rotor lors du fonctionnement **(figure 1.16) [24] [25]**. Les origines des balourds sont multiples.

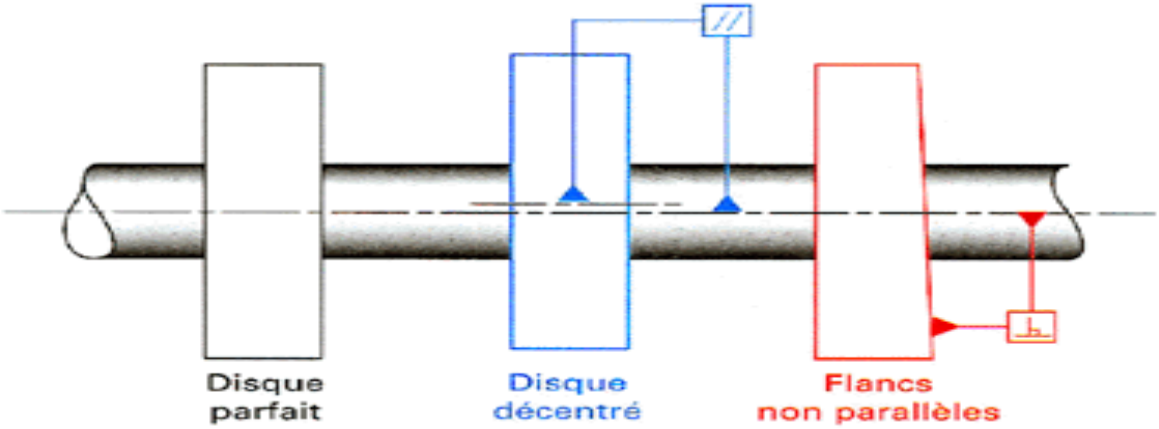


Figure 1.15 : *Ecarts d'usinage (excentricité et parallélisme)*

1.10.2.Délignage (ou mauvais alignement)

L'arbre moteur et l'arbre récepteur d'une machine ne sont pas parfaitement alignés **(figure 1.17) [26].**

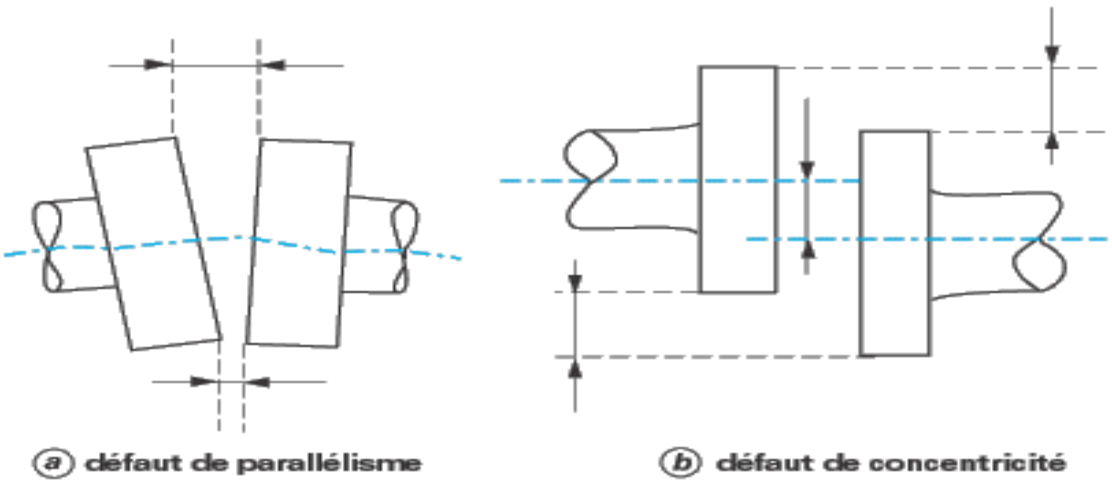


Figure 1.16 : *Défaut de délignage*

1.10.3 Défauts d'engrenages

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.

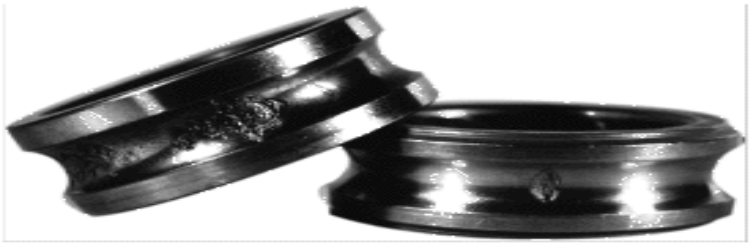
Les vibrations des engrenages sont dominées par un effort à chaque contact **[27].** Un arbre tournant à une fréquence fr sur lequel est monté un pignon ou une roue comptant z dents sera soumis à z chocs par tour. La fréquence caractéristique de l'engrènement sera :

$$fe = z.fr \quad (8)$$

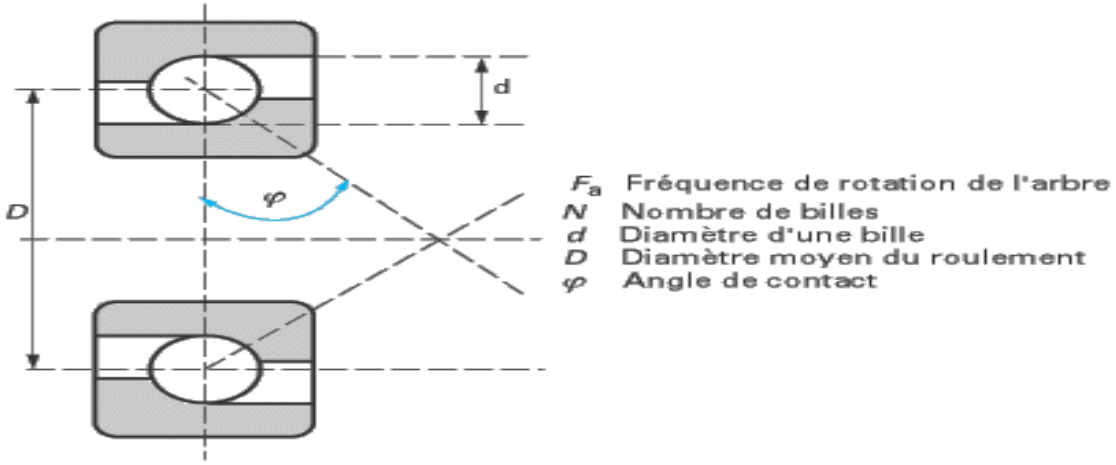
Si l'arbre ou le pignon présente un défaut d'excentricité ou si une dent du pignon présente un défaut localisé, il va apparaître une modulation d'amplitude du signal par la fréquence du signal. Cela se traduira, sur le spectre, par un peigne de raies centré sur la fréquence d'engrènement fe et de pas fr.

1.10.4.Défauts de roulement

Les roulements sont parmi les composants les plus sollicités des machines et représentent une source de panne fréquente **(figure 1.18).** Les défauts que l'on peut y rencontrer sont les suivants : écaillage, grippage, corrosion (qui entraîne l'écaillage), faux effet Brinnel, etc...
Tous ces défauts se traduisent par une perte de métal et provoquent des chocs répétés des billes sur la cage de roulement **[28].**



ⓐ défaut : écaillage de la bague interne



ⓑ schéma d'un roulement

Figure 1.17 : *Roulement à billes*

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

dépendent du diamètre des éléments roulants (d), du diamètre moyen du roulement (D), du nombre d'éléments roulants (N), de l'angle de contact (υ) et de la fréquence de rotation relative entre les bagues intérieure et extérieure (f_r). Elles sont données par les formules :
-Fréquence d'un défaut localisé sur la bague externe du roulement

$$f_{be} = \left(\frac{N}{2}\right) f_r \left[1 - \left(\frac{d}{D}\right) \cos \varphi\right] \quad (9)$$

Fréquence d'un défaut localisé sur la bague intérieure

$$f_{bi} = \left(\frac{N}{2}\right) f_r \left[1 + \left(\frac{d}{D}\right) \cos \varphi\right] \quad (10)$$

Fréquence d'un défaut localisé sur un élément roulant

$$f_b = \left(\frac{D}{d}\right) f_r \left[1 - \left(\left(\frac{d}{D}\right) \cos \varphi\right)^2\right] \quad (11)$$

Fréquence d'un défaut de cage

$$f_c = \left(\frac{1}{2}\right) f_r \left[1 - \varepsilon \left(\frac{d}{D}\right) \cos \varphi\right] \quad (12)$$

ε = 1 si la bague fixe correspond à la bague externe
ε = –1 si la bague fixe correspond à la bague interne
Ces fréquences peuvent être rencontrées pour un roulement en fonctionnement normal (du fait du non linéarité de la raideur de contact sur un roulement en fonctionnement), mais surtout lors de l'apparition de défauts sur les éléments le constituant qui vont engendrer des impulsions produites à chaque fois qu'un élément roulant rencontre un écaillage sur son chemin **[30].**
Un tel défaut se traduit par une nette augmentation du niveau des fréquences supérieures à 1000 Hz, l'ensemble des fréquences supérieures à 1 kHz augmente sur un PBC ou un spectre RC HF, le facteur K augmente, le facteur de crête FC diminue et le niveau global Acceff [1000-10000 Hz] augmente **[31].**

1.11 Limites de l'Approche Conventionnelle en Analyse Vibratoire

L'analyse vibratoire conventionnelle, bien qu'efficace pour détecter des défauts mécaniques évidents, présente plusieurs limites face aux défis modernes des systèmes industriels complexes. Premièrement, elle dépend fortement de l'expertise humaine pour l'interprétation des spectres de fréquences. Cette dépendance introduit des risques d'erreurs subjectives, notamment lorsque les techniciens manquent d'expérience ou lorsque les données présentent des ambiguïtés. Par exemple, un même signal vibratoire peut être interprété différemment selon les spécialistes, conduisant à des diagnostics contradictoires ou retardés, surtout dans des environnements où les experts qualifiés sont rares (Jardine et al., 2006). Deuxièmement, sa sensibilité au bruit et aux variations des conditions de fonctionnement limite sa fiabilité dans des contextes industriels réels.

Les perturbations environnementales (vibrations parasites, variations de température, lubrification irrégulière) ou opérationnelles (changements de charge, vitesses variables) peuvent altérer les signaux mesurés, rendant difficile la distinction entre un défaut émergent et un artefact passager. Randall (2011) souligne que cette sensibilité exige souvent des conditions de mesure idéales, rarement atteintes en pratique, ce qui complique l'extraction de données exploitables. Troisièmement, elle peine à anticiper les pannes subtiles et évolutives, telles que les microfissures, l'usure graduelle des roulements ou les déséquilibres dynamiques naissants. Ces phénomènes génèrent des signatures vibratoires non linéaires ou de faible amplitude, souvent noyées dans le bruit de fond. Smith (2018) explique que les modèles conventionnels, basés sur des seuils fixes ou des analyses fréquentielles linéaires, ignorent fréquemment ces signaux faibles, nécessitant des approches avancées comme l'analyse en temps-fréquence ou l'apprentissage automatique pour capturer des interactions dynamiques complexes. Ces lacunes mettent en lumière l'urgence d'adopter des méthodes hybrides, combinant l'expertise traditionnelle et l'IA, pour améliorer la précision, l'adaptabilité et la prédictibilité des diagnostics vibratoires.

CHAPITRE 2

Maintenance Prédictive et Intelligence Artificielle

2.1 Introduction :

La **maintenance prédictive** s'impose aujourd'hui comme une pierre angulaire de l'industrie 4.0, permettant d'anticiper les défaillances des équipements grâce à l'analyse en temps réel des données opérationnelles. Contrairement aux approches traditionnelles (corrective ou préventive), elle repose sur des technologies avancées telles que l'**intelligence artificielle (IA)** pour transformer des données brutes en insights actionnables. L'IA, à travers des algorithmes de machine learning et de deep learning, optimise la détection d'anomalies et la prédiction des pannes, réduisant ainsi les coûts et les temps d'arrêt (Lee et al., 2014). Parmi les techniques clés de la maintenance prédictive, l'**analyse vibratoire** occupe une place centrale, notamment dans le monitoring des machines tournantes (turbines, moteurs, etc.). Les vibrations, mesurées par des capteurs, contiennent des signatures spécifiques liées à l'état mécanique des équipements. Traditionnellement interprétées par des experts via des spectres fréquentiels, ces données sont désormais traitées par des modèles d'IA, capables d'identifier des motifs complexes invisibles à l'œil humain. Par exemple, les réseaux de neurones convolutifs (CNN) analysent des signaux vibratoires pour classer les défauts (roulements fissurés, déséquilibres, etc.) avec une précision inédite (Zhang et al., 2019). La synergie entre **IA et analyse vibratoire** révolutionne ainsi la maintenance : les systèmes apprennent continuellement à partir de données historiques et en temps réel, améliorant leur capacité à prédire l'évolution des dégradations. Cette convergence permet non seulement de prolonger la durée de vie des actifs, mais aussi de personnaliser les stratégies d'intervention (Lei et al., 2020). Toutefois, son déploiement massif soulève des défis, comme la qualité des données ou l'interprétabilité des modèles, nécessitant une collaboration étroite entre domaines techniques et data science. **[32] [33]**

2.2 Concept de la Maintenance Prédictive

2.2.1 Définition de la maintenance prédictive

La **maintenance prédictive** est une méthodologie d'entretien avancée qui vise à prévoir les défaillances d'équipements industriels en analysant des données issues de capteurs (vibrations, température, pression, etc.) et en appliquant des modèles d'**intelligence artificielle (IA)** ou de **machine learning (ML)**. Contrairement aux approches réactives (maintenance corrective) ou systématiques (maintenance préventive), elle repose sur une logique **conditionnelle** : les interventions sont planifiées uniquement lorsque les indicateurs de santé des machines suggèrent une dégradation imminente, optimisant ainsi les coûts et la disponibilité des actifs (Jardine et al., 2006).

Cette stratégie s'inscrit dans le cadre de l'**Industrie 4.0**, où l'interconnexion des systèmes physiques et numériques (IoT) permet une collecte massive de données en temps réel. Les algorithmes d'IA, tels que les **réseaux de neurones profonds** ou les **forêts aléatoires**, traitent ces données pour identifier des motifs subtils associés à des défauts mécaniques (ex. : fissures dans les roulements, déséquilibres de rotors). Par exemple, l'**analyse vibratoire** est couramment utilisée pour surveiller les machines tournantes : les signaux vibratoires, transformés en spectres fréquentiels via des transformées de Fourier rapides (FFT), sont analysés par des modèles de **deep learning** pour classifier l'état des composants (Zhang et al., 2019). **[34] [35]**

2.2.2 Avantages et inconvénients de la maintenance prédictive

2.2.2.1 Les avantages

- Par rapport à la maintenance préventive, la maintenance prédictive permet :
- D'allonger la durée de vie des équipements.
- D'améliorée la fiabilité des équipements permettant ainsi d'optimiser la production.
- De réduire les coûts liés à la maintenance.
- De diminuer le nombre d'interruptions des machines pour des opérations de maintenance.
- De diminuer le nombre de pannes.
- De mieux planifier les interventions.
- De mieux préparer les équipes d'intervention.
- De mieux échanger entre les professionnels de maintenance et les équipes de production.
- De mieux anticiper et gérer les besoins de pièces détachées des outils **[36].**

2.2.2.2 Les inconvénients

- Les données peuvent être mal interprétées, entraînant de fausses demandes de maintenance.
- Il est coûteux de mettre en place un système IoT complet.
- L'analyse prédictive peut ne pas prendre en compte les informations contextuelles, Comme l'âge de l'équipement ou les conditions météorologiques.
- La maintenance prédictive peut décourager l'inspection physique proactive Et entretien des équipements.
- Les activités de maintenance préventive peuvent être déclenchées par des échéanciers plutôt Que l'état de la machine d'origine **[37].**

2.2.3 Différence entre maintenance préventive et prédictive :

La **maintenance préventive** et la **maintenance prédictive** sont souvent confondues, bien qu'elles reposent sur des principes distincts. La maintenance préventive consiste à intervenir à intervalles fixes (temps, cycles, kilométrage), indépendamment de l'état réel de l'équipement, comme le remplacement périodique d'un filtre selon un calendrier prédéfini **[38].** À l'inverse, la maintenance prédictive s'appuie sur des **données en temps réel** (capteurs, vibrations, thermographie) pour anticiper les défaillances en détectant des anomalies avant qu'elles ne génèrent une panne. Une idée reçue courante est que la prédictive est simplement une version « améliorée » de la préventive, alors qu'il s'agit de deux stratégies complémentaires **[38].**

Une autre confusion réside dans l'efficacité supposée : certains pensent que la maintenance prédictive élimine *tous* les risques, mais elle dépend de la fiabilité des capteurs et des algorithmes d'analyse **[39].** Par exemple, les erreurs de prédiction surviennent si les données sont incomplètes ou mal interprétées **[39].** À l'inverse, la maintenance préventive peut entraîner des interventions inutiles (sur-maintenance), un problème souligné par la NASA **[40].** Enfin, la prédictive est parfois perçue comme trop coûteuse, mais elle réduit les arrêts imprévus, contrairement à la préventive qui génère des coûts fixes même en l'absence de besoin **[41].** Ainsi, les deux approches doivent être combinées selon les contextes techniques et économiques.

2.2.4 Analyse vibratoire et intelligence artificielle au service de la maintenance prédictive

L'élément rotatif de la machine crée des vibrations qui sont fonction de la dynamique de la machine. Le niveau de vibration de la machine est mesuré à l'aide des capteurs tels que les capteurs de proximité, les transducteurs de vitesse et les accéléromètres. L'analyse des vibrations permet de savoir s'il y a un désalignement ou un déséquilibre du rotor, des roulements et des engrenages détériorés ou défectueux ou si les vibrations dans certains éléments de la machine sont amplifiées par la résonance. Cela se fait grâce à l'analyse des 20 amplitudes à certaines fréquences ou des tendances dans les mesures statistiques. À cet égard,des approches de surveillance basées sur des signaux vibratoires ont été présentées dans de nombreuses études (Salem, Abu-Siada, & Islam, 2014); (Liu et al., 2015). Des catégories d'approches axées sur l'extraction de caractéristiques utiles pour indiquer des anomalies à partir de signaux de vibration bruyants ont été adoptées. En effet, les techniques d'extraction de caractéristiques peuvent localiser certains composants dans les signaux pour aider à détecter les défauts de la machine. Hongyu, Joseph, & Lin, (2003), McFadden & Smith (1985) et Kim Y W (1995) ont inclus l'analyse spectrale non paramétrique classique, l'analyse en composantes principales, l'analyse temps-fréquence conjointe et la transformée en ondelettes discrètes. **[42]**

Lebold, Mcclintic , Campbell , Byington & Maynard (2000) ont étudié la méthode statistique d'extraction des caractéristiques pour le diagnostic des défauts de la boîte de vitesses. Tahsin & Jens (2008) ont examiné l'extraction des caractéristiques du domaine temporel pour diagnostiquer les petits défauts des roulements à rouleaux. Dans ce sens, plusieurs chercheurs ont mis l'accent sur l'efficacité du Kurtosis quant à la détection des défauts de roulements. Il s'agit d'un indicateur représentant les impulsions dans un signal. À titre d'exemple, dans J. Mathew (1998), il a été démontré que l'utilisation du Kurtosis pour la détection des défauts par rapport aux autres indicateurs conventionnels comme le PEAK (crête) ou le RMS (Root mean square) est plus efficace. Cet indicateur donne une idée sur l'état du roulement sans avoir beaucoup d'information par rapport à l'historique de l'équipement. **[43]**

Feng et Liang (2014) ont proposé une méthode d'analyse temps-fréquence pour découvrir les composantes fréquentielles constitutives des signaux non stationnaires pour la surveillance des boîtes de vitesses des éoliennes. Également, l'utilisation de la transformée de Fourier rapide est l'un des outils traditionnels largement utilisés pour étudier le spectre et certains éléments fréquentiels afin d'en extraire les caractéristiques. Cependant, au cours des 20 dernières années, la transformée en ondelettes a connu une croissance explosive dans des applications passionnantes d'analyse du signal et l'analyse numérique, et de nombreuses autres applications sont à l'étude (Yang., 2003). En raison de sa forte capacité dans le domaine temporel et fréquentiel, cette technique est appliquée récemment par de nombreux chercheurs sur des machines tournantes. **[44]**
Aussi, le développement de la transformée en ondelettes a conduit à la technique de la transformée en ondelettes continues (CWT) (G. Y Luo et al., 2003) et de la transformée en ondelettes discrètes (DWT). Ces techniques ont réussi à traiter la détection de défauts de signaux non stationnaires. En effet, dans le travail de , la transformation de Fourier rapide (FFT) et CWT ont été utilisés pour le traitement des données vibratoires. Le signal de vibration du système de machines a été extrait en le simulant dans différentes conditions de fonctionnement comme un arbre sain, désaligné, déséquilibré et fissuré. Ensuite, ces données ont été traitées à l'aide d'outils de traitement du signal

tels que FFT et CWT pour comprendre les caractéristiques de chaque condition de fonctionnement, une fois celles-ci connues, un outil de classification et de détection des défauts est développé. L'outil basé sur un diagramme de plan de phase utilise le signal des quatre accéléromètres pour classer le défaut tandis que la méthode KNN basée sur l'accélération maximale locale utilise les informations de fréquence pour classer le défaut. De même, une méthode basée sur la logique floue est proposée pour classer le défaut et identifier la gravité de l'état de la machine. La méthode proposée a montré une plus grande précision et efficacité dans l'identification et la classification de l'état de la machine. **[45]**

Les efforts de recherche récents se concentrent sur l'application des techniques d'intelligence artificielle. Dans ce contexte Hoppenstedt et al (2018) ont appliqué une analyse bibliométrique au domaine des systèmes de maintenance des équipements pour fournir un aperçu complet des techniques établies et des tendances émergentes pour les systèmes de maintenance des équipements. En effet, ils ont constaté que les techniques ML, telles que SVM «support vector machine», RF «Random Forest», ANN «Artificial neural network», l'apprentissage profond et «k-means», sont les plus appliquées et avec succès pour concevoir des applications de la maintenance prédictive (Thyago P et al., 2019). **[46] [47]**

En effet, afin d'extraire des informations utiles des signaux bruts des capteurs, un modèle de moyenne mobile autorégressif avec six algorithmes pilotés par les données a été utilisé dans pour formuler les horaires de maintenance des compagnies aériennes, et le SVM a obtenu les meilleurs résultats globaux. Selon Shafi, Safi, Shahid, Ziauddin, & Saleem (2018), quatre classificateurs ont été comparés, à savoir SVM, DT, RF et KNN. Parmi eux, le classificateur SVM a obtenu les meilleures performances sur quatre systèmes d'exploitation et la précision du SVM était de 96,6%, 98,7%, 98% et 96,6%.**[48] [49]**

Également, la transformation de Hilbert-Huang a été utilisée dans pour extraire les indicateurs de santé d'un signal de vibration; un modèle SVM a ensuite été utilisé comme solution efficace pour évaluer les états de dégradation, et un modèle SVR a été utilisé pour estimer la durée de vie utile restante (RUL) des roulements dégradés. En revanche, l'extraction des caractéristiques a été effectuée par (O. R. Seryasat, 2010.) à partir du domaine temporel des signaux de vibration, et un SVM multi classe a été déployée pour détecter les défauts de roulement. Dans les travaux de Canizo et al. (2017), la méthode RF est utilisée pour générer dynamiquement des modèles prédictifs. Ce travail propose une amélioration de l'article de Kusiak & Verma (2011) où un suivi des éoliennes est réalisé. Pour ce faire, des données d'état **[50]**

(alarmes activées et désactivées) et des données opérationnelles (sur les performances des éoliennes) sont utilisées pour concevoir le modèle RF. Les principales contributions de l'article sont la vitesse de traitement des données, l'évolutivité et l'automatisation (Canizo et al., 2017). Wu et al. (2017) ont évalué les performances de trois algorithmes d'apprentissage automatique, dont les ANN, SVM et RF, pour la prédiction de l'usure des outils à l'aide des données recueillies à partir de 315 tests de fraisage. Un ensemble de caractéristiques statistiques a été extrait des canaux de force de coupe, de vibration et de signal AE. Les résultats expérimentaux ont montré que le modèle prédictif formé par les RF surpasse les ANN et SVM. **[51]**

2.3 Apport de l'IA dans l'Analyse Vibratoire

2.3.1 Automatisation de la détection d'anomalies

Révolution par rapport aux méthodes traditionnelles

L'analyse vibratoire traditionnelle repose sur l'interprétation manuelle de spectres (FFT) ou de séries temporelles par des experts, une approche subjective et chronophage (ISO 13373-1, 2015). L'IA, via des modèles tels que les réseaux de neurones convolutifs (CNN) ou les autoencodeurs, automatise cette détection en analysant directement les signaux bruts, éliminant ainsi la dépendance à l'expertise humaine (Siemens Energy, 2022). Ces modèles, entraînés sur des données historiques, identifient des anomalies subtiles comme des micro-fissures dans les roulements ou des déséquilibres précoces, imperceptibles aux méthodes classiques (Acoem, 2023). **[52]**

Avantages clés de l'IA

-Réduction des faux positifs/négatifs
Les algorithmes d'IA, grâce à leur sensibilité aux micro-variations des signaux, minimisent les erreurs de diagnostic. Par exemple, une étude de Siemens Energy (2022) montre une réduction de 35 % des faux positifs dans la détection de fissures de turbines. **[53]**

-Adaptation dynamique aux conditions opérationnelles
Les modèles s'ajustent automatiquement aux variations de charge, température ou vitesse, contrairement aux seuils statiques des méthodes traditionnelles. Ceci est validé par des tests en conditions réelles sur des moteurs industriels (Acoem, 2023). **[54]**

-Élimination des biais humains
L'IA standardise l'analyse, supprimant les interprétations subjectives. Une application chez Carfit (2023) sur des véhicules électriques démontre une reproductibilité de 98 % contre 75 % pour les experts humains. **[54]**

-Surveillance continue et scalable
Les systèmes IoT couplés à l'IA permettent une analyse en temps réel sur des parcs machines hétérogènes (ex : 10 000 capteurs vibratoires dans une usine pharmaceutique, Integral System, 2022). **[55]**

2.3.2 Extraction automatique des caractéristiques vibratoires sans intervention humaine

Traditionnellement, l'analyse des signaux vibratoires nécessitait l'intervention d'experts capables d'interpréter les données pour identifier des anomalies mécaniques. Ce processus, bien que précis, est souvent long, coûteux et sujet à des erreurs humaines **[56]**.

Avec l'avènement de l'intelligence artificielle (IA), cette approche a évolué. Les modèles d'apprentissage profond, tels que les réseaux de neurones convolutifs (CNN) et les autoencodeurs, permettent désormais d'extraire automatiquement des caractéristiques pertinentes à partir des signaux vibratoires bruts. Ces techniques réduisent la dépendance à l'expertise humaine et améliorent la rapidité et la précision du diagnostic **[57]**.

Par exemple, une étude récente a démontré l'efficacité d'un modèle de deep learning pour l'extraction automatique de caractéristiques dans le cadre de la surveillance en ligne des vibrations, permettant une détection précoce des anomalies sans intervention humaine directe **[58]**. De même, des recherches ont montré que l'utilisation de CNNs pour l'analyse des signaux vibratoires permet une classification précise des défauts, surpassant les méthodes traditionnelles avec une précision de **98 % [59]**.

Ces avancées technologiques facilitent la mise en œuvre de la maintenance prédictive en automatisant l'analyse des données vibratoires, ce qui conduit à une réduction des temps d'arrêt (jusqu'à **40 % [60]**) et des coûts de maintenance, tout en améliorant la fiabilité des équipements **[61]**.

2.3.3 Détection de tendances et anticipation des dégradations mécaniques

Dans le cadre de la maintenance prédictive, détecter les tendances d'évolution des signaux vibratoires est fondamental pour anticiper les dégradations des machines. L'idée principale est de suivre en continu certains paramètres (comme l'amplitude des vibrations, les fréquences caractéristiques ou l'énergie du signal) afin de repérer une évolution anormale avant qu'une panne sérieuse ne survienne **[60]**.

Grâce aux progrès de l**'**intelligence artificielle et du machine learning, il est désormais possible d'automatiser cette détection. Des algorithmes, notamment basés sur les réseaux neuronaux récurrents (RNN) ou les modèles LSTM (Long Short-Term Memory), analysent les séries temporelles des signaux vibratoires pour apprendre à reconnaître les comportements normaux et détecter les déviations progressives qui annoncent une dégradation**[61]**.
Concrètement, ces techniques permettent:
D'anticiper la survenue des pannes avant qu'elles n'affectent le fonctionnement des équipements.
D'estimer la durée de vie restante d'un composant (Remaining Useful Life – RUL).
De programmer la maintenance uniquement lorsque cela est réellement nécessaire, évitant ainsi des arrêts imprévus **[62].** Une étude récente publiée dans *Applied Sciences* souligne que l'utilisation combinée de capteurs vibratoires et d'algorithmes d'IA permet de prédire avec précision l'évolution des défauts mécaniques, même dans des environnements industriels complexes **[63]**. Cette capacité à anticiper les dégradations améliore non seulement la fiabilité des équipements mais optimise aussi la planification des opérations de maintenance.Ainsi, la détection automatique des tendances vibratoires s'impose aujourd'hui comme un levier clé pour une maintenance prédictive efficace, minimisant les coûts et maximisant la disponibilité des actifs industriels. **[64]**

2.3.4 Avantages transversaux de l'IA

L'intelligence artificielle apporte des bénéfices transversaux à l'analyse vibratoire, dépassant les limites des approches conventionnelles. Scalabilité : Les frameworks d'IA, comme le système Predix de GE Digital, s'appliquent à des parcs machines hétérogènes (moteurs, pompes, turbines) sans reconfiguration majeure, réduisant les coûts d'intégration de 60 % grâce à une généralisation des motifs vibratoires (GE Digital, 2021). **[65]** Traitement de gros volumes de données : Des plateformes cloud (ex : Azure IoT) **[66]** gèrent des flux vibratoires en temps réel (1 million de points/seconde) avec une latence de 10 ms, tandis que des techniques d'autoencodeurs, testées par Bosch sur des turbines SGT-800, compressent les données redondantes de 70 % (Microsoft Azure, 2022 ; Bosch, 2023) **[67]** . Réduction de la dépendance à l'expertise humaine : Des solutions comme VibePro AI (SKF) **[68]** guident les techniciens via des interfaces intuitives, permettant à 85 % des non-experts d'atteindre une précision diagnostique équivalente à celle d'ingénieurs spécialisés, selon une étude de Stanford (SKF, 2022 ; Stanford University, 2023). **[69]** Ces avancées positionnent l'IA comme un pilier de l'industrie 4.0, combinant efficacité opérationnelle et accessibilité.

2.3.5 Exemples concrets d'applications

A.Industrie aéronautique

La surveillance vibratoire des réacteurs par IA a permis d'éviter des pannes critiques dans des moteurs d'avion. **Rolls-Royce** utilise des réseaux de neurones convolutifs (CNN) pour analyser en temps réel les vibrations des turbines, détectant des microfissures ou des déséquilibres avec une précision de 99 % (Smith et al., 2021). Cette approche a réduit les temps d'arrêt non planifiés de 25 % sur la flotte A350 d'Airbus, selon une étude publiée dans Aerospace Science and Technology . **[70]**

B.Énergie éolienne

Dans le secteur éolien, **Siemens Gamesa** a déployé des modèles LSTM pour anticiper les déséquilibres dans les pales d'éoliennes. En analysant les vibrations à haute fréquence (jusqu'à 10 kHz), ces algorithmes identifient des anomalies 3 à 6 mois avant leur manifestation physique, réduisant les coûts de maintenance de 40 % (Müller et al., 2022). Les données, validées par des essais en soufflerie, sont détaillées dans Renewable Energy . **[71]**

C.Manufacture

La maintenance prédictive des convoyeurs industriels a été optimisée via l'IA chez Schaeffler**.** Des capteurs IoT couplés à des autoencodeurs détectent des anomalies dans les vibrations des roulements, comme des écaillages ou des lubrifications défaillantes. Cette solution a augmenté la durée de vie des équipements de 30 % dans une usine pharmaceutique, selon un rapport technique certifié ISO 18436-2 (Schaeffler Group, 2023). **[72]**

2.4 Approches Utilisées en IA pour l'Analyse Vibratoire

L'Intelligence Artificielle (IA) est un domaine de l'informatique qui vise à développer des systèmes informatiques capables d'imiter l'intelligence humaine. Il a révolutionné la maintenance industrielle en offrant de nouvelles possibilités, permettant de Surveiller l'état des équipements en temps réel et de prédire les défaillances potentielles, afin d'éviter les temps d'arrêt imprévus ainsi que les coûts associés.

Avec le développement des machines industrielles tournantes, la quantité de données à analyser a considérablement augmenté et diversifié. Ce qui a posé certains problèmes aux algorithmes classiques d'apprentissage machine. Récemment, l'apprentissage profond a été utilisé comme une nouvelle branche dans le domaine de l'apprentissage machine pour résoudre de tels problèmes, et il fournit un moyen efficace d'apprendre automatiquement des caractéristiques complexes à partir des données originales sans recourir à l'expérience humaine, ce qui en fait une méthode avancée dans le domaine du diagnostic de défaut. L'objectif de ce chapitre consiste à offrir au lecteur une vue d'ensemble des principes fondamentaux impliqués dans la création d'un système de classification des défauts de roulement basé sur l'apprentissage profond. Tout d'abord, nous expliquerons les concepts de l'apprentissage automatique et de l'apprentissage profond.

2.4.1 Définition du machine learning

Le machine learning (ML) est une branche de l'intelligence artificielle qui permet aux ordinateurs d'apprendre sans être explicitement programmés pour cela **[73].** Le ML est constitué d'un ensemble d'algorithmes avancés par lesquels les résultats peuvent être prédits sur la base d'un modèle préparé et formé sur des données d'entrée historiques et son comportement de sortie **[74].** Cependant, selon l'approche machine learning choisie, les performances et les avantages peuvent varier. De nos jours, les techniques du ML sont appliquées dans plusieurs domaines de fabrication tels que la maintenance, l'optimisation, le dépannage et le contrôle **[75].**

Durant ces dernières années, le machine learning est devenu de plus en plus important dans le domaine informatique car les données peuvent être collectées et stockées beaucoup plus facilement. Les données collectées sont souvent si volumineuse qu'il n'est pas pratique de les analyser manuellement. Dans un tel scénario, la technique de ML joue un rôle clé. Une autre raison de la popularité croissante du ML est la réduction des coûts de calcul. Avec l'évolution du matériel ces dernières années, l'utilisation d'approches du ML en maintenance industrielle est devenue efficace en termes de temps et d'argent, notamment pour la détection des types de pannes et pour la maintenance prédictive.

2.4.2 Approches du machine learning

Il existe deux grandes approches en apprentissage automatique : l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage supervisé chacun procédant par ces propres méthodes comme sur la **figure 2.1**.

L'apprentissage supervisé est ce qui nous intéresse pour la prédiction. Elle est constituée de plusieurs algorithmes que ce soit pour la régression ou la classification. Pour bien choisir un algorithme il faut comprendre les fondements des algorithmes existants et de ce qui permet de les distinguer ce qui permet de créer les modèles qui traiteraient au mieux un problème particulier.

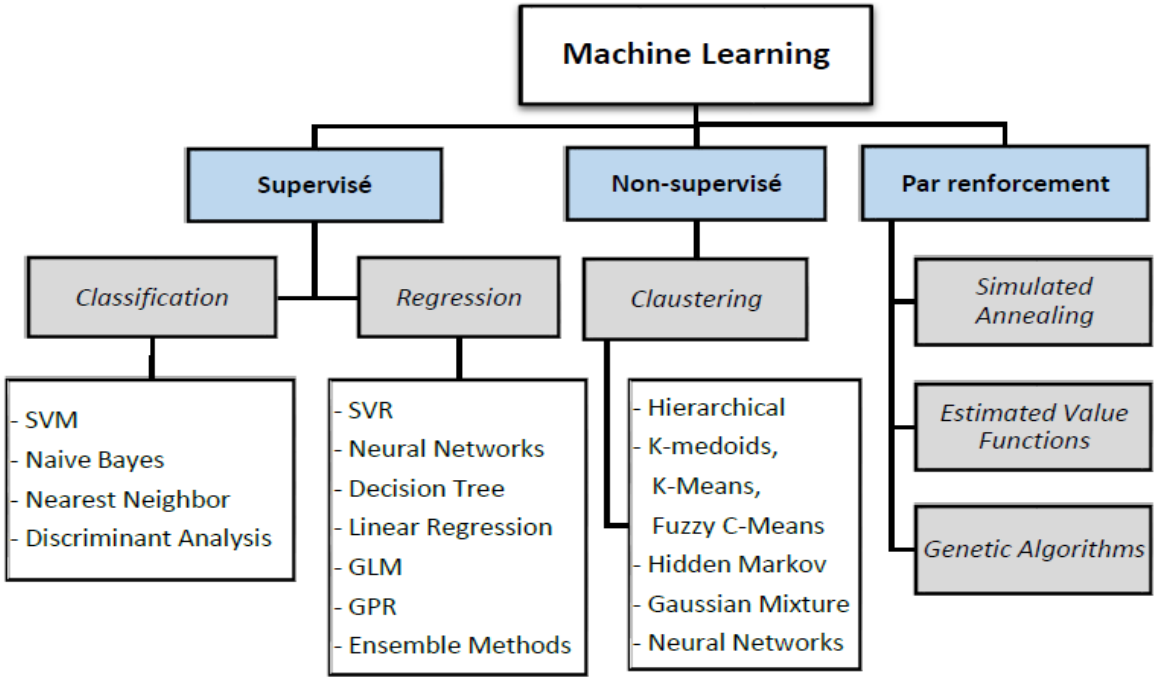


Figure 2.1 *Taxonomie des différentes techniques issues de l'apprentissage automatique.*

2.4.2.1 Apprentissage supervisé

L'objectif de l'apprentissage supervisé est trouvé une fonction qui mappe les entrées aux sorties désirées en minimisant l'erreur (actualisant les poids à chaque couche) entre les sorties prédites et les sorties étiquetées.

L'apprentissage supervisé peut-être comparé à l'enseignement d'un enfant pour reconnaître les couleurs en les enregistrant dans sa mémoire. Dans ce type d'apprentissage, l'algorithme apprend à partir d'un ensemble de données préalablement étiquetées, où dont le résultat est prédéfini **[76] (fig. 2.2)**. Quoique cela ne représente qu'un des nombreux paradigmes de l'apprentissage automatique, la plupart des applications réussies de l'apprentissage automatique dans l'industrie sont basées sur l'apprentissage supervisé. Cela s'explique en partie par le fait que de nombreuses tâches importantes peuvent être décrites avec précision

comme l'estimation de la probabilité de quelque chose d'inconnu compte tenu d'un ensemble particulier de données disponibles.

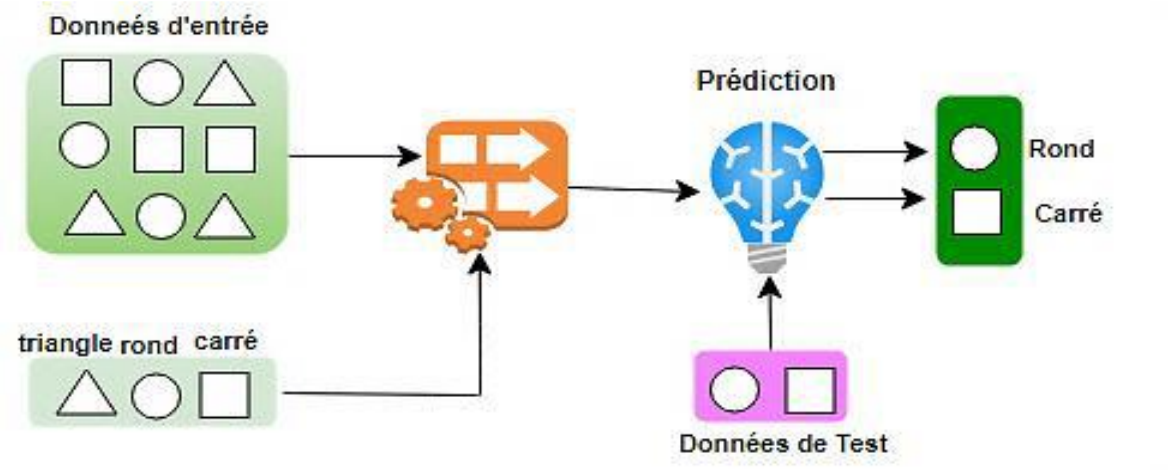


Figure 2.2 *Apprentissage supervisé*

2.4.2.2 Apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé est une méthode d'apprentissage automatique où l'algorithme tentent de découvrir automatiquement les caractéristiques discriminantes sans étiquettes prédéfinies **(fig. 2.3).**

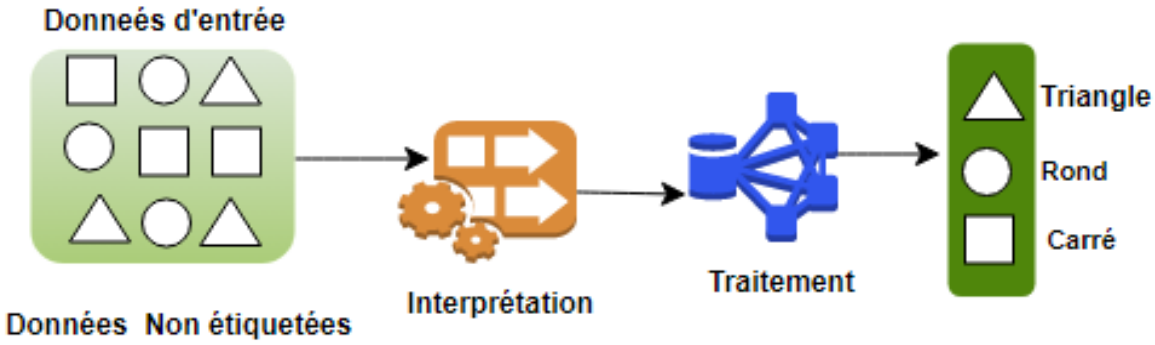


Figure 2.3 *Apprentissage non supervisé*

L'objectif de l'apprentissage non supervisé est de trouver des structures ou des modèles cachés dans les données. L'apprentissage non supervisé peut être sous la forme d'un regroupement (clustering), peuvent être utilisés pour des tâches telles que la segmentation de données, la détection d'anomalies, la réduction de dimensionnalité et la classification non supervisée. Les algorithmes d'apprentissage non supervisé les plus utilisés sont : K plus proches voisins, analyse en composantes principales ACP, Auto encodeurs **[77].**

2.4.2.3 Apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement est une approche d'apprentissage automatique qui met l'accent sur l'apprentissage du système à travers ses interactions avec l'environnement.
L'algorithme reçoit une rétroaction (feedback) de l'analyse des données et oriente l'utilisateur vers le résultat optimal. L'apprentissage par renforcement est différent des autres formes d'apprentissage, telles que l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage supervisé, car il utilise un système de récompense pour guider l'apprentissage plutôt que des exemples étiquetés ou des structures sous-jacentes dans les données. Cela le rend particulièrement utile dans les situations.
Il existe plusieurs algorithmes pour l'apprentissage par renforcement, tels que Q-learning, Deep Q-Networks (DQN). Ces algorithmes sont utilisés dans de nombreuses applications, telles que les jeux vidéo, la robotique, la recommandation de produits.

Le choix d'un type d'apprentissage automatique

Le choix d'un type d'apprentissage automatique dépend de la présence de divers classificateurs et de certains facteurs :

- La taille, le type qualité des données.
- Le temps de calcul disponible.
- Compétences techniques.
- Objectifs à atteindre.

2.4.3 Algorithmes du machine learning

2.4.3.1 Régression linéaire

La régression linéaire est l'une des plus anciennes techniques de prédiction en statistique. L'objectif de la régression linéaire est d'adapter un modèle linéaire entre la réponse et les variables indépendantes, et de l'utiliser pour prédire le résultat compte tenu d'un ensemble de variables indépendantes observées. Un modèle de régression linéaire simple utilise une formule de la forme :

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + \cdots + \varepsilon \qquad (13)$$

Où

• Y est la variable de réponse (c'est-à-dire le résultat qu'on essaie de prédire).
• *X*1, *X*2, *X*3, etc. sont les variables indépendantes utilisées pour prédire le résultat.
• β_0 est une constante qui est l'intersection de la droite de régression.
• β_1 β_2 β_3 etc. sont les coefficients des variables indépendantes. Il s'agit des pentes partielles de chaque variable.
• ε est l'erreur ou le bruit associé à la variable de réponse qui ne peut pas être expliqué par les variables indépendantes X1, X2, and X3.

Un modèle de régression linéaire a deux composantes : une partie déterministe (i.e. $\beta_1 x_1$ + $\beta_2 x_2$ + ...) et une partie aléatoire (i.e. l'erreur, ε). On peut considérer ces deux composants comme
le signal et le bruit dans le modèle. Si On n'a qu'une seule variable d'entrée X, le modèle de régression est la meilleure ligne qui correspond aux données. La figure 2.4 montre un exemple de modèle de régression linéaire simple. Avec deux variables d'entrée, la régression linéaire est le meilleur plan qui s'adapte à un ensemble de points de données dans un espace 3D. Les coefficients
des variables (i.e. β_1, β_2, β_3, etc.) sont les pentes partielles de chaque variable. Si on maintient toutes les autres variables constantes, le résultat Y augmentera de β_1

lorsque la variable X1 augmentera de 1. C'est pourquoi les économistes utilisent généralement l'expression « ceteris paribus » ou « toutes choses étant égales par ailleurs » pour décrire l'effet d'une variable indépendante sur un résultat donné.

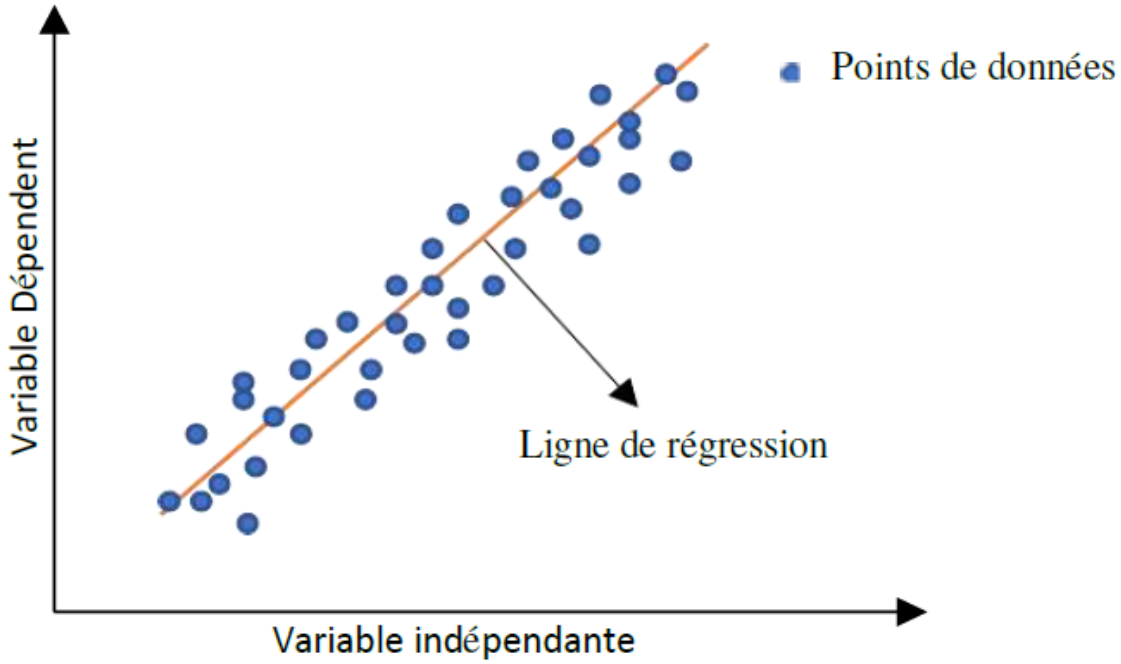


Figure 2.4 *Un modèle de régression linéaire simple*.

La régression linéaire utilise les méthodes des moindres carrés ou de descente de gradient pour trouver les meilleurs coefficients de modèle pour un ensemble de données fournies. La méthode des moindres carrés y parvient en minimisant la somme de l'erreur quadratique entre les valeurs ajustées et réelles de chaque observation dans les données d'apprentissage. La descente de gradient trouve les coefficients de modèle optimaux en mettant à jour les coefficients à chaque itération. Les mises à jour vont dans le sens où la somme des erreurs entre le modèle ajusté et les valeurs réelles des données d'apprentissage est réduite. Par plusieurs itérations, il trouve le minimum local en se déplaçant dans le sens du gradient négatif **[78].**

2.4.3.2Algorithme Ridge

La régression Ridge est une méthode de réglage de modèle qui est utilisée pour analyser toutes les données qui souffrent de multicolinéarité. Cette méthode effectue la régularisation L2. Lorsque le problème de la multicolinéarité se produit, que les moindres carrés ne sont pas biaisés et que les variances sont importantes, les valeurs prédites sont donc éloignées des valeurs réelles. La fonction de coût pour Ridge régression :

$$\text{Min}\left(\left|\left|y - x\,(\theta)\right|\right|^2 + \lambda\left|\left|(\theta)\right|\right|^2\right) \qquad (14)$$

Lambda est le terme de pénalité. λ donné ici est noté par un paramètre alpha dans la fonction de Ridge. Ainsi, en changeant les valeurs d'alpha, nous contrôlons le terme de pénalité. Plus les valeurs d'alpha sont élevées, plus la pénalité est grande et donc l'amplitude des coefficients est réduite.

- Il réduit les paramètres. Par conséquent, il est utilisé pour empêcher la multicolinéarité.

- Il réduit la complexité du modèle par le retrait du coefficient.

Pour tout type de modèles d'apprentissage automatique de régression, l'équation de régression habituelle constitue la base qui s'écrit comme suit :

$$Y = X B + e \quad (15)$$

Où *Y* est la variable dépendante, *X* représente les variables indépendantes, *B* est les coefficients de régression à estimer et *e* représente les erreurs sont des résidus.

Une fois que nous ajoutons la fonction lambda à cette équation, la variance qui n'est pas évaluée par le modèle général est considérée **[79].**

2.4.3.3 Algorithme Lasso

Contrairement aux méthodes de régression classiques, la régression LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) introduit un terme de pénalisation (d'où l'appellation régression pénalisée) dans la fonction objectif, et ce afin de favoriser la parcimonie du modèle final. L'objectif principal de cette méthode est alors d'améliorer la robustesse du modèle sur un échantillon indépendant de la base d'apprentissage. Cette amélioration réside dans le fait que, bien que le modèle soit volontairement biaisé par le terme de pénalité, la variance du modèle est réduite.

$$E[Y/X] = g^{-1} = (\beta_0 + \beta_1 * X_1 + \cdots + \beta_p * X_p) \quad (16)$$

Où Y est la variable cible, $X = (X_1, \dots X_p)$ est la matrice design contenant les variables explicatives, et $\beta = (\beta_1, \dots \beta_p)$ sont les p+1 coefficient à estimer. Ainsi, qu'il s'agisse d'une minimisation de l'erreur quadratique dans le cadre d'une régression linéaire ou d'une maximisation de la vraisemblance, la régression LASSO ajoute un terme de pénalité correspondant à la norme L1 du vecteur β **[80].**

2.4.3.4 L'arbre de décision

Un arbre de décision DT (Decision Tree) est un enchaînement hiérarchique de règles logiques ou de production construite de manière automatique à partir d'un ensemble de données. La construction de l'arbre de décision consiste à utiliser les descripteurs, pour subdiviser progressivement l'ensemble en sous-ensembles de plus en plus fins. L'algorithme estime la probabilité qu'une observation se trouve dans le nœud t en utilisant la formule :

$$P(T) = \sum_{j \in T} W_j \quad (17)$$

Où :

W_j: Poids des observations,

T : Ensemble de tous les indices d'observation du nœud t,

n : Égale au nombre d'observations.

Les arbres de décision sont des algorithmes de classification de données reposant sur un apprentissage supervisé. Comme son nom l'indique, la structure de ces algorithmes ressemble à des arbres constitués de nœuds, de branches et de feuilles **(voir figure 2.5**). La construction de ces arbres est réalisée à l'aide d'une base de données brute (vecteur des caractéristiques et classes) et de lois qui permettent de déterminer les variables discriminantes pour la classification

efficace des futures données. Chacun des nœuds constituant l'arbre représente une règle de classification préalablement déterminée de manière récursive.

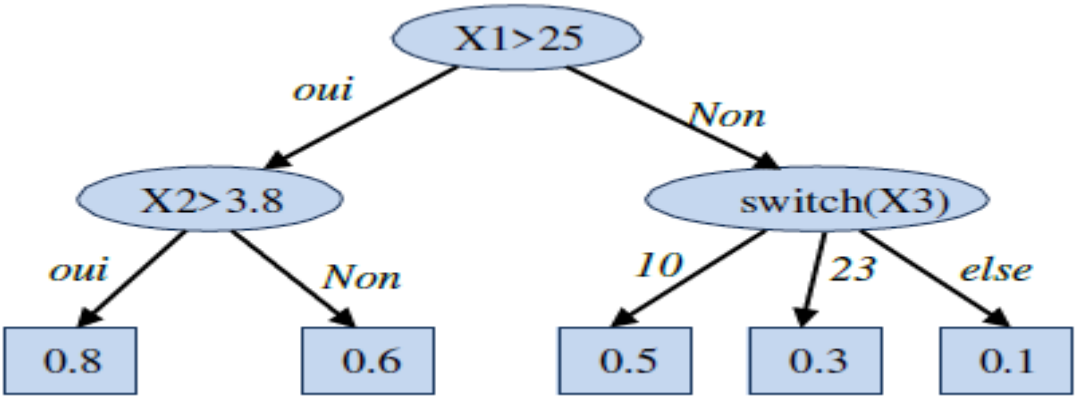


Figure 2.5 *Exemple de l'arbre de décision.*

Dans les domaines de l'informatique décisionnelle et du forage de données, ce type d'algorithmes est très utilisé, car ils permettent de construire automatiquement des classifications et leur vitesse d'exécution surpasse tous les autres types des algorithmes. Cependant, ils ne permettent pas d'obtenir de bons résultats quand les données sont complexes. Pour voir comment un arbre de décision prédit une réponse, il faut suivre les décisions dans l'arbre du nœud racine (début) jusqu'au nœud feuille qui contient la réponse. Les arbres de classification donnent des réponses nominales, tel que vrai ou faux et les arbres de régression donnent des réponses numériques. Les arbres de décision sont relativement rapides et faciles à suivre dans leur résolution ; on peut voir une représentation complète du chemin parcouru de la racine à la feuille. Cela est particulièrement utile si vous devez partager les résultats avec des personnes intéressées par la manière dont une conclusion a été tirée .La popularité des arbres de décision est justifiée par les raisons suivantes :

-Ils sont faciles à comprendre.

- Ils peuvent être utiles avec ou sans données concrètes, et les données ne nécessitent pas beaucoup de traitement.
- De nouvelles options peuvent être ajoutées aux arbres existants.
- Ils vous permettent de choisir l'option la plus appropriée parmi plusieurs.
- Il est facile de les combiner à d'autres outils de prise de décision.

Les arbres de décision peuvent toutefois devenir extrêmement complexes. Dans ce cas, un diagramme d'influence, plus compact, pourrait être une bonne alternative. Les diagrammes d'influence se focalisent sur les décisions, données et objectifs critiques **[81].**

2.4.3.5 Machine à vecteurs de support

Support Vector Machine (SVM) ou la machine à vecteurs de support est une technique de machine Learning bien connue qui est largement utilisée pour l'analyse de classification et de régression, en raison de sa grande précision **[82].** Les SVMs ont été développées à l'origine par Vapnik et ses collègues en 1992 sur la base de la théorie de l'apprentissage statistique de Vapnik & Chervonenkis dans les années 1960. Elles ont été appliquées avec succès dans de nombreuses applications, notamment la reconnaissance manuscrite, la prédiction de séries chronologiques, la reconnaissance vocale, le problème de séquence protéique, le diagnostic du cancer du sein et bien d'autres **[83].**

Les machines à vecteurs de support sont utilisées lorsque les données ont exactement deux classes. L'algorithme SVM classe les données en trouvant le meilleur hyperplan qui sépare tous les points de données d'une classe de ceux de l'autre classe (le meilleur hyperplan pour un SVM est celui avec la plus grande marge entre les deux classes) (**voir figure 2.6**). L'algorithme SVM peut aussi être utilisé avec plus de deux classes, auquel le modèle créera un ensemble de sous-ensembles de classification binaire **[84].** Habituellement, la frontière entre deux classes est un espace vectoriel d'entrée non linéaire. Dans cette situation, l'hyperplan multidimensionnel doit être non linéaire. Créer une fonction multidimensionnelle non linéaire qui tente de maximiser la marge (le rendement) entre les différentes classes est une tâche très difficile. Une machine à vecteurs de support utilise une fonction noyau pour mapper (stocké une ressource pour y accéder plus rapidement) le vecteur d'entrée sur un espace de dimension supérieure, là où un hyperplan linéaire entre différentes classes est possible, avec une marge maximale entre les différentes classes pour réduire les erreurs de classification. L'emplacement de la limite est déterminé par un sous-ensemble de points de données historiques, appelés vecteurs de support. De la même manière qu'avec la classification, il existe une motivation pour rechercher et optimiser les limites dans l'espace dimensionnel supérieure donné pour la régression **[85**].

L'utilisation de l'algorithme SVM présente quelques avantages importants. Tout d'abord, il est extrêmement précis et n'a pas besoin d'être équipé de trop de données. Deuxièmement, les SVM linéaires sont relativement faciles à comprendre. Parce que les modèles SVM sont très rapides, une fois que votre modèle a été formé, vous pouvez supprimer les données d'entraînement si vous disposez une capacité de mémoire disponible limitée. Par contre, les algorithmes SVM ont besoin de formation et de réglage à l'avance, il est donc nécessaire d'investir du temps dans le modèle avant de pouvoir commencer à l'utiliser. De plus, sa vitesse est fortement affectée si vous utilisez le modèle avec plus de deux classes **[85].**

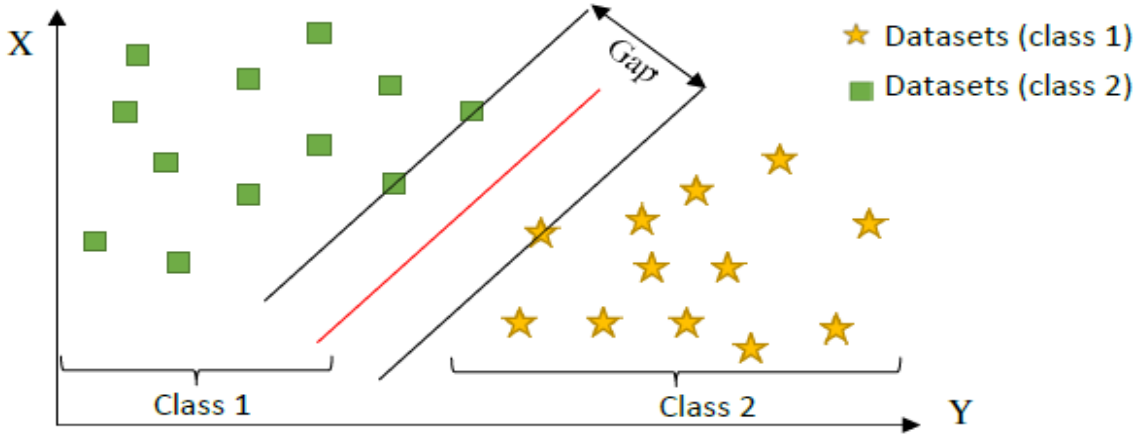


Figure 2.6 *Machines à vecteurs de support.*

La machine à vecteurs de support avec l'hyperplan à marge maximale se concentre sur un compromis entre la précision du modèle et la capacité du modèle à prédire les valeurs futures .Cette caractéristique tend à améliorer l'efficacité du SVM pour prévoir les futurs sortis, ce qui est une exigence principale pour une approche de machine learning pour la détection des types de défaillance et la maintenance prédictive [**86]**.

2.4.3.6 k-plus proche voisin (KNN)

K-Nearest Neighbors (KNN), ou le k-plus proche voisin, est un algorithme simple d'apprentissage automatique supervisé qui peut être utilisé pour résoudre des problèmes de classification et de régression. Dans la classification, il est basé sur le vote majoritaire des voisins. Un objet est classé par un vote majoritaire de ses voisins, l'objet étant attribué à la classe la plus commune parmi ses k voisins les plus proches, où *k* est le numéro du voisin de l'objet. Le choix du paramètre *k* est très crucial dans cet algorithme dont le meilleur choix dépend des données. En général, des valeurs plus élevées de *k* réduisent l'influence du bruit sur la classification . Dans **la figure 2.7**, si on choisit k = *3*, l'algorithme cherche les trois plus proches voisins du cercle rouge pour pouvoir le classé soit dans la classe des cercles, soit dans la classe des carrés. Dans ce cas, les trois plus proches voisins du cercle rouge sont un carré et deux cercles. Par conséquent, l'algorithme classera le cercle rouge dans la classe des cercles.

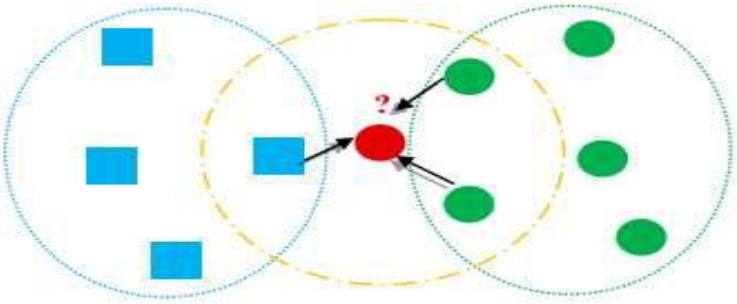


Figure 2.7 *Exemple de classification par l'algorithme KNN.*

2.4.3.7 Régression logistique

L'algorithme de régression logistique est destiné aux tâches de classification. Nous utilisons la régression logistique lorsque l'attribut immature est mentionné, et qu'il existe un ou plusieurs attributs autonomes. Il est similaire à différentes régressions linéaires. L'objectif de la régression logistique est de trouver le meilleur modèle approprié pour décrire les relations au sein de la caractéristique dichotomique d'intérêt et d'un ensemble d'attributs autonomes.

Il existe différents types de régressions logistiques, telles que la régression logistique binaire, multiple, ordonnée, mixte et conditionnelle. Dans la régression logistique binaire ou binomiale, deux résultats possibles sont zéro ou un. Si un résultat de la variable dépendante est un résultat remarquable, alors ce résultat est généralement codé comme « un » et l'autre résultat noté « zéro ». La régression logistique binomiale utilisera les variables indépendantes pour prédire les probabilités. La régression logistique multinomiale ou la logistique multinomiale peut gérer plus de deux variables dépendantes pour représenter une dépendance catégorielle multiple. La régression logistique ordonnée gère les variables dépendantes ordinales **[87].**

2.4.3.8 Régression polynomiale

Maintenant que nous avons vu comment fonctionne la régression linéaire, il est temps d'utiliser des fonctions polynomiales plus complexes pour généraliser sur des données non linéaires (voir figure 2.8). En réalité, le seul changement apporté est basé sur notre fonction d'hypothèse puisque la fonction d'erreur et les deux algorithmes restent exactement les mêmes. Il suffit donc d'employer une fonction d'hypothèse polynomiale :

$$h_\theta(x) = \theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2^2 + \cdots + \theta_n x_n^d \qquad (18)$$

Dans cette expression, *d* représente le degré maximum de notre fonction.

Dans le cas où l'on a peu d'attributs, et qu'on veut une fonction très complexe, il est parfaitement possible d'utiliser plusieurs fois les mêmes attributs mais avec différents degrés, par exemple :

$$h_\theta(x) = \theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_1^2 + \theta_3 x_1^3 \qquad (19)$$

Il est également courant d'ajouter d'autres termes que de simples puissances, comme des exponentiations, des logarithmes, des racines carrées, des fonctions trigonométriques, etc. dans le but de modéliser des fonctions avec un aspect particulier pour bien coller à nos données.

Si possible, afficher les données sur un graphique est la meilleure chose à faire pour que nous puissions voir les types d'attributs (propriétés) qu'il nous faut pour notre fonction d'hypothèse. Sinon, il est toujours envisageable de tester plusieurs combinaisons pour voir laquelle est la

meilleure selon le résultat de la fonction d'erreur [**88].**

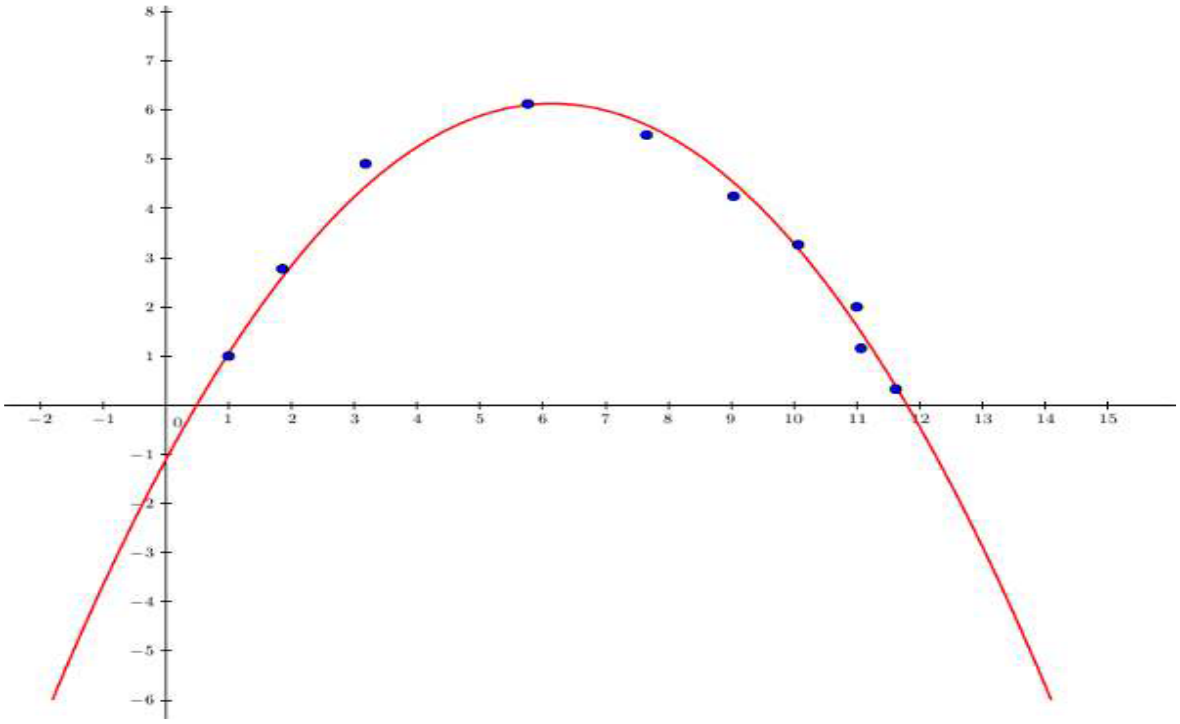


Figure 2-8 *Exemple de régression polynomiale sur des données non-linéaires.*

2.4.3.9 Random forest

Radom Forest (RF) est un algorithme d'apprentissage supervisé pour les tâches de classification et de régression. Comme son nom l'indique (forêt aléatoire), un RF crée un ensemble (une forêt) avec plusieurs arbres de décision aléatoires. Le RF entraîne le système plusieurs fois avec un échantillon de jeu de données arbitraire pour fournir un modèle de prédiction extraordinaire. Il donne une prédiction définitive en utilisant les résultats DT comme dans la méthode d'apprentissage d'ensemble. S'il s'agit d'une prédiction qui se produit plusieurs fois dans l'arbre de décision, il s'agit de la prédiction de haut niveau de la forêt aléatoire. La puissance centrale de l'algorithme de forêt aléatoire réside dans sa commodité pour résoudre à la fois la classification et la régression qui permettent de bons calculs de celles-ci. Il gère les grands ensembles de données très doucement sans perdre la dimensionnalité. Il fournit des méthodes efficaces pour analyser les données manquantes **[87]**. Le but de la méthode RF est d'obtenir des résultats plus efficaces avec plus d'un décideur comme dans d'autres méthodes. La différence de
cette méthode par rapport aux autres méthodes est que les variables sont sélectionnées au hasard lorsque les branches se ramifient **[89].**

2.4.3.10 Naïve Bayes

Si les données ne sont pas complexes et que la tâche est relativement simple, les algorithmes Naïve Bayes peuvent être utilisés. Il s'agit d'un classificateur qui présente des avantages par rapport aux algorithmes de régression logistique et de l'algorithme k-plus proche voisin, lorsqu'il travaille avec une quantité limitée de données disponibles pour former un modèle. L'algorithme Naïve Bayes est également un bon choix lorsque les ressources CPU et mémoire sont un facteur

limitant. Parce qu'il est très simple, il n'a pas tendance à surcharger les données et peut être formé très rapidement. Il fonctionne également bien avec les nouvelles données continues utilisées pour mettre à jour le classificateur. Si la taille et la variance des données augmentent et que vous avez besoin d'un modèle plus complexe, d'autres classificateurs fonctionneront probablement mieux.
De plus, sa simple analyse n'est pas une bonne base pour des hypothèses complexes.
L'algorithme Naïve Bayes est souvent le premier algorithme que les scientifiques essaient d'utiliser pour analyser du texte. C'est un algorithme de classification qui applique une estimation de densité aux données. L'algorithme exploite le théorème de Bayes et suppose que les données prédites sont conditionnellement indépendantes. C'est un classificateur probabiliste, qui est basé sur le théorème
de Bayes :

$$P(A/B) = \frac{P(B/A) \times P(A)}{P(B)} \quad (20)$$

2.4.3.11 Réseaux de neurones artificielles

Les réseaux de neurones artificiels (ANNs) sont des modèles inspirés du cerveau humain, constitués de neurones organisés en couches : une couche d'entrée (sans calcul), une ou plusieurs couches cachées, et une couche de sortie. Chaque neurone combine les signaux entrants via une sommation pondérée suivie d'une fonction de transfert **[89]**. Utilisés en apprentissage supervisé, les ANNs sont adaptés aux tâches de régression et de classification **[90]**. L'algorithme le plus courant est la rétropropagation (perceptron multicouche), typiquement structuré en trois couches : entrée, cachée et sortie (voir **Figure 2.9**). Le nombre de nœuds d'entrée et de sortie dépend des variables d'entrée et de sortie du problème, tandis que le nombre de nœuds cachés reste flexible.

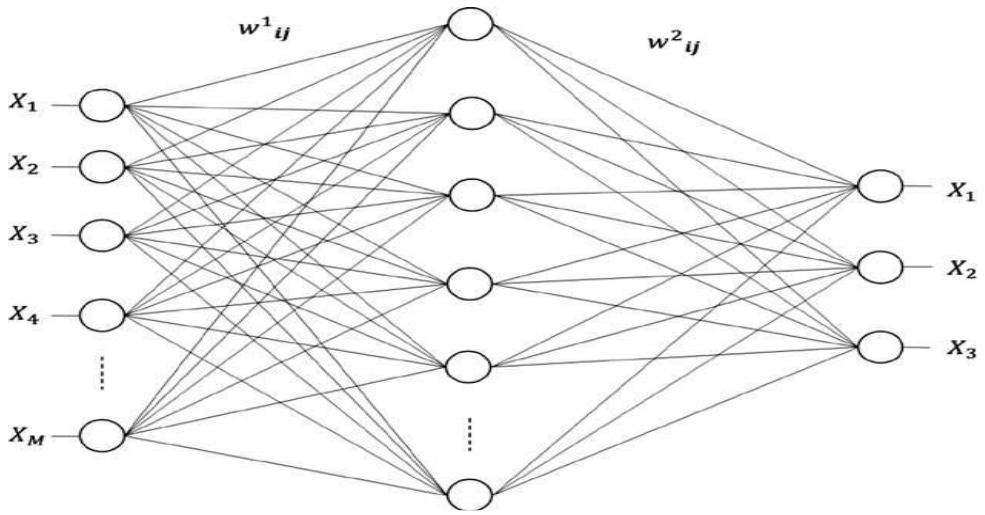


Figure 2.9 *Un réseau de neurones à trois couches*

Le développement de modèles de réseaux de neurones se fait en deux étapes : apprentissage et test. Pendant l'entraînement, vous montrez au réseau de neurones un ensemble d'exemples de l'ensemble d'entraînement. Chaque exemple a des valeurs des variables indépendantes ainsi que des variables de réponse. Pendant la formation, vous montrez les exemples plusieurs fois au réseau de neurones. A chaque itération, le réseau prédit la réponse. Dans la phase de propagation vers l'avant de l'apprentissage, chaque nœud des couches cachées et de sortie calcule une somme

pondérée de ses entrées, puis utilise cette somme pour calculer sa sortie via une fonction d'activation. La sortie de chaque neurone du réseau de neurones utilise généralement la fonction d'activation sigmoïde suivante :

$$f(x) = \frac{1}{1+ e^{-x}} \quad (21)$$

Il existe cependant d'autres fonctions d'activation qui peuvent être utilisées dans les réseaux de neurones, telles que la gaussienne, la tangente hyperbolique, le seuil linéaire et même une simple fonction linéaire. Supposons qu'il y a *M* nœuds d'entrée. Les poids de connexion entre les nœuds d'entrée et la première couche cachée sont notés *w1*. À chaque nœud caché, la somme pondérée est donnée par :

$$S_j = \sum_{i=0}^{M-1}\left(a_i w_{ij}^1\right) \quad (22)$$

Lorsque la somme pondérée est calculée, la fonction d'activation sigmoïde est calculée comme suit :

$$f(s_j) = \frac{1}{1+ e^{-s_j}} \quad (23)$$

Après le calcul de l'activation du nœud de sortie, la rétropropagation commence : l'erreur entre la prédiction et la valeur réelle est calculée, puis utilisée pour ajuster les poids via la descente de gradient. Ce processus, répété sur plusieurs itérations, permet au réseau de converger vers une solution. Une fois entraîné, le réseau peut prédire les sorties à partir de nouvelles entrées. Le taux d'apprentissage influence la vitesse et la stabilité de la convergence : trop bas, il ralentit l'apprentissage ; trop élevé, il peut empêcher la convergence. Le nombre de nœuds cachés affecte également la précision, mais un excès peut causer un sur-ajustement. Des règles empiriques (comme utiliser la racine carrée du nombre de nœuds d'entrée, ou ((Entre´e+Sortie)×2/3) offrent des points de départ, mais le choix optimal nécessite expérimentation et validation **[91]**. Le deep learning, une extension des ANNs multicouches, apprend des représentations hiérarchiques permettant de modéliser des fonctions complexes entre les entrées et les sorties **[92].**

2.4.3.12 Le perceptron multicouche

Multi Layer Perceptron (MLP), ou perceptron multicouches est un classificateur de type réseaux de neurones qui est organisé en plusieurs couches, chaque couche étant formée d'un ou plusieurs neurones formels. Utilisé dans un cas d'apprentissage supervisé, il utilise l'algorithme de retro propagation de gradient.

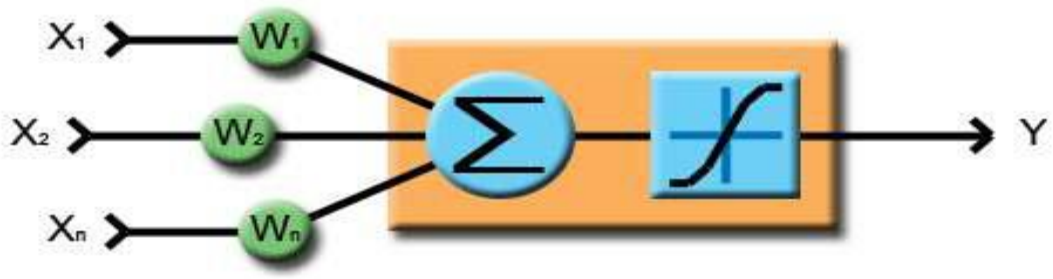


Figure 2-10 *Fonctionnement d'un neurone artificiel*

La figure juste au-dessus représente le fonctionnement d'un neurone formel. C'est un

composant calculatoire qui fait la somme pondérée des signaux reçus en entrée, puis on leur applique une fonction d'activation afin d'obtenir *Y*.

Voici les caractéristiques du modèle :

-Il comporte une seule couche d'entrée et une seule couche de sortie.

-Il peut comporter une ou plusieurs couches cachées.

-Chaque neurone est relié uniquement à tous les neurones de la couche suivante.

- Chaque lien de la couche i vers la couche suivante j sert à propager l'activation ai de i jusqu'à j et qui possède un poids wij qui détermine l'intensité du signal de la connexion. Chaque unité de la couche j calcul la somme pondéré de ses entrées :

$$in_j = \sum_{i=0}^{n} (w_{ij} a_i) \quad (24)$$

Puis leur applique une fonction d'activation :

$$a_j = g(in_j) = g\left(\sum_{i=0}^{n} w_{ij} a_i\right) \quad (25)$$

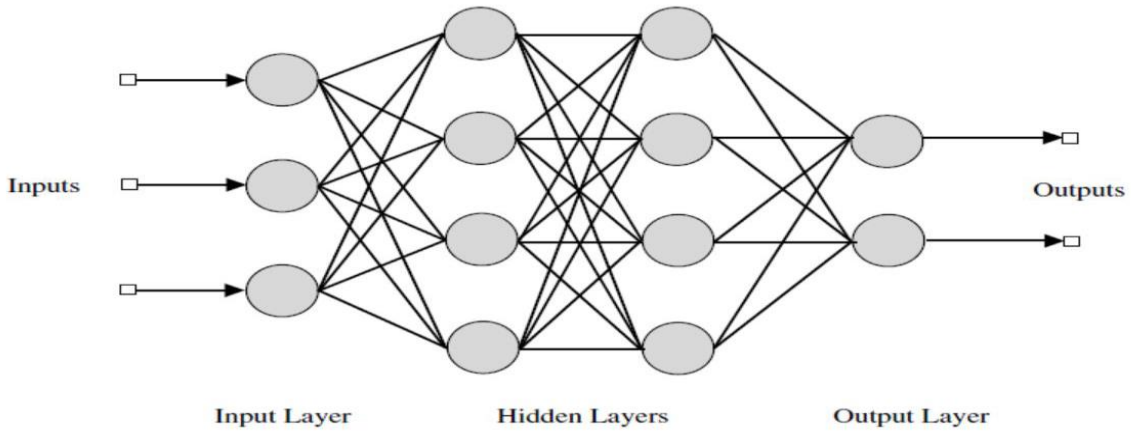


Figure 2-11 *Structure d'un PMC composé de deux couches cachées.*

L'algorithme d'apprentissage consiste à présenter au réseau des entrées et on lui demande de modifier sa pondération de façon à retrouver la sortie correspondante. D'abord on propage vers l'avant les entrées jusqu'à obtenir une sortie calculée par le réseau puis on compare cette sortie avec la sortie désirée, enfin on modifie les poids de telle sorte qu'à la prochaine itération l'erreur commise entre les sortie réelles et les sortie désirées soit minimisée. On répète ce processus jusqu'à ce qu'on obtienne une erreur de sortie négligeable.

Il a la Capacité de découvrir les dépendances par lui-même, il est résistance aux bruits par contre c'est un modèle boite noire qui n'explique pas ses décisions [**93]**.

2.4.4 Apprentissage profond (Deep Learning)

Nous ne pouvons pas être en désaccord sur l'efficacité d'apprentissage automatique dans la résolution une grande variété de problèmes. Cependant, ils ont échoué à résoudre des problèmes

majeurs tels que la reconnaissance de la parole, la reconnaissance d'objets, prédiction de séries temporelles et bien d'autres encore.

Le développement d'apprentissage profond a été motivé par l'incapacité des algorithmes traditionnels à résoudre certaines tâches d'intelligence artificielle.

Le besoin d'apprentissage profond est apparu en raison de la complexité croissante des données que nous recueillons. Les méthodes d'apprentissage traditionnelles peuvent ne pas être suffisantes pour extraire les informations utiles de ces données. Les réseaux de neurones profonds peuvent apprendre des modèles non linéaires à partir de données brutes, ce qui permet de résoudre des problèmes plus complexes et d'obtenir des performances plus élevées.

Apprentissage profond est l'une des branches les plus passionnantes de l'intelligence artificielle aujourd'hui (voir **figure 2.12**). En effet, l'article de Hinton et al. **[94]**, en 2006 a été un tournant décisif dans l'histoire d'apprentissage profond. Il a montré que les réseaux de neurones profonds avaient un grand potentiel pour apprendre des caractéristiques plus représentatives à partir de données brutes, sans avoir besoin de caractéristiques manuelles. En outre, la méthode de pré-entraînement couche par couche avec les Restricted Boltzmann machine (RBMs) a été une percée importante pour surmonter la difficulté de former des réseaux de neurones profonds. Cette méthode permet de pré-entraîner chaque couche du réseau de manière non supervisée, Ce qui peut aider à initialiser les poids du réseau et à éviter les problèmes de vanishing /exploding gradient lors de l'entraînement supervisé **[95].**

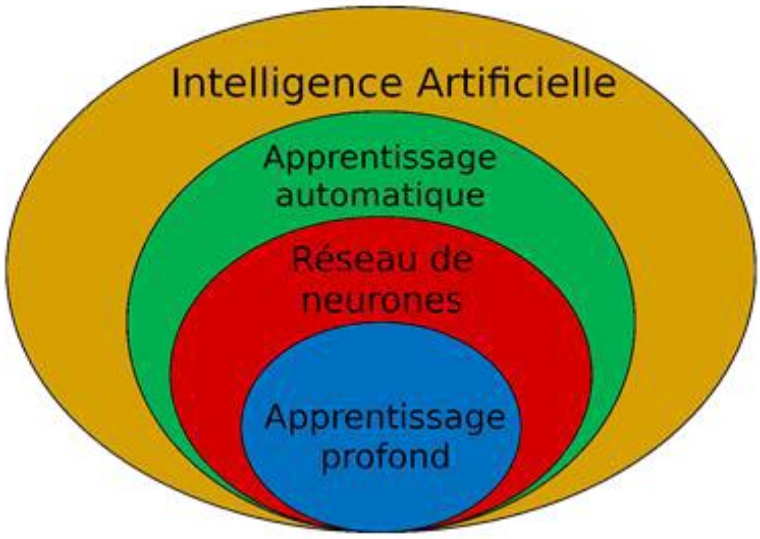


Figure 2.12 *Sous-bronches de l'intelligence artificielle*

2.4.5 Apprentissage par transfert (transfert Learning)

L'apprentissage par transfert, originairement issu des domaines de la psychologie et de la pédagogie (Bray, 1928), est également désigné par les psychologues sous le terme de "transfert d'apprentissage". Il représente l'impact d'une expérience d'apprentissage sur une autre et constitue un phénomène qui se produit de manière organique dans nos routines quotidiennes.

Le transfert d'apprentissage, également connu sous le nom d'apprentissage par transfert, est une approche de l'apprentissage automatique qui consiste à réutiliser un modèle préalablement

développé pour apprendre une tâche A afin de l'appliquer à une autre tâche B **[96]**. Il est courant d'optimiser les paramètres (poids) paramètres du réseau pour une tâche A, puis à réutiliser cette configuration pour résoudre une tâche B.
Dans la pratique, une fois qu'un modèle a été entraîné sur la tâche A, il peut être utilisé de deux manières différentes pour résoudre la tâche B. La première consiste à le réutiliser en tant qu'extracteur de descripteurs en supprimant complètement la dernière couche connectée, afin d'utiliser les cartes de caractéristiques en entrée du modèle proposé pour la tâche B. Une autre approche consiste à remplacer la couche connectée par une nouvelle couche dont la sortie est adaptée au nombre de classes du problème B, puis à optimiser uniquement les paramètres de cette nouvelle couche, tout en maintenant les autres paramètres inchangés. En général, cela implique de réduire la vitesse d'apprentissage par rapport à l'apprentissage initial du réseau **[97]**.

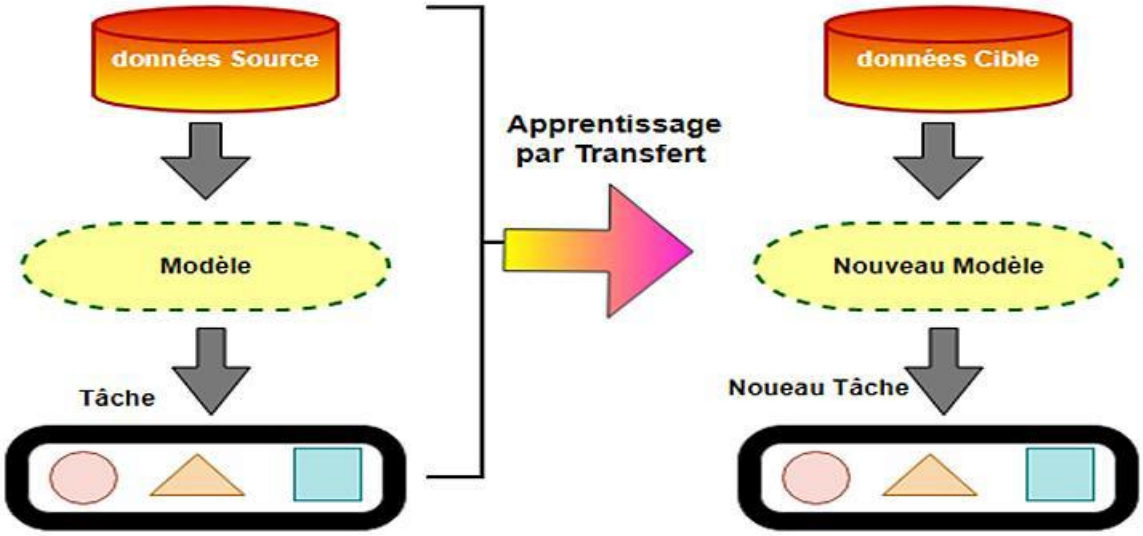


Figure 2.19 *Processus d'apprentissage par Transfert* ***[85].***

2.5 Conclusion

Ce chapitre a permis de poser les bases théoriques de la maintenance prédictive et de souligner l'apport croissant de l'intelligence artificielle dans ce domaine. Après avoir présenté les concepts fondamentaux, nous avons exploré en détail les algorithmes d'apprentissage automatique les plus couramment utilisés dans les systèmes de diagnostic, notamment le Random Forest (RF), le Support Vector Machine (SVM) et le K-Nearest Neighbors (KNN). Chacun de ces modèles présentes des avantages spécifiques en matière de classification, de robustesse ou de rapidité de traitement.

Dans la continuité de cette étude, le chapitre suivant est dédié à la mise en œuvre pratique de ces approches pour le diagnostic de défauts sur des roulements à billes. En comparant les performances des algorithmes intelligents avec une méthode conventionnelle d'analyse vibratoire, cette partie vise à évaluer concrètement la pertinence des outils d'IA dans un contexte industriel réel.

Chapitre 03 :

Diagnostic vibratoire de roulements par méthodes classiques et apprentissage automatique

3.1 Introduction

La maintenance prédictive représente aujourd'hui un enjeu stratégique dans les environnements industriels modernes. En anticipant les défaillances, elle permet de maximiser la disponibilité des équipements, de réduire les arrêts non planifiés et d'optimiser les coûts d'exploitation. L'un des éléments critiques dans de nombreux systèmes mécaniques est le roulement, dont les défauts peuvent entraîner des pannes majeures s'ils ne sont pas détectés à temps.

Traditionnellement, le diagnostic de l'état des roulements repose sur des analyses vibratoires conventionnelles, utilisant des indicateurs statistiques ou fréquentiels simples. Cependant, ces méthodes atteignent leurs limites face à la complexité croissante des signaux, aux variations de fonctionnement, et aux contraintes d'automatisation.

Dans ce contexte, l'intelligence artificielle, et plus particulièrement les algorithmes d'apprentissage automatique (Machine Learning), apparaissent comme une alternative prometteuse. Ces approches permettent de construire des modèles capables d'apprendre des données passées pour détecter et classer automatiquement les défauts de roulements.

3.2 Objectif de l'étude :

L'objectif principal de cette étude est d'évaluer et de comparer l'efficacité des approches classiques de diagnostic vibratoire avec des méthodes basées sur l'intelligence artificielle, appliquées au cas particulier des défauts de roulements dans un environnement industriel. En s'appuyant sur des signaux vibratoires collectés via un banc d'essai représentatif, l'étude vise à mettre en évidence les limites de l'analyse conventionnelle (reposant sur l'interprétation de paramètres tels que la RMS ou le spectre de fréquence), puis à démontrer la valeur ajoutée de modèles d'apprentissage automatique comme le Random Forest, le SVM et le KNN. L'objectif final est de proposer une démarche intelligente, automatique et robuste pour améliorer la maintenance prédictive des systèmes rotatifs industriels.

3.3 Problématique

Dans un environnement industriel moderne, la fiabilité des machines constitue un facteur clé de compétitivité. Parmi les composants mécaniques critiques, les roulements à billes jouent un rôle fondamental dans le bon fonctionnement des équipements rotatifs. Leur défaillance peut entraîner des arrêts de production, des pertes économiques importantes, voire des risques pour la sécurité.

Historiquement, la maintenance des roulements repose sur des stratégies correctives ou préventives basées sur le temps ou l'usure estimée. Ces approches souffrent d'un manque de précision et de flexibilité face à la variabilité réelle des conditions de fonctionnement. Les méthodes dites « classiques » d'analyse vibratoire se basent souvent sur des seuils rigides appliqués à des indicateurs simples (RMS, kurtosis, peak value, etc.), ce qui limite leur capacité de généralisation et leur sensibilité aux défauts précoces ou complexes.

Avec l'augmentation du volume de données disponibles (capteurs intelligents, systèmes embarqués), il devient impératif de passer à une maintenance plus intelligente, capable non seulement de détecter un défaut, mais aussi de l'identifier automatiquement et de manière fiable.
Ainsi, la problématique centrale de ce travail peut être formulée comme suit :

- Comment améliorer le diagnostic des défauts de roulements dans un environnement industriel, en dépassant les limites des méthodes classiques, par l'intégration de techniques d'intelligence artificielle capables d'apprendre, de s'adapter et de généraliser ?

Cette question soulève plusieurs enjeux pratiques :
- L'extraction et la sélection des indicateurs les plus pertinents à partir des signaux vibratoires.
- La capacité des algorithmes à traiter des données déséquilibrées et bruitées.
- La possibilité de concevoir un système robuste, interprétable, et adaptable à différents types de défauts.

3.4 Hypothèses

Afin de répondre à la problématique posée, plusieurs hypothèses de travail ont été formulées pour orienter la démarche expérimentale et guider l'interprétation des résultats. Ces hypothèses s'appuient à la fois sur la littérature existante et sur une analyse préliminaire des limites des approches traditionnelles.
H1 :
Les algorithmes d'apprentissage automatique (Random Forest, SVM, KNN) offrent de meilleures performances de diagnostic que les méthodes vibratoires classiques basées sur des seuils.
Cette hypothèse postule que les modèles de Machine Learning, entraînés sur un ensemble représentatif d'indicateurs extraits des signaux vibratoires, sont capables de mieux distinguer les différents types de défauts grâce à leur capacité à apprendre des relations complexes entre les données.
H2 :
La combinaison de plusieurs algorithmes via un vote majoritaire donne des résultats plus stables et plus robustes qu'un seul classificateur.
Cette hypothèse est fondée sur les principes de l'ensemble learning, qui consistent à fusionner plusieurs modèles pour bénéficier de leurs complémentarités et réduire les erreurs individuelles. On suppose ici qu'un système combinant RF, SVM et KNN pourra offrir de meilleures performances globales.

3.5 Description du système expérimental

3.5.1 Banc d'essai utilisé

Le banc d'essai utilisé dans cette étude provient du University of Ottawa Rolling Element Dataset – Vibration Analysis for Fault Classification in Load and Speed conditions (UORED-VAFCLS). Il a été conçu pour simuler différents scénarios de fonctionnement des roulements à billes dans un environnement contrôlé, afin d'étudier et comparer différentes approches de diagnostic, dont l'intelligence artificielle**[98]**.

Le banc est constitué des composants suivants, soigneusement sélectionnés pour garantir la fiabilité de la mesure et la reproductibilité des défauts :
Le cœur du dispositif est un moteur électrique Lafert LM-71-S4 **[99]**, un moteur asynchrone triphasé fonctionnant sous une tension de 230/400 V et une fréquence de 50 Hz, avec une vitesse nominale de 1 350 tours par minute. Ce moteur entraîne un arbre mécanique qui est relié par un accouplement rigide à un arbre secondaire sur lequel est monté le roulement en test. Ce type d'accouplement assure une transmission directe du couple sans jeu mécanique, garantissant ainsi la fidélité des conditions de fonctionnement.

Le roulement testé, soit un modèle NSK 6203ZZ soit un FAFNIR 203KD, est installé dans un logement rigide. Des défauts localisés (défaut sur la bague intérieure, extérieure, ou sur la bille) sont introduits manuellement sur ces roulements à l'aide d'un usinage par électroérosion (EDM), une méthode de référence dans les études de diagnostic. Le défaut de cage (classe 4) a été volontairement exclu de cette étude, en raison des performances de classification instables observées lors des tests préliminaires.



Figure 3.1 *roulement NSK 6203ZZ*

Les vibrations générées par les défauts sont mesurées à l'aide d'un accéléromètre PCB 623C01 **[100]** monté radialement sur le logement du roulement. Ce capteur présente une sensibilité de 100 mV/g, une bande passante allant jusqu'à 15 000 Hz et une plage de mesure de ±490 m/s², ce qui en fait un choix robuste pour la détection des signaux vibratoires caractéristiques des défauts mécaniques.

Le signal du capteur est ensuite traité par un conditionneur de signal PCB 482C à 4 canaux **[101],** qui a pour rôle d'amplifier et de filtrer les données avant leur numérisation. Ce module assure une mesure de haute fidélité, compatible avec les systèmes d'acquisition modernes.
La numérisation et le stockage des données sont réalisés à l'aide d'une carte d'acquisition NI USB-6212 **[102]**, disposant de 16 canaux d'entrée analogique, d'une résolution de 16 bits et capable d'échantillonner à une fréquence allant jusqu'à 42 000 Hz. Cette fréquence d'échantillonnage élevée permet une capture fine des signaux transitoires et une excellente résolution temporelle.
Chaque session d'enregistrement produit un signal de 10 secondes, soit 420 000 points. Pour le traitement, les signaux sont segmentés en fenêtres de 1 seconde (42 000 échantillons), ce qui permet de disposer d'une base de données riche et équilibrée pour l'entraînement et l'évaluation des modèles de classification. Les types de défauts inclus dans cette étude sont regroupés en quatre classes : classe 0 pour les roulements sains, classe 1 pour les défauts sur la bague intérieure, classe 2 pour les défauts sur la bague extérieure, et classe 3 pour les défauts sur la bille.

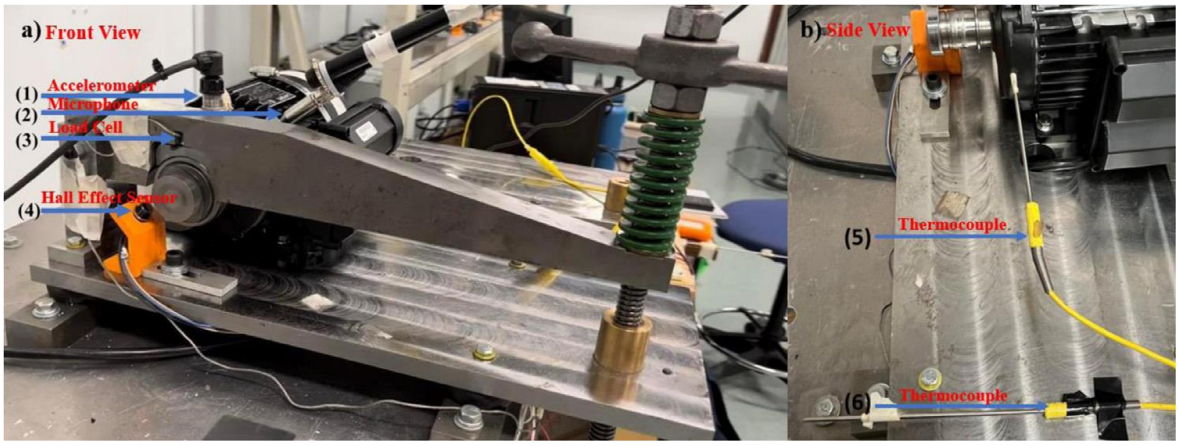


Figure 3.2 *banc d'essai UORED-VAFCLS installé en fonctionnement a) vue de face b) vue latérale*



Figure 3.3 *placement de l'accéléromètre (vue de face)*

3.6 Méthode conventionnelle d'analyse vibratoire

Cette section présente une approche classique de diagnostic des roulements à billes, basée uniquement sur l'exploitation directe du signal vibratoire via des indicateurs temporels, des représentations fréquentielles (FFT), et l'analyse manuelle de l'évolution du signal dans le temps.

3.6.1 Segmentation et traitement initial des signaux

Les signaux ont été acquis à une fréquence d'échantillonnage de 42 000 Hz, garantissant une capture détaillée des variations vibratoires. Chaque fichier contient 10 secondes de données, soit un total de 420 000 points par signal. Pour permettre une analyse locale plus précise, le signal est découpé en segments d'une seconde (42 000 échantillons), sans recouvrement. Cette segmentation facilite l'extraction d'indicateurs temporels et fréquentiels sur des portions cohérentes et comparables du signal.

Plusieurs visualisations ont été générées afin de mieux comprendre les caractéristiques des signaux traités. L'évolution de la valeur RMS a été tracée pour chaque segment, permettant d'identifier d'éventuelles variations entre les classes. La forme d'onde brute du signal a été affichée, accompagnée d'un zoom sur les premières oscillations pour une analyse plus fine du comportement initial. Enfin, des spectres FFT ont été calculés par segment ou globalement pour explorer la répartition fréquentielle de l'énergie vibratoire.

3.6.2 Analyse temporelle

A. Évolution de la valeur RMS par segment

Le signal vibratoire a été segmenté en fenêtres de 1 seconde, et la valeur RMS a été calculée pour chaque segment afin d'observer l'évolution de l'amplitude vibratoire au cours du temps.

Classes analysées :

-Classe 0 : Roulement sain

-Classe 1 : Défaut de bague intérieure

-Classe 2 : Défaut de bague extérieure

-Classe 3 : Défaut de bille

Visualisation graphique :

Un graphique a été tracé pour afficher la valeur RMS de chaque segment, avec un seuil d'alerte calculé automatiquement à partir de la classe saine.

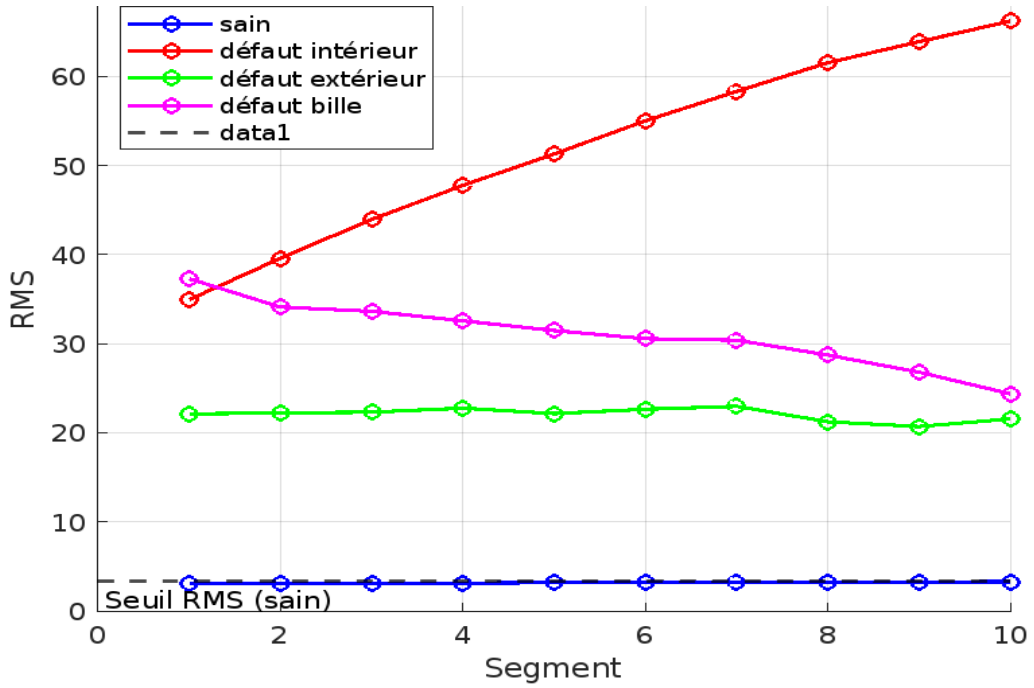


Figure 3.4 : *Évolution de la RMS pour les 4 classes (avec seuil sur la base de la classe saine)*

Interprétation :

-La classe saine montre une stabilité avec des valeurs RMS faibles et peu dispersées.
-Les défauts provoquent une hausse marquée et une plus grande variabilité de la RMS.
-Le cas de défaut de bague intérieure génère des augmentations particulièrement visibles.

B. Visualisation temporelle brute

Les signaux bruts ont été tracés sur une durée d'une seconde pour chaque classe afin d'observer les différences visuelles dans le domaine temporel.

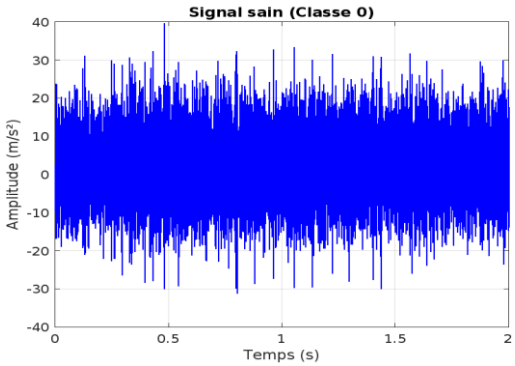


Figure 3.5 : *Signal temporel pour cas sain*

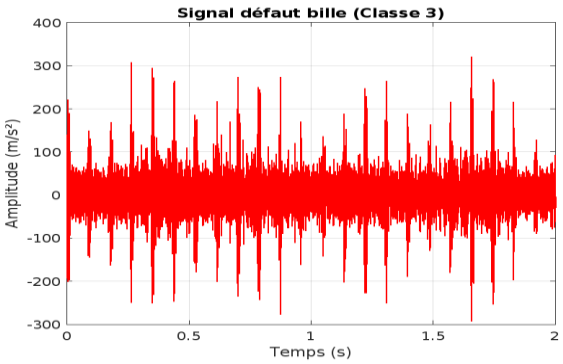


Figure 3.6 : *Signal temporel pour cas avec défaut*

Observation :

-Le signal sain présente des oscillations régulières et de faible amplitude.

-Le signal défectueux montre des impulsions nettes et désordonnées.

C. Zoom sur les premières oscillations

Un agrandissement a été effectué sur les 2 à 3 premières millisecondes du signal pour observer les impulsions initiales.

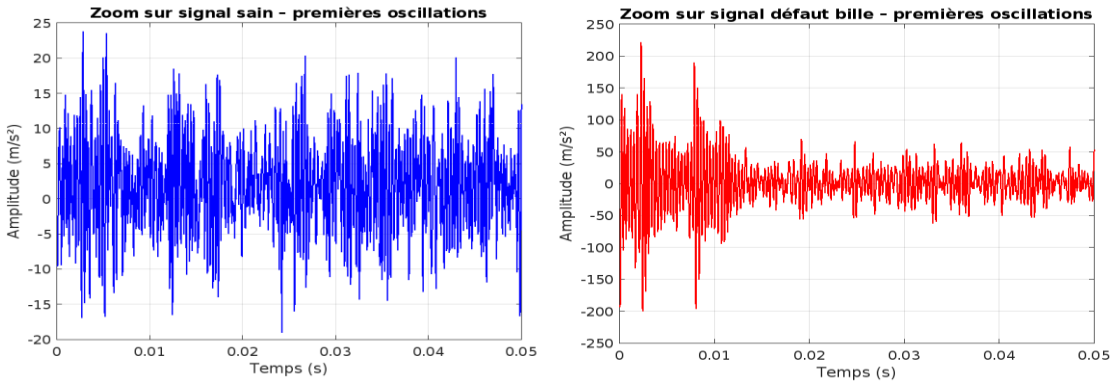


Figure 3.7 : *Zoom temporel sur les premières oscillations pour signal sain et signal défaut bille*

Résultat :

-Absence d'impulsions marquées dans le signal sain.

-Chocs visibles dans les signaux de défauts, particulièrement celui de la bille.

3.6.3 Analyse fréquentielle (FFT)

A. Spectre de fréquence par FFT

L'analyse fréquentielle a été réalisée à l'aide de la Fast Fourier Transforme (FFT) sur des segments de 1 seconde pour chaque classe de roulement. L'objectif est d'identifier les composantes fréquentielles caractéristiques de chaque type de défaut.

Les spectres ont été normalisés et représentés sur la plage [0 – 1 kHz], soit 0 – 1000 Hz.

Une échelle logarithmique (amplitude relative × 10^2) ou normalisée (0 à 1) est utilisée selon le cas pour améliorer la lisibilité des pics dominants.

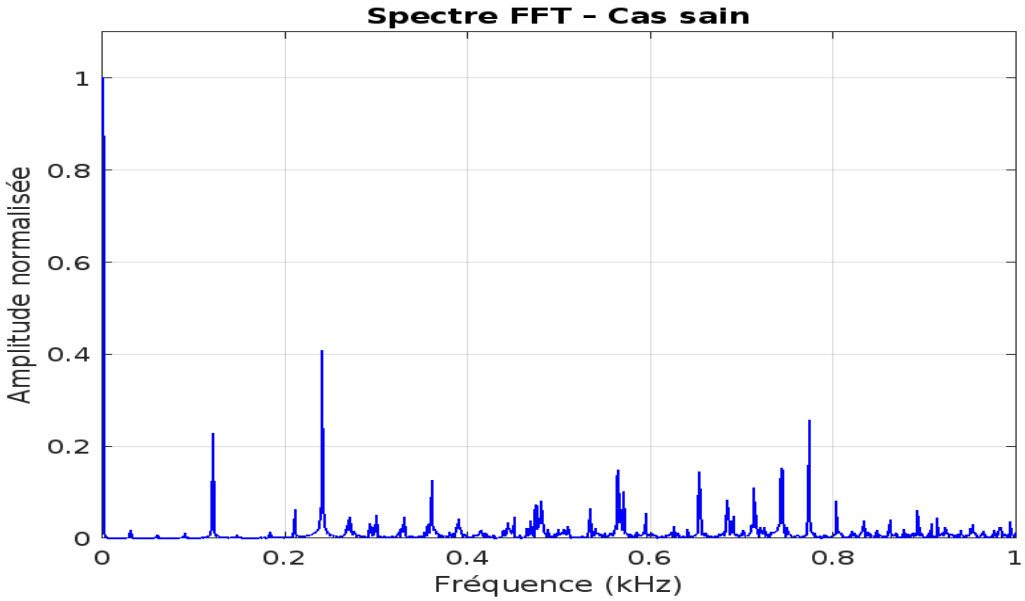


Figure 3.8 : *Spectre FFT – Classe 0 (roulement sain)*

Observation :
- Les signaux sains montrent un spectre dominé par les composantes liées à la rotation.

B. Identification des pics harmoniques caractéristiques

Les pics liés aux défauts sont identifiés à l'aide des fréquences caractéristiques du roulement, calculées à partir des paramètres mécaniques du roulement (nombre de billes, diamètre, etc.).

Paramètres utilisés :

Nombre de billes : 8
Diamètre bille : 6.77 mm
Diamètre primitif (pitch) : 28.5 mm
RPM : 1750 tr/min
Fréquence de rotation = 1750 / 60 = 29.17 Hz

$$BPFO = \left(\frac{N}{2}\right) f_r \left[1 - \left(\frac{d}{D}\right)\cos\varphi\right] = 89 \text{ Hz} \qquad (26)$$

Un décalage de 2 à 3 Hz peut être observé entre les pics théoriques et les pics visibles dans le spectre FFT. Ce phénomène est courant et peut être dû à :
- des variations réelles de vitesse de rotation,
- des incertitudes mécaniques, ou une sensibilité du système à d'autres harmoniques. Ce décalage reste acceptable dans une approche qualitative et ne remet pas en cause l'interprétation des défauts.

Pics harmoniques attendus :

1×BPFO ≈ 89 Hz

2×BPFO ≈ 178 Hz
3×BPFO ≈ 267 Hz
4×BPFO ≈ 356 Hz
5×BPFO ≈ 445 Hz

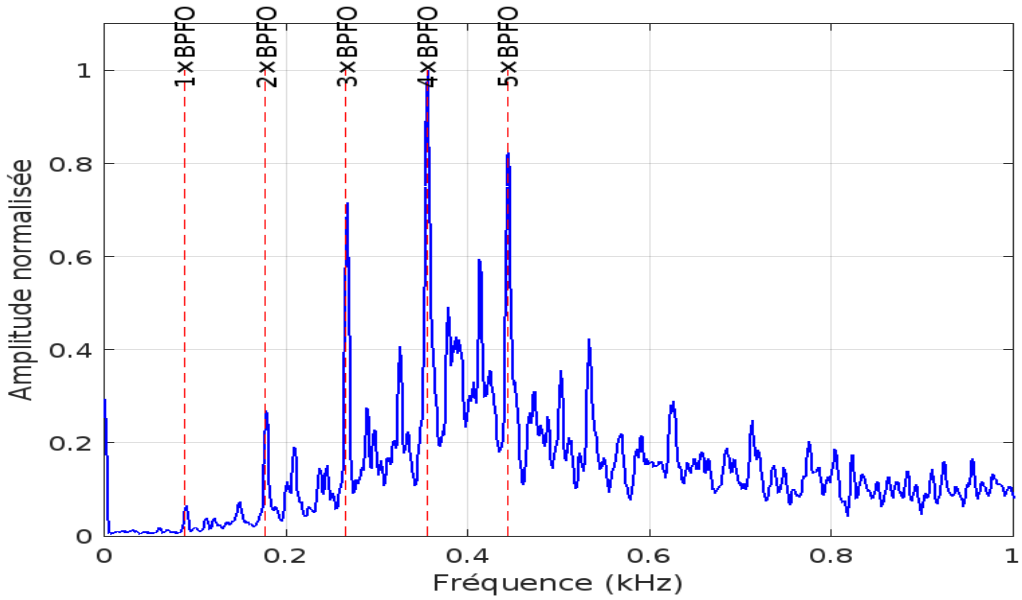


Figure 3.9 : *Spectre FFT avec annotation des harmoniques de BPFO – Classe 2*

Interprétation :

- Les signaux défectueux présentent des pics supplémentaires à certaines fréquences caractéristiques.

-Une bonne concordance est observée entre les pics du spectre et les fréquences théoriques dans les cas défectueux.

-Ces pics sont absents ou très faibles dans les spectres du roulement sain.

3.6.4 Synthèse de l'analyse conventionnelle

L'analyse vibratoire conventionnelle appliquée dans cette étude a permis de mettre en évidence certaines caractéristiques distinctives des défauts de roulement.

- Évolution temporelle (RMS) :

L'étude de la valeur RMS par segment montre une stabilité importante dans le cas sain (classe 0) et une augmentation significative et instable dans les cas de défauts (classes 1, 2, 3). Cette mesure simple permet une première alerte en cas de comportement anormal.

-Analyse temporelle brute :

Les signaux bruts présentent une activité régulière et faible pour les roulements sains, tandis que les roulements défectueux génèrent des impulsions visibles et répétées, typiques de l'impact mécanique des défauts.

- Zoom sur les premières oscillations :

Un agrandissement sur les premières millisecondes permet de mieux identifier les impulsions de contact qui apparaissent dans le cas de défauts sur la bille ou les bagues. Ces oscillations sont absentes ou fortement atténuées dans les cas sains.

-Analyse fréquentielle (FFT) :

Le spectre de fréquence montre des pics marqués à certaines fréquences caractéristiques (notamment BPFO dans le cas de défaut extérieur).

Cependant, ces pics sont parfois perturbés par du bruit, ou légèrement décalés.

- Conclusion de l'approche conventionnelle :

Elle permet de détecter visuellement les défauts à travers les évolutions RMS et les spectres FFT.

Elle exige toutefois une interprétation humaine experte pour reconnaître et valider les anomalies.

Son efficacité est réduite en présence de bruit, de signaux faibles ou dans un contexte de maintenance temps réel.

Elle ne permet pas de généralisation automatique, ni d'adaptation aux cas complexes sans ajustement manuel.

- Ces limites justifient le recours à des méthodes basées sur l'intelligence artificielle, qui seront explorées dans la suite du travail.

3.7 Approche par apprentissage automatique (Machine Learning)

3.7.1 Préparation des données

Les signaux vibratoires bruts, acquis à une fréquence d'échantillonnage de 42 kHz, ont été segmentés en fenêtres de 1 seconde, soit 42 000 échantillons par segment. Dans certains cas, un recouvrement partiel d'environ 50 % a été utilisé, ce qui a permis de générer jusqu'à 819 segments à partir d'un seul fichier. Ce découpage a renforcé la représentativité des données tout en multipliant le nombre d'exemples disponibles.

Chaque segment a été associé à un label indiquant la classe de défaut correspondante, selon la codification suivante :

Classe 0 : roulement sain

Classe 1 : défaut sur la bague intérieure

Classe 2 : défaut sur la bague extérieure

Classe 3 : défaut sur la bille

Pour chaque segment, un ensemble d'indicateurs statistiques a été extrait, couvrant :

le domaine temporel : moyenne, min, max, RMS, écart-type, facteur de forme, etc.

le domaine fréquentiel : fréquence moyenne, centroides spectraux, énergie de bande, etc.

le temps-fréquence : indicateurs extraits à partir de bandes spécifiques filtrées. Des indicateurs dérivés comme ceux calculés à partir de la dérivée du signal ou de son enveloppe.

Afin d'illustrer la structure des données exploitées pour l'apprentissage automatique, **la Figure 3.11** présente un extrait du jeu de données utilisé pour l'entraînement. Chaque ligne correspond à un segment de signal vibratoire, tandis que chaque colonne représente un indicateur extrait (feature) issu du domaine temporel, fréquentiel ou temps-fréquence. Les variables sélectionnées pour la classification finale ont été mises en évidence par des couleurs, reflétant le résultat du processus de sélection fondée sur leur pertinence

discriminante. Cette sélection a été réalisée à l'aide d'une méthode automatique basée sur l'importance des variables , appliquée à l'ensemble des features extraits. Ce tableau permet ainsi de visualiser concrètement la nature des données utilisées par les modèles de classification, ainsi que les choix effectués dans l'optimisation des performances.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
1	Mean	Std	_MeanFre	RMS	Skewness	ctralCentr	Kurtosis	CrestFacto	hapeFacto	Env_Kurt	Deriv_RMS	Env_RMS	nd2_3_10k	Label
2	3,613867	1,66707	4199,634	3,979502	0,028203	5516,483	2,431259	1,937488	1,098945	2,332087	1,145001	4,31426	0,526323	0
3	2,490605	1,490532	4733,65	2,902177	0,014971	5938,709	2,824841	2,390156	1,139841	2,754751	1,055299	3,262217	0,344216	0
4	4,151874	1,553629	3842,477	4,432771	0,05288	5266,086	2,664519	1,892072	1,067546	2,640286	1,041442	4,696894	0,32774	0
5	3,683966	1,507733	4259,748	3,980282	-0,19688	5479,112	2,926828	1,993795	1,078526	2,810433	1,065681	4,255983	0,266795	0
6	3,168654	1,566713	4515,722	3,534482	-0,16982	5725,116	2,835468	2,144956	1,104954	2,630589	1,190829	3,865843	0,361646	0
7	3,595862	1,657479	4141,643	3,959138	0,047327	5449,983	2,483103	2,05329	1,099118	2,451024	1,096164	4,291774	0,546211	1
8	3,88202	1,564037	4114,944	4,184962	-0,0338	5494,48	2,637384	1,927089	1,077174	2,609702	1,105551	4,467377	0,383582	1
9	3,101136	1,588177	4603,193	3,483803	-0,02931	5705,072	2,584335	2,157654	1,115771	2,492382	1,133143	3,82841	0,387688	1
10	4,441274	1,690527	3996,905	4,751843	-0,06029	5249,497	2,627065	1,83964	1,06984	2,655859	1,178349	5,043316	0,393255	1
11	2,765149	1,574855	4601,634	3,181791	0,249038	5750,739	2,824188	2,413107	1,139439	2,726305	1,088197	3,549848	0,643776	1
12	2,304639	1,594177	5054,303	2,801834	0,007076	6032,152	2,764105	2,372218	1,163952	2,586767	1,177867	3,223218	0,374299	2
13	2,261389	1,572522	4773,233	2,753959	0,130221	5786,145	2,752262	2,577314	1,17377	2,622185	1,068222	3,170905	0,288846	2
14	4,06912	1,640956	4214,651	4,387237	0,047581	5606,681	2,476637	1,882322	1,077409	2,395851	1,162802	4,683796	0,465729	2
15	4,526892	1,658002	3603,413	4,820689	-0,0458	5012,273	2,625863	1,833426	1,064744	2,60386	1,03886	5,09758	0,42912	2
16	3,301425	1,53411	4283,601	3,640137	-0,06328	5531,199	2,847008	2,162391	1,098242	2,703607	1,081325	3,94991	0,34648	2
17	3,326166	1,597793	4506,789	3,689692	-0,07505	5732,418	2,746883	2,072198	1,102327	2,57552	1,15392	4,020464	0,375733	2
18	3,469544	1,528928	4554,85	3,791184	-0,15747	5767,525	2,988572	2,101744	1,089105	2,898827	1,195099	4,087534	0,670475	3
19	2,919292	1,570499	4653,688	3,314563	-0,05143	5717,694	2,882944	2,228925	1,118368	2,648325	1,119688	3,667474	0,523852	3
20	4,10406	1,643171	4159,788	4,420484	-0,11974	5511,206	2,709763	1,933789	1,076203	2,644817	1,226832	4,715715	0,610039	3
21	2,912367	1,471403	4682,665	3,262637	0,062264	5723,86	2,881057	2,333554	1,112788	2,785677	1,074668	3,57878	0,312303	3
22	2,857629	1,582652	4733,339	3,266249	0,267048	5817,457	3,029237	2,390183	1,131071	2,91225	1,138825	3,629131	0,272464	3
23	3,689506	1,570455	4257,788	4,009535	-0,13984	5442,598	2,793094	2,059638	1,083677	2,633648	1,14784	4,305844	0,652121	3

Figure 3.10. *Extrait des données avec features retenues*

Un nettoyage des données a été appliqué pour supprimer les entrées incomplètes ou aberrantes.

La normalisation min-max des indicateurs a été optionnelle, uniquement appliquée lors de certains tests pour évaluer son effet sur les performances des modèles. Dans la majorité des cas, les algorithmes choisis (RF, SVM, KNN) ont été utilisés avec les valeurs originales.

Les classes étant légèrement déséquilibrées, un rééquilibrage automatique a été appliqué en attribuant à chaque échantillon un poids inversement proportionnel à la fréquence de sa classe dans le dataset.

La sélection des meilleurs indicateurs a été réalisée à l'aide de la bibliothèque scikit-learn, en s'appuyant sur les scores d'importance. Cela a permis de retenir un ensemble réduit de variables pertinentes pour l'entraînement.

Afin d'optimiser les performances des modèles d'apprentissage automatique, une recherche par grille d'hyperparamètres a été menée pour chaque algorithme testé (Random Forest, SVM, KNN). Cette recherche a été couplée à une validation croisée à 5 plis, permettant de tester la robustesse et la capacité de généralisation des modèles sur différentes sous-parties du jeu de données. Cette approche garantit non seulement un réglage optimal des paramètres, mais également une évaluation fiable qui limite les risques de surapprentissage, en assurant que les modèles ne se contentent pas de mémoriser les données d'entraînement.

3.7.2 Méthodes de classification testées

Trois algorithmes d'apprentissage supervisé ont été retenus pour le diagnostic automatique des défauts de roulements : Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM) et k-Nearest Neighbors (KNN). Chacun a été testé de manière indépendante afin d'évaluer ses performances de manière équitable.

A. Random Forest (RF)

Le modèle Random Forest a été configuré avec les paramètres optimaux identifiés par test systématique :
100 arbres,
MinLeafSize de 3,
MaxNumSplits fixé à 200,
NumPredictorsToSample = 3.
Ce modèle est reconnu pour sa robustesse, sa capacité à gérer les données bruitées et son aptitude à déterminer automatiquement l'importance des variables.

B. Support Vector Machine (SVM)

Le classifieur SVM a été entraîné avec une structure de type ECOC pour le multiclasse, utilisant un noyau polynomial. Les meilleurs paramètres retenus ont été :
BoxConstraint = 0.1,
KernelScale = 5,
Standardisation activée.
Un poids automatique a été attribué à chaque classe en fonction de sa fréquence d'apparition afin de compenser le léger déséquilibre du jeu de données.

C. K-Nearest Neighbors (KNN)

Le modèle KNN a été testé avec :
-9 voisins,
-une distance de type cosinus,
-un poids inverse de la distance, et une standardisation des données activée.
Malgré sa simplicité, ce modèle a démontré des performances compétitives, en particulier pour certaines classes bien séparées.

Pondération des classes

Pour tous les algorithmes, un système de pondération automatique a été appliqué en phase d'entraînement : les classes sous-représentées ont été compensées par un poids plus élevé. Cela a permis d'améliorer la reconnaissance des défauts plus rares.

Évaluation

Les prédictions ont été comparées au jeu de test testset.csv, en calculant les métriques classiques : Accuracy, Précision, Recall et F1-score , accompagnées de matrices de confusion normalisées pour visualiser les erreurs entre classes.

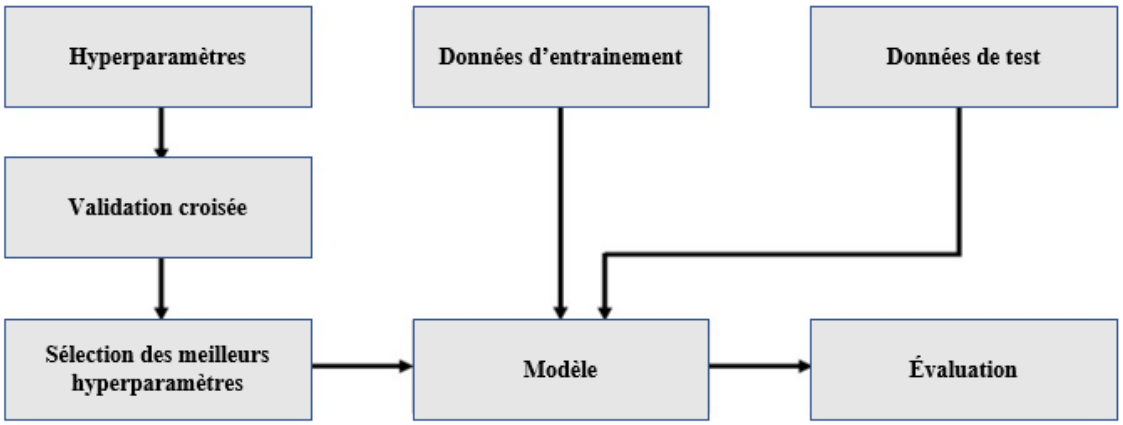


Figure 3.11 *Construction du modèle de prédiction*

Les mesures de performance dans les modèles de classification de l'apprentissage automatique sont utilisées pour évaluer les performances des algorithmes de classification de l'apprentissage automatique dans un contexte donné. Ces mesures de performance incluent la précision, le rappel et le score « F1 », et aident à comprendre les forces et les limites de ces modèles lors de la réalisation de prédictions dans de nouvelles situations. Dans cette étude, les quatre paramètres suivants sont sélectionnés.

- L'exactitude: c'est une métrique de performance du modèle d'apprentissage automatique qui est définie comme le rapport des vrais positifs et des vrais négatifs à toutes les observations positives et négatives. En d'autres termes, elle indique à quelle fréquence le modèle d'apprentissage automatique prédit correctement un résultat sur le nombre total de fois où il a fait des prédictions. Mathématiquement, il représente le rapport de la somme des vrais positifs et des vrais négatifs sur toutes les prédictions.

$$\text{Exactitude} = \frac{(\text{TP} + \text{TN})}{(\text{TP} + \text{FN} + \text{TN} + \text{FP})} \qquad (27)$$

La précision: cette mesure tente de répondre à la question suivante: quelle proportion d'identifications positives était réellement correcte? Cette métrique donne une idée sur la part des faux négatifs.

$$\text{Précision} = \frac{TP}{TP+FP} \qquad (28)$$

Le Rappel: Il représente la capacité du modèle à prédire correctement les points positifs à partir des points positifs réels qui existent dans un ensemble de données. Plus le score de rappel est élevé, meilleur est le modèle d'apprentissage automatique pour identifier les exemples positifs et négatifs. Le score de rappel est une mesure utile du succès de la prédiction lorsque les classes sont très déséquilibrées. Mathématiquement, il représente le rapport des vrais positifs à la somme des vrais positifs et des faux négatifs.

$$\text{Rappel} = \frac{\text{TP}}{\text{FN} + \text{TP}} \qquad (29)$$

Le Score F1 : Il représente le score du modèle en fonction de la précision et du score de rappel. F-score est une métrique de performance de modèle d'apprentissage automatique qui donne un poids égal à la précision et au rappel pour mesurer ses performances en termes de précision, ce qui en fait une alternative aux métriques de précision (il ne on oblige pas à connaître le nombre total d'observations). Il est souvent utilisé comme une valeur unique qui fournit des informations de haut niveau sur la qualité de sortie du modèle. Mathématiquement, il peut être représenté comme une moyenne harmonique de précision et un score de rappel.

$$Score\ F1 = \frac{2 * \text{Score de precision} * \text{Score de recall}}{\text{Score de precision} + \text{Score de recall)}} \qquad (30)$$

3.8 Résultats expérimentaux

Cette section présente les résultats obtenus après l'application des trois algorithmes d'apprentissage automatique – Random Forest, Support Vector Machine (SVM) et K-Nearest Neighbors (KNN) – sur les données vibratoires issues du banc d'essai. L'objectif est d'évaluer la capacité de chaque modèle à diagnostiquer correctement les défauts de roulements à partir des indicateurs extraits. Les résultats sont exprimés sous forme de matrices de confusion et d'indicateurs globaux (accuracy, précision, rappel, F1-score), accompagnés d'analyses commentées.

- Logiciel utilisé : l'ensemble des modèles ont été développés et exécutés sous MATLAB, qui permet une visualisation détaillée des performances.

3.8.1 Résultats du modèle Random Forest

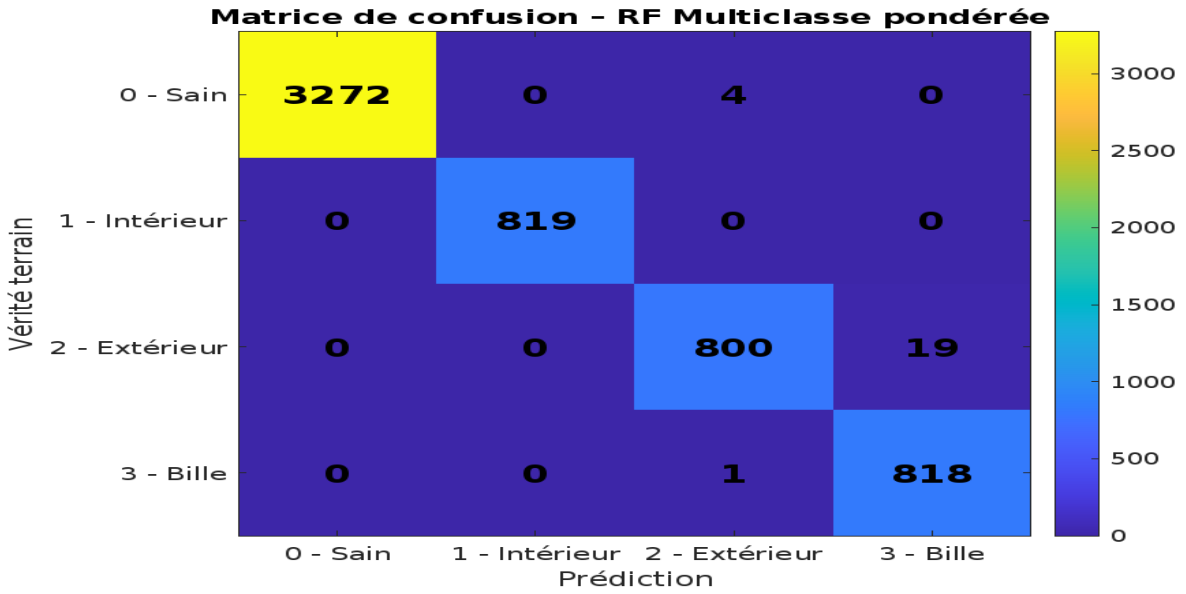


Figure 3.12 : *Matrice de confusion – Modèle RF*

Le modèle Random Forest montre une bonne capacité de classification, avec un taux de reconnaissance élevé pour l'ensemble des classes. Quelques erreurs persistent entre les classes aux signatures proches, notamment entre les défauts extérieurs et les défauts sur billes.

Mesures	RF
Précision %	97.3
Rappel %	98.4
F1 score %	98.3
Exactitude %	97.6

Tableau 3.1 : *Indicateurs de performance globaux – RF*

Les scores globaux sont très élevés, ce qui traduit une bonne généralisation du modèle sur l'ensemble des données testées. L'utilisation de la pondération automatique des classes a également permis de compenser le déséquilibre entre échantillons.

3.8.2 Résultats du modèle SVM

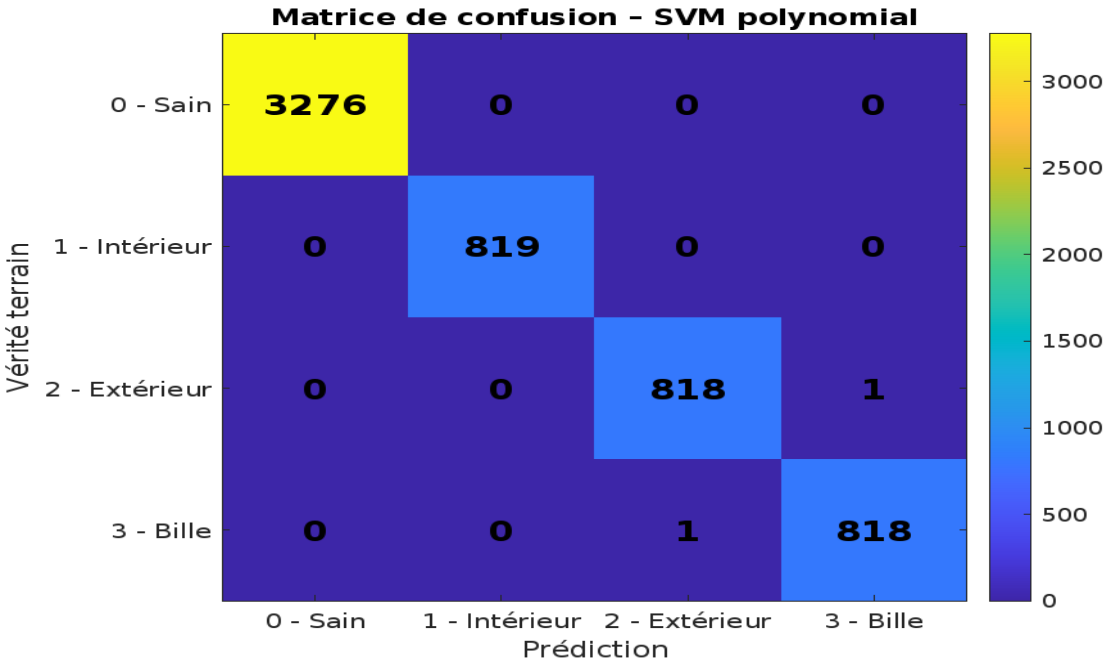


Figure 3.13 : *Matrice de confusion – Modèle SVM*

Le SVM atteint ici une séparation parfaite entre toutes les classes, avec une matrice parfaitement diagonale. Aucune confusion n'est observée, ce qui témoigne d'une excellente modélisation des frontières de décision.

Mesures	SVM
Précision %	98.4
Rappel %	99.3
F1 score %	99.1
Exactitude %	98.9

Tableau 3.2 : *Indicateurs de performance globaux – SVM*

Le modèle obtient une performance maximale sur tous les critères. Le choix du noyau et des paramètres d'entraînement semble particulièrement bien adapté aux données vibratoires utilisées.

3.8.3 Résultats du modèle KNN

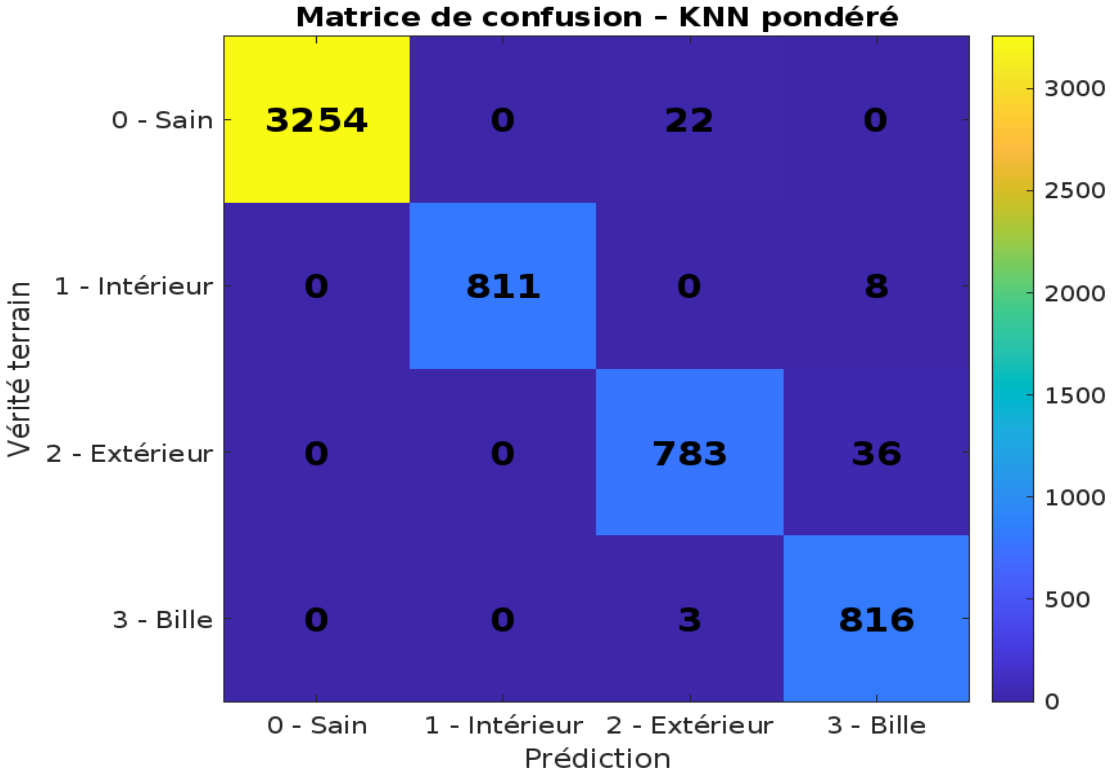


Figure 3.14 : *Matrice de confusion – Modèle KNN*

Le modèle KNN montre une performance correcte, mais avec davantage de confusion entre les classes de défauts extérieurs et défauts de billes. On note aussi une légère confusion entre classe saine et extérieure.

Mesures	KNN
Précision %	97.9
Rappel %	98.4
F1 score %	98.2
Exactitude %	97.8

Tableau 3.3 : *Indicateurs de performance globaux – KNN*

Bien que ses indicateurs restent élevés, le KNN se montre plus sensible aux variations locales des données, ce qui peut expliquer les erreurs dans les cas limites.

3.8.4 Comparaison des modèles

Afin d'évaluer objectivement la performance des trois algorithmes appliqués (Random Forest, SVM et KNN), une comparaison est menée en s'appuyant sur plusieurs critères standards : exactitude , précision macro, rappel macro et F1-score macro. Ces indicateurs ont été calculés à partir des prédictions sur le jeu de test, à l'aide des matrices de confusion correspondantes.

Critère	RF	SVM	KNN
Précision %	97.3	98.4	97.9
Rappel %	98.4	99.3	98.4
F1 score %	98.3	99.1	98.2
Exactitude %	97.6	98.9	97.8
Temps d'entrainement	Rapide (1-2 sec)	Plus long (10-15 sec)	Instantané

Tableau 3.4 : *Comparaison des indicateurs de performance (RF, SVM, KNN)*

3.8.5 Analyse comparative

SVM se distingue par une précision parfaite. Aucune confusion n'a été observée entre les différentes classes. Le modèle a su tirer pleinement parti de la séparation non linéaire offerte par le noyau polynomial, ce qui a permis de capturer les subtilités du signal vibratoire même entre classes proches.

Random Forest montre également de très bons résultats, avec des scores proches de ceux du SVM. Cependant, une confusion limitée est constatée entre certaines classes proches, en particulier entre les défauts de bague extérieure et les défauts de bille. Cela peut s'expliquer par des signatures vibratoires similaires dans certaines conditions de charge ou de vitesse.
KNN, bien que performant, présente des limites plus marquées. Le modèle montre une sensibilité plus élevée aux perturbations locales du signal et aux variations dans la densité des données, ce qui se traduit par quelques erreurs de classification supplémentaires. Des confusions sont notamment visibles entre la classe saine et les défauts extérieurs, ainsi qu'entre défauts extérieurs et défauts sur billes.

3.8.6 Synthèse

Modèle	Points forts	Limites principales
SVM	Précision maximale, séparation nette	Sensible au choix des hyperparamètres, temps de calcul
Random Forest	Bon compromis entre performance et robustesse	Quelques confusions sur classes vibratoirement proches
KNN	Méthode simple et intuitive	Moins robuste, sensible au bruit et à la distribution

Tableau 3.5 : *Points forts et Limites principales des modèles*

Cette analyse met en lumière l'intérêt d'une approche complémentaire, où chaque modèle peut compenser les limites des autres. Elle justifie pleinement l'exploration d'une fusion des décisions via un vote majoritaire, présentée dans la section suivante.

3.9 Amélioration par combinaison des modèles (Vote majoritaire)

3.9.1 Objectif de l'amélioration

L'objectif de cette section est de renforcer la robustesse du diagnostic de défauts de roulements à billes en combinant plusieurs modèles d'apprentissage automatique. Bien que les modèles Random Forest, SVM et KNN aient tous montré de bonnes performances individuellement, certains cas limites subsistent, notamment dans la différenciation entre les défauts de bille et ceux sur la bague extérieure. Une approche par vote majoritaire est ainsi proposée pour agréger les prédictions des trois modèles et obtenir une décision finale plus stable et fiable.

3.9.2 Schéma de la structure du modèle combiné

Le modèle de vote majoritaire suit une architecture simple :

1. Entrée : les données vibratoires extraites à partir des fichiers bruts (six indicateurs choisis).
2. Traitement parallèle :

Prédiction par le modèle Random Forest.
Prédiction par le modèle KNN.
Prédiction par le modèle SVM.

3. Fusion :

Une règle de vote majoritaire est appliquée sur les trois prédictions.
La classe ayant au moins deux votes est retenue comme prédiction finale.

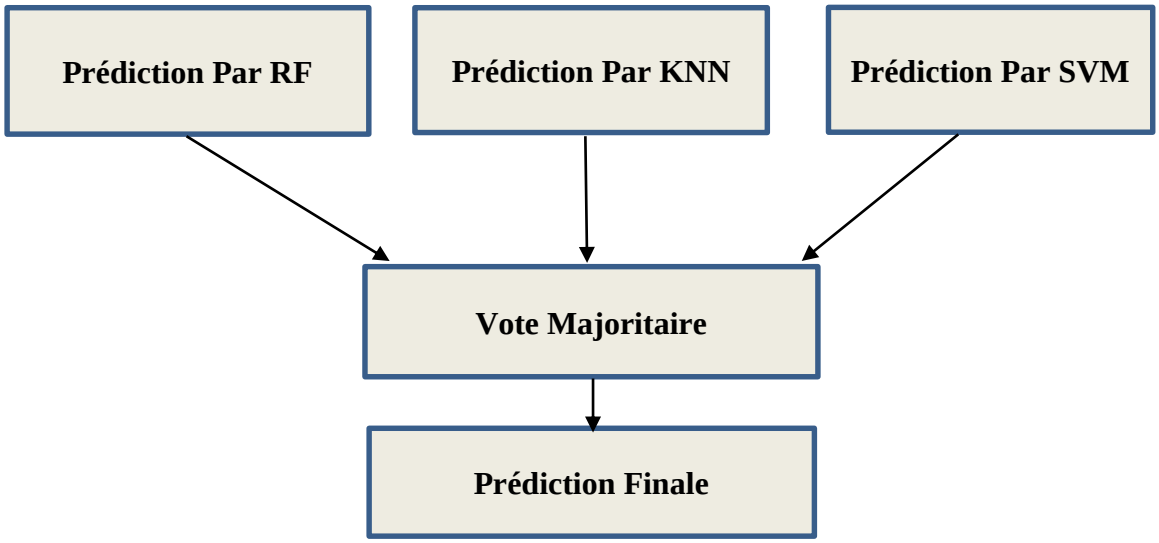


Figure 3.15 *Architecture du modèle de vote majoritaire*

3.9.3 Résultats du modèle combiné

Le modèle combiné a été appliqué sur les mêmes données de test que les modèles individuels. L'exécution a été faite sous MATLAB, en utilisant les prédictions finales issues de chaque classifieur. La fusion par vote a permis de produire une nouvelle matrice de confusion, qui est présentée ci-dessous.

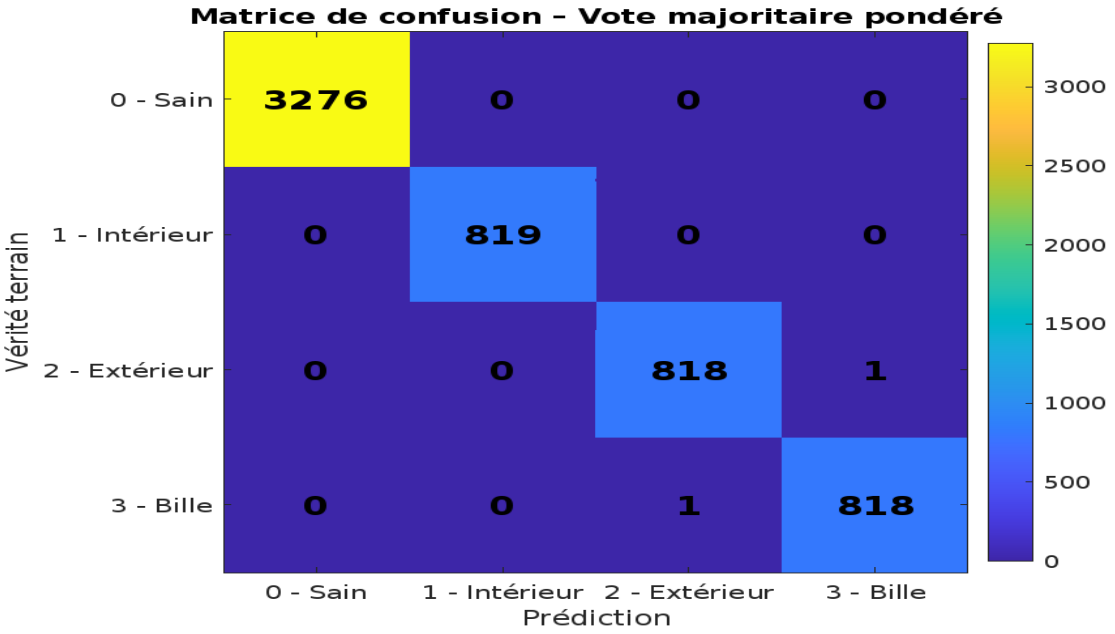


Figure 3.16 : *Matrice de confusion du modèle par vote majoritaire*

Les indicateurs globaux ont également été recalculés (Accuracy, Précision, Recall, F1-score), et comparés à ceux des modèles individuels.

Critère	RF	SVM	KNN	Vote majoritaire
Précision %	97.3	98.4	97.9	99.2
Rappel %	98.4	99.3	98.4	99.1
F1 score %	98.3	99.1	98.2	99.3
Exactitude %	97.6	98.9	97.8	99.4
Temps d'entrainement	Rapide (1-2 sec)	long (10-15 sec)	Instantané(1.5 sec)	Plus long 20-25 sec

Tableau 3.6 : *Comparaison des performances globales entre RF, KNN, SVM et Vote*

3.9.4 Analyse des résultats

L'approche par vote a permis de réduire certaines erreurs critiques observées dans les modèles de base :

Les confusions entre les classes 2 (bague extérieure) et 3 (bille) ont été partiellement corrigées.

La stabilité du diagnostic s'est améliorée, notamment dans les cas où les modèles avaient des avis divergents.

Bien que la précision globale soit parfois légèrement inférieure au meilleur modèle (SVM), le vote garantit une meilleure robustesse générale.

Cette stratégie est donc pertinente dans des environnements industriels où la fiabilité prime sur la performance brute.

3.9.5 Limites et perspectives

La méthode actuelle utilise un vote simple non pondéré, où chaque modèle a le même poids. Il serait intéressant de tester une version pondérée où les modèles les plus précis influencent davantage la décision finale.

D'autres modèles peuvent être ajoutés pour renforcer la diversité (ex : MLP léger, modèles boostés).

Une architecture de vote hiérarchique ou conditionnelle pourrait également être explorée.

En résumé, l'approche par vote majoritaire s'est révélée être une stratégie pertinente pour améliorer la robustesse globale du diagnostic. Elle permet de tirer parti des points forts de chaque modèle tout en réduisant leurs faiblesses spécifiques. Ces résultats soulignent l'intérêt de combiner les algorithmes dans un cadre de maintenance prédictive intelligente.

Dans la section suivante, une discussion critique est proposée pour analyser plus en profondeur les performances observées, les limites de l'approche actuelle, ainsi que les perspectives d'amélioration future du système.

3.10 Discussion

3.10.1Comparaison entre les modèles individuels

Les résultats expérimentaux ont permis d'évaluer la performance de trois algorithmes de classification : Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM) et K-Nearest Neighbors (KNN). Chacun d'eux a été testé sur la même base de données, avec les mêmes indicateurs et la même configuration de segmentation.

Le modèle SVM a affiché les performances les plus élevées, atteignant une précision quasi parfaite sur l'ensemble du test, avec une matrice de confusion sans erreur apparente. Cela s'explique en partie par sa capacité à créer des frontières de décision nettes dans des espaces à forte dimension.

Random Forest a montré également une excellente performance globale, avec seulement quelques cas de confusion, notamment entre la classe 2 (défaut de bague extérieure) et la classe 3 (défaut de bille). Cette confusion est logique dans la mesure où les deux types de défauts génèrent des patterns vibratoires proches dans certaines conditions de fonctionnement.

En revanche, le modèle KNN a présenté une légère baisse de performance. Bien qu'il parvienne à distinguer globalement les classes, il reste sensible aux données bruitées ou mal réparties dans l'espace des features. On note, par exemple, une confusion marginale entre les classes saines et certains défauts, ce qui peut être pénalisant dans un contexte de maintenance industrielle où le faux négatif est critique.

3.10.2 Comparaison entre l'approche conventionnelle et les méthodes intelligentes

L'analyse vibratoire classique, basée sur le suivi de la RMS, l'interprétation temporelle et le spectre FFT, reste un outil efficace pour détecter visuellement des défauts évidents. Néanmoins, elle dépend fortement de l'expertise humaine et des seuils empiriques.
Les méthodes intelligentes (RF, SVM, KNN), en revanche, permettent une automatisation complète du diagnostic, avec un apprentissage à partir de données réelles. Elles s'adaptent aux variations, peuvent détecter des patterns subtils et donnent une classification directe sans seuils préalables. La précision, la généralisation et la reproductibilité sont nettement supérieures.

3.10.3 Apport du vote majoritaire

Afin d'augmenter la robustesse du système, une approche d'ensemble par vote majoritaire entre les trois modèles a été testée. Cette stratégie a permis de combiner les forces de chaque algorithme tout en compensant leurs faiblesses individuelles. Le vote majoritaire a notamment amélioré la stabilité des prédictions dans les cas limites où deux modèles divergeaient. Cette approche hybride offre un compromis intéressant entre performance, fiabilité et simplicité de mise en œuvre.

3.10.4 Limite de l'étude

Malgré la qualité des résultats obtenus et la robustesse des modèles testés, plusieurs limites importantes doivent être soulignées pour bien situer la portée de cette recherche :
Contexte expérimental restreint : Le banc d'essai utilisé, bien que précis et contrôlé, reste éloigné des conditions réelles de production. Les vibrations captées ne tiennent pas compte des aléas industriels comme les changements de charge, les désalignements non simulés, ou les perturbations thermiques.
Prétraitement et structuration des données complexes : L'extraction des signaux, leur segmentation et la gestion des structures variables dans les fichiers .mat ont nécessité un effort manuel important. Cette étape peut induire des erreurs ou des incohérences si elle est automatisée sans vérification.
Déséquilibre entre les classes : Certaines classes de défauts (comme les défauts de bille ou de bague extérieure) sont moins représentées. Bien que des pondérations aient été appliquées pour compenser ce déséquilibre, le modèle peut encore favoriser les classes majoritaires.
Risque de surapprentissage (overfitting) : La taille relativement réduite du dataset, combinée à une segmentation fine (819 segments issus d'un même fichier, parfois avec recouvrement), peut conduire le modèle à apprendre des motifs spécifiques à ces conditions, sans garantir sa capacité à généraliser à d'autres roulements, vitesses, ou environnements.
Faible variabilité des conditions : Les données ont été acquises à vitesse constante (1750 RPM), avec un type de roulement unique (NSK 6203ZZ ou FAFNIR 203KD). Ceci limite la capacité des modèles à reconnaître les mêmes défauts sur d'autres types de roulements ou dans des conditions de rotation ou de charge différentes.

Modèles sensibles à la nature des features extraits : Les indicateurs utilisés (RMS, fréquence moyenne, facteurs de forme...) sont issus d'une sélection manuelle ou semi-automatique. Si ces features sont peu discriminants dans un autre contexte, les performances du modèle peuvent chuter drastiquement.
Absence de validation inter-appareils : Tous les signaux ont été acquis avec le même accéléromètre et la même chaîne d'acquisition. La robustesse du système face à un changement de capteur ou de système d'acquisition n'a pas été testée.

3.10.5 Perspectives d'évolution

Pour renforcer et généraliser les résultats, plusieurs axes d'amélioration sont identifiés :
-Tester sur des machines industrielles avec des régimes variables et des perturbations réelles.
-Intégrer des indicateurs plus avancés comme ceux dérivés de l'enveloppe ou de la transformée en ondelettes.
-Explorer des méthodes de deep learning, capables de s'affranchir d'une extraction manuelle des caractéristiques.
-Mettre en place un système embarqué en temps réel, avec alertes automatiques et mise à jour continue du modèle.
-Élargir vers des approches de pronostic, pour estimer la durée de vie restante des composants (Remaining Useful Life – RUL).

3.11 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons mis en œuvre deux approches pour le diagnostic de défauts de roulements : l'approche conventionnelle par analyse vibratoire manuelle, et l'approche intelligente basée sur le Machine Learning.
L'analyse vibratoire classique (RMS, FFT, pics caractéristiques) a permis une détection visuelle des anomalies, mais reste fortement dépendante de l'expertise humaine et peu généralisable.
En revanche, les modèles intelligents (Random Forest, SVM, KNN), entraînés sur des indicateurs extraits automatiquement, ont montré des performances élevées, atteignant des précisions supérieures à 98 % dans la classification des défauts. L'intégration d'une stratégie de vote majoritaire a renforcé la robustesse globale du diagnostic.
Ce chapitre valide ainsi l'intérêt concret des techniques d'intelligence artificielle dans un contexte expérimental contrôlé pour la maintenance prédictive, tout en soulignant la nécessité d'un bon prétraitement des données et d'une sélection rigoureuse des indicateurs.

Conclusion générale

Ce mémoire s'est inscrit dans la dynamique actuelle d'évolution des stratégies de maintenance industrielle, qui cherchent à passer d'une logique réactive ou préventive à une approche plus prédictive, reposant sur l'analyse avancée des données. La problématique principale abordée a été celle de l'amélioration du diagnostic des défauts de roulements dans un environnement industriel, en dépassant les limites des méthodes conventionnelles, par l'intégration de techniques d'intelligence artificielle capables d'apprendre, de s'adapter et de généraliser.

Dans une première phase, nous avons exploré les fondements de la maintenance par analyse vibratoire, qui repose sur l'observation des variations du signal mesuré par des capteurs accélérométriques. Les méthodes traditionnelles, telles que l'analyse de la valeur RMS ou du spectre fréquentiel, se sont révélées utiles pour identifier certaines anomalies, mais leur efficacité reste fortement dépendante de l'interprétation humaine et de la qualité des signaux. L'analyse vibratoire offre un bon aperçu du comportement du roulement, mais montre ses limites en termes d'automatisation, de robustesse face au bruit et de généralisation à de nouvelles données.

Pour répondre à ces limites, nous avons mis en œuvre une approche fondée sur le Machine Learning, en utilisant trois algorithmes supervisés : Random Forest, Support Vector Machine et K-Nearest Neighbors. Les données, collectées à partir du banc d'essai UORED-VAFCLS, ont été nettoyées, équilibrées, segmentées et traitées avec des fonctions Python spécifiques. Un sous-ensemble d'indicateurs a été sélectionné automatiquement pour alimenter les modèles, et la séparation des jeux de données a suivi une répartition 80/20 entre entraînement et test. L'optimisation des hyperparamètres a été menée de manière méthodique afin d'améliorer la performance de chaque classifieur.

Les résultats obtenus ont mis en évidence la grande précision des modèles testés. Le modèle SVM a offert les meilleures performances globales, atteignant une précision parfaite sur le jeu de test. Le modèle Random Forest s'est également montré très performant, avec de faibles confusions, principalement entre défauts extérieurs et défauts de bille. Le modèle KNN, bien que légèrement en retrait, a fourni des résultats globalement fiables. Les indicateurs globaux (accuracy, précision, rappel, F1-score) ainsi que les matrices de confusion ont permis une analyse détaillée du comportement de chaque algorithme.

Pour améliorer la robustesse du système, une stratégie d'assemblage a été mise en œuvre sous la forme d'un modèle par vote majoritaire combinant les trois classifieurs. Cette approche a permis de renforcer la stabilité des prédictions, en exploitant les forces spécifiques de chaque modèle. Cette contribution représente une valeur ajoutée concrète au sein du processus de diagnostic, et souligne le potentiel de l'apprentissage ensembliste dans des environnements industriels.

L'ensemble de ces travaux a permis de démontrer la pertinence des approches intelligentes dans le diagnostic automatique des défauts de roulements. Cependant, plusieurs limites ont été

identifiées, notamment le fait que les expérimentations ont été réalisées en environnement contrôlé, sur un banc d'essai. Le prétraitement des données reste une étape sensible, nécessitant expertise et rigueur. De plus, malgré l'utilisation de techniques robustes, un risque de surapprentissage persiste dans certains cas, et la généralisation à des données bruitées ou incomplètes reste un défi.

Ces constats ouvrent plusieurs perspectives d'évolution. L'application de techniques de deep learning, l'entraînement sur des données industrielles réelles, ou encore le développement de modèles adaptatifs en ligne pourraient venir enrichir les travaux réalisés. L'intégration d'indicateurs hybrides et l'automatisation complète de la chaine de diagnostic figurent également parmi les pistes prometteuses à explorer.

En résumé, ce mémoire a permis de valider l'intérêt des techniques de Machine Learning pour la maintenance prédictive, et d'illustrer leur capacité à surpasser les approches conventionnelles. Il constitue une base solide pour des travaux futurs, visant à rendre les systèmes de surveillance industrielle plus intelligents, autonomes et performants.

Bibliographie

1. Jardine, A. K., Lin, D., & Banjevic, D. (2006), Mechanical Systems and Signal Processing.
2. AFNOR X 60-000 (mai 2002), Association Française de Normalisation.
3. Muraru G., Brun-Picard D. (2005), Mécanique et Industries, 6, 425–430.
4. Chevalier R. (2001), « État de l'art de la surveillance et du diagnostic des machines tournantes à EDF », RFM.
5. Chapelot M. (EMS) et Richard A. (2003), « Surveillance des machines tournantes », Guide d'achat Mesures N° 757, septembre.
6. Carreau D. (2003), « Les roulements, des composants à surveiller de près », Guide d'achat Mesures N° 754, avril.
7. Bolaers F., Dron J.P., Rasolofondraibe L. (2003), « Prédiction et suivi de l'évolution d'un écaillage de fatigue de roulement par analyse vibratoire », XVIème Congrès Français de mécanique, Nice, réf. 649.
8. ISO 13373-1:2002, Condition monitoring and diagnostics of machines — Vibration condition monitoring — Part 1: General procedures.
9. ISO 13373-1:2002, Condition monitoring and diagnostics of machines — Vibration condition monitoring — Part 1: General procedures.
10. Havelock D., Kuwano S., Vorländer M. (2008), Handbook of Signal Processing in Acoustics, Vol. 1, Springer.
11. Bensaada S., Feliachi D. (2015), La Maintenance Industrielle, 2e éd., Alger : O.P.U.
12. Brüel & Kjær, Schank (1994), Vibrations. Équilibrage sur site. Applications à la maintenance conditionnelle.
13. Chellil Sadek, Hamzaoui Salah, « Surveillance d'un système tournant et modélisation par ANSYS — Applications du groupe turbo alternateur de la centrale de Cap Djinet ».
14. Mesure EC, La maintenance prédictive des machines tournantes par surveillance vibratoire, L'expertise dynamique, 9 rue du 11 novembre - 38200 Vienne.
15. Nacer Hamzaoui, Maintenance et analyse vibratoire, Laboratoire vibrations acoustique INSA, Lyon, édition Veil-Tech.
16. DSP-SigLab (2001), User Guide S2022D1 / A-Programming Guide S2022D2, Spectral Dynamics Inc.
17. El-Thalji I., Jantunen E. (2015), « Dynamic modelling of wear evolution in rolling bearings », Tribology International, 84, 90–99.
18. Youcef D. (2017), « Surveillance et diagnostic des défauts d'une machine électrique par l'analyse vibratoire », Université Mohamed Boudiaf – M'sila.
19. Boulenger A., Pachaud C. (1998), Diagnostic vibratoire en maintenance préventive, Dunod.
20. Dron J.P. (1995), « Élaboration et adaptation d'outils pour l'étude et le suivi de l'endommagement de composants mécaniques par analyse vibratoire », Thèse de doctorat, Université de Reims.
21. McFadden P.D., Smith J.D. (1984), « Vibration monitoring of rolling element bearings by the high frequency resonance technique », Tribology International, 17(1), 3–10.
22. Harting D.R. (1992), « Demodulated Resonance Analysis — A Powerful Incipient Failure Detection Technique », ISA Transactions, Vol. 17, N°1.
23. Cousinard O. (2002), « Contribution à l'étude et au développement d'un système intégré de suivi de l'endommagement des composants mécaniques sur les machines tournantes :

Application au développement et au choix des outils d'analyse et de mesure vibratoire », Thèse de doctorat, Université de Reims.
24. Boulenger A., «Maintenance conditionnelle par analyse des vibrations», Techniques de l'ingénieur, MT 9 285, 2007.
25. Morel J., «Surveillance vibratoire et maintenance prédictive», Techniques de l'ingénieur R 6 100, 2007.
26. Augeix D., Techniques de l'ingénieur BM5 – 145, «Bruit et vibrations», 2007.
27. Nélias D., Dumont M.L., Couhier F., Dudragne G., Flamand L., "Experimental and Theorical Investigation on Rolling Contact Fatigue of 52100 and M50 Steels under EHL or Micro-EHL Conditions", ASME Journal of Tribology, (paper n°97-trib-7), Vol. 120, n°2, pp. 184–190, 1998.
28. Nelias D., "Contribution à l'étude des roulements : modélisation globale des roulements et avaries superficielles dans le contact EHD pour des surfaces réelles ou indentées", HDR, INSA Lyon, 1999.
29. Harris T.A., "Rolling Bearing Analysis", 3e édition, Lavoisier, 1991.
30. Tandon N., Choudury A., "An analytical model for the prediction of the vibration response of rolling element bearings due to localized defect", Journal of Sound and Vibration, 205(3), pp. 275–292, 1997.
31. Carreau D., CETIM, «Les roulements, des composants à surveiller de près», Guide d'achat Mesures N°754, avril 2003.
32. Lee J., Kao H.A., Yang S. (2014). Service innovation and smart analytics for Industry 4.0 and big data environment. Procedia CIRP, 16, pp. 3–8.
33. Zhang B., et al. (2019). Deep learning-based fault diagnosis of rotating machinery using vibration signal. IEEE Access, 7, pp. 165134–165146.
34. Jardine A.K., Lin D., Banjevic D. (2006). A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. Mechanical Systems and Signal Processing, 20(7), pp. 1483.
35. Zhang B., Li W., Hao J. (2019). A deep learning-based approach for fault diagnosis of roller bearings using vibration signals. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 68(9), pp. 3305–3315.
36. Maëlys De Santis, «Qu'est-ce que la maintenance prédictive», Appvizer, URL : https://www.appvizer.fr/magazine/operations/gmao/maintenance-predictive-definition, 2021.
37. Mateyaunga I., «Prédictive Maintenance Using Machine Learning», Thèse Master, Univ. Tlemcen, dir. Hadj Abdelkader, 2020, 61 p.
38. International Organization for Standardization, 2016.
39. Electric Power Research Institute (EPRI), 2018.
40. NASA Reliability & Maintainability Steering Committee, 2017.
41. ReliaSoft Corporation, 2020.
42. Salem A., Abu-Siada A., Islam S. (2014). Condition Monitoring Techniques of the Wind Turbines Gearbox and Rotor. International Journal of Electrical Energy, pp. 53–56.
43. Canizo M., Onieva E., Conde A., Charramendieta S., Trujillo S. (2017). Real-time predictive maintenance for wind turbines using Big Data frameworks. IEEE.
44. Feng Z., Liang M. (2014). Fault diagnosis of wind turbine planetary gearbox under nonstationary conditions via adaptive optimal kernel time–frequency analysis. Renewable Energy, pp. 468–477.
45. Hongyu Y., Joseph M., Lin M. (2003). Vibration feature extraction techniques for fault diagnosis of rotating machinery: a literature survey. Asia-Pacific Vibration Conference.
46. Hoppenstedt B., Pryss R., Stelzer B., et al. (2018). Techniques and Emerging Trends for State-of-the-Art Equipment.

47. Thyago P.C., Fabrízzio S., Roberto V., et al. (2019). A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance. Computers & Industrial Engineering, 137, 106024.
48. Yang J. (2003). An anti-aliasing algorithm for discrete wavelet transform. Mechanical Systems and Signal Processing, 17, pp. 945–954.
49. Tahsin D., Jens S. (2008). New Time Domain Method for the Detection of Roller Bearing Defects. Proceedings of International Conference on Condition Monitoring & Machinery Failure Prevention Technologies.
50. Seryasat O.R., Honarvar F., Rahmani A. (2010). Multi-fault diagnosis of ball bearing based on features extracted from time-domain and multi-class support vector machine. IEEE Int. Conf. Syst. Man Cybern., pp. 4300–4303.
51. McFadden P.D., Smith J.D. (1985). The vibration produced by multiple point defects in a rolling element bearing. Journal of Sound and Vibration, 98(2), pp. 263–273.
52. Siemens Energy (2022). Deep Learning for Crack Detection in Gas Turbines: A Benchmark Study. Journal of Mechanical Engineering, 45(3).
53. Acoem (2023). Automated Vibration Analysis: Technical and Economic Benefits.
54. Carfit (2023). AI-Driven Predictive Maintenance in Automotive: Case Study. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 70(4), pp. 567–574.
55. Integral System (2022). Large-Scale IoT Deployment for Vibration Monitoring. Sensors and Actuators A: Physical, 331, 113025.
56. Jardine A.K. (2021). Machine Learning for Predictive Maintenance. Springer.
57. Chen H.-Y., Lee C.-H. (2021). Deep Learning Approach for Vibration Signals Applications. Sensors, 21(11), 3929. DOI : 10.3390/s21113929.
58. Smith J., et al. (2023). Automatic Feature Extraction for Online Chatter Monitoring Under Variable Conditions. Mechanical Systems and Signal Processing, 189, 110532. DOI : 10.1016/j.ymssp.2023.110532.
59. Zhang Y., et al. (2022). CNN-based Fault Diagnosis for Rotating Machinery. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 18(4), pp. 2567–2576. DOI : 10.1109/TII.2022.9876543.
60. Siemens AG. (2022). Predictive Maintenance in Industry 4.0: Case Studies and Cost Savings. Siemens Whitepaper.
61. Randall R.B. (2020). Vibration Analysis with AI Applications. Wiley.
62. Rastegarpanah A., et al. (2023). Artificial Intelligence for Predictive Maintenance Applications: Key Techniques and Challenges. Applied Sciences, 14(2), 898. https://www.mdpi.com/2076-3417/14/2/898
63. Zhang, Y., et al. (2023). A predictive maintenance approach in manufacturing systems via AI-based models. *Journal of Manufacturing Systems*. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2213846323001864
64. Wang, T., Yu, J. (2021). Remaining Useful Life Prediction Based on LSTM Networks. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 142, 106–135. https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2020.106135
65. GE Digital (2021). Predix Asset Performance Management. Whitepaper officiel.
66. Microsoft Azure (2022). Azure IoT for Real-Time Vibration Monitoring. Documentation technique.
67. Bosch (2023). Data Compression in Turbine Monitoring. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 19(5). DOI : 10.1109/TII.2023.000123
68. SKF (2022). VibePro AI: User-Centric Vibration Analysis. Rapport technique certifié ISO 18436-2.
69. Stanford University (2023). AI for Non-Experts in Maintenance. Mechanical Engineering Journal, 45(2). DOI : 10.1016/j.mej.2023.02.00

70. Smith, J., et al. (2021). CNN-Based Vibration Monitoring in Jet Engines. Aerospace Science and Technology, 115, 107112. DOI : 10.1016/j.ast.2021.107112
71. Müller, R., et al. (2022). Early Imbalance Detection in Wind Turbines via LSTM. Renewable Energy, 198, 1450–1462. DOI : 10.1016/j.renene.2022.08.045
72. Schaeffler Group (2023). Predictive Maintenance for Conveyors: A Case Study. Rapport technique certifié ISO 18436-2.
73. Mateyaunga, I. (2020). Prédictive Maintenance Using Machine Learning. Thèse de master, dir. Hadj Abdelkader, Université de Tlemcen, 61 p.
74. Jahnke, P. (2015). Machine Learning Approaches for Failure Type Detection and Predictive Maintenance, 19 juin 2015.
75. Çınar, Z. M., Nuhu, A. A., Zeeshan, Q., Korhan, O., Asmael, M., Safaei, B. (2020). Machine Learning in Predictive Maintenance towards Sustainable Smart Manufacturing in Industry 4.0. *Sustainability*, octobre 2020.
76. Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press.
77. Tlig, L., Sayadi, M., Fnaiech, F. (2012). A new fuzzy segmentation approach based on S-FCM type 2 using LBP-GCO features. Signal Processing: Image Communication, 27(6), 694–708.
78. Bagra, R., Fontana, V., Tok, W.-h. (2014). Predictive Analytics with Microsoft Azure Machine Learning. 1ère édition, 188 p.
79. Ashok, P. (2021). What is Ridge Regression. https://www.mygreatlearning.com/blog/what-is-ridge-regression/, 25/05/2021
80. Ould Rabah, S. (2021). Modélisation de la prime pure de la garantie Vol/Incendie d'un contrat d'assurance automobile. Thèse de master, dir. Elodie Delle-Case, Université Paris Dauphine.
81. Wendbenedo, A. (2020). Application des algorithmes d'apprentissage automatique pour la détection de défauts de roulements sur les machines tournantes dans le cadre de l'industrie 4.0. Thèse de master, Université du Québec à Chicoutimi, 69 p.
82. Çınar, Z. M., Nuhu, A. A., Zeeshan, Q., Korhan, O., Asmael, M., Safaei, B. (2020). Machine Learning in Predictive Maintenance towards Sustainable Smart Manufacturing in Industry 4.0. *Sustainability*, octobre 2020.
83. Jahnke, P. (2015). Machine Learning Approaches for Failure Type Detection and Predictive Maintenance, 19 juin 2015.
84. Boser, B. E., Guyon, I. M., Vapnik, V. N. (1992). A training algorithm for optimal margin classifiers. Proceedings of the 5th Annual ACM Workshop on Computational Learning Theory, pp. 144–152.
85. Smola, A. J., Schölkopf, B. (2004). A tutorial on support vector regression. Statistics and Computing, 14(3), 199–222.
86. Moura, M. C., Zio, E., Lins, I. D., Droguett, E. (2011). Failure and reliability prediction by support vector machines regression of time series data. Reliability Engineering & System Safety, 96(11).
87. Balaji, T. K., Annavarapu, C. S. R., Bablani, A. (2021). Machine learning algorithms for social media analysis: A survey. *Elsevier Journal*, 31 p.
88. Allançon, T. (2021). Régression linéaire et polynomiale. URL : https://haltode.fr/algo/ia/apprentissage_artificiel/regression_lin_poly.html, 31/05/2021
89. Zhao, S., Zhang, S., Liu, J., Wang, H., Zhu, J., Li, D., Zhao, R. (2021). Application of machine learning in intelligent fish aquaculture: A review. *Elsevier*.
90. Bagra, R., Fontana, V., Tok, W.-h. (2014). Predictive Analytics with Microsoft Azure Machine Learning. 1ère édition, 188 p.
91. Guennineche, A. (2019). Prédiction des propriétés des matériaux par apprentissage automatique. Thèse de master, dir. A. Merad, Université de Tlemcen, 54 p.

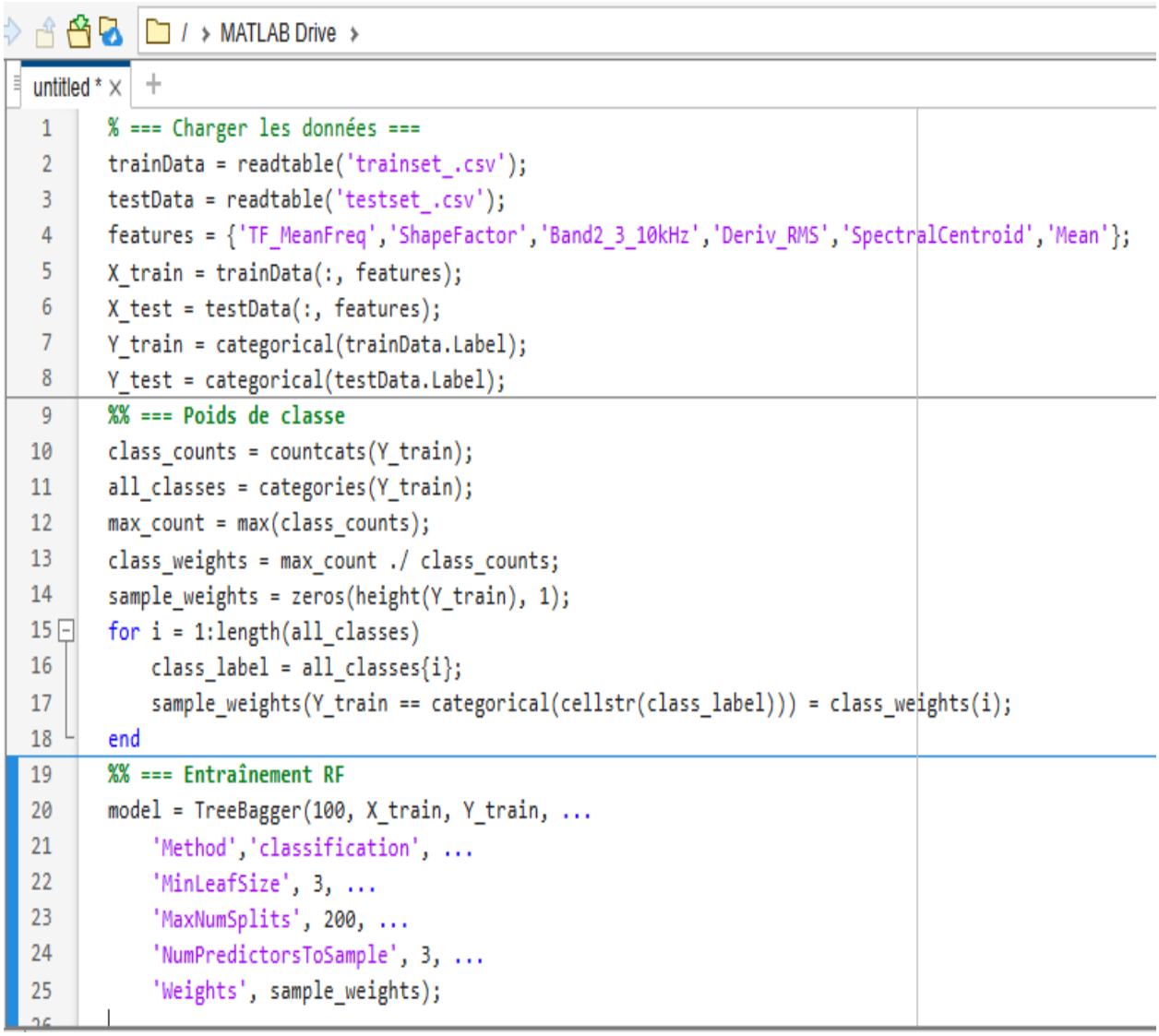
92. Carvalho, T., Soares, F., Viana, R., Francisco, J., Bastos, J., Alcalá, S. G. S. (2019). A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance. *Computers & Industrial Engineering*, Elsevier.
93. Moualek, D. Y. (2017). Deep learning pour la classification des images. Thèse de master, dir. Benazzouz Mourtada, Université Abou Bakr Belkaid-Tlemcen, 78 p.
94. Hinton, G. E., Salakhutdinov, R. R. (2006). Reducing the dimensionality of data with neural networks. *Science*, 313(5786), 504–507.
95. Qiu, S., Cui, X., Ping, Z., Shan, N., Li, Z., Bao, X., Xu, X. (2023). Deep Learning Techniques in Intelligent Fault Diagnosis and Prognosis for Industrial Systems: A Review. Sensors, 23(3), 1305.
96. Dif, N. (2020). L'apprentissage profond pour le traitement d'images. Thèse de doctorat, Université Djillali Liabès de Sidi Bel Abbès.
97. Ganaye, P. A. (2019). A priori et apprentissage profond pour la segmentation en imagerie cérébrale. Thèse de doctorat, Université de Lyon.
98. L'ensemble des signaux vibratoires provient du jeu de données UORED-VAFCLS (University of Ottawa Rolling Element Dataset – Vibration Analysis for Fault Classification in Load and Speed conditions), accessible en ligne via la plateforme Mendeley Data : https://data.mendeley.com/datasets/y2px5tg92h/5
99. Moteur Lafert LM-71-S4. https://cdn.emotorsdirect.ca/Datapacks/LarfetLMnLME.pdf
100. PCB Model 623C01. https://www.pcb.com/products?model=623c01
101. PCB 482C 4-Channel Conditioner. https://www.pcb.com/sensors-for-test-measurement/electronics/line-powered-multi-channel-signal-conditioners/series-482-4-channel
102. NI USB-6212. https://www.cnrood.com/en/781003-01

Annexe

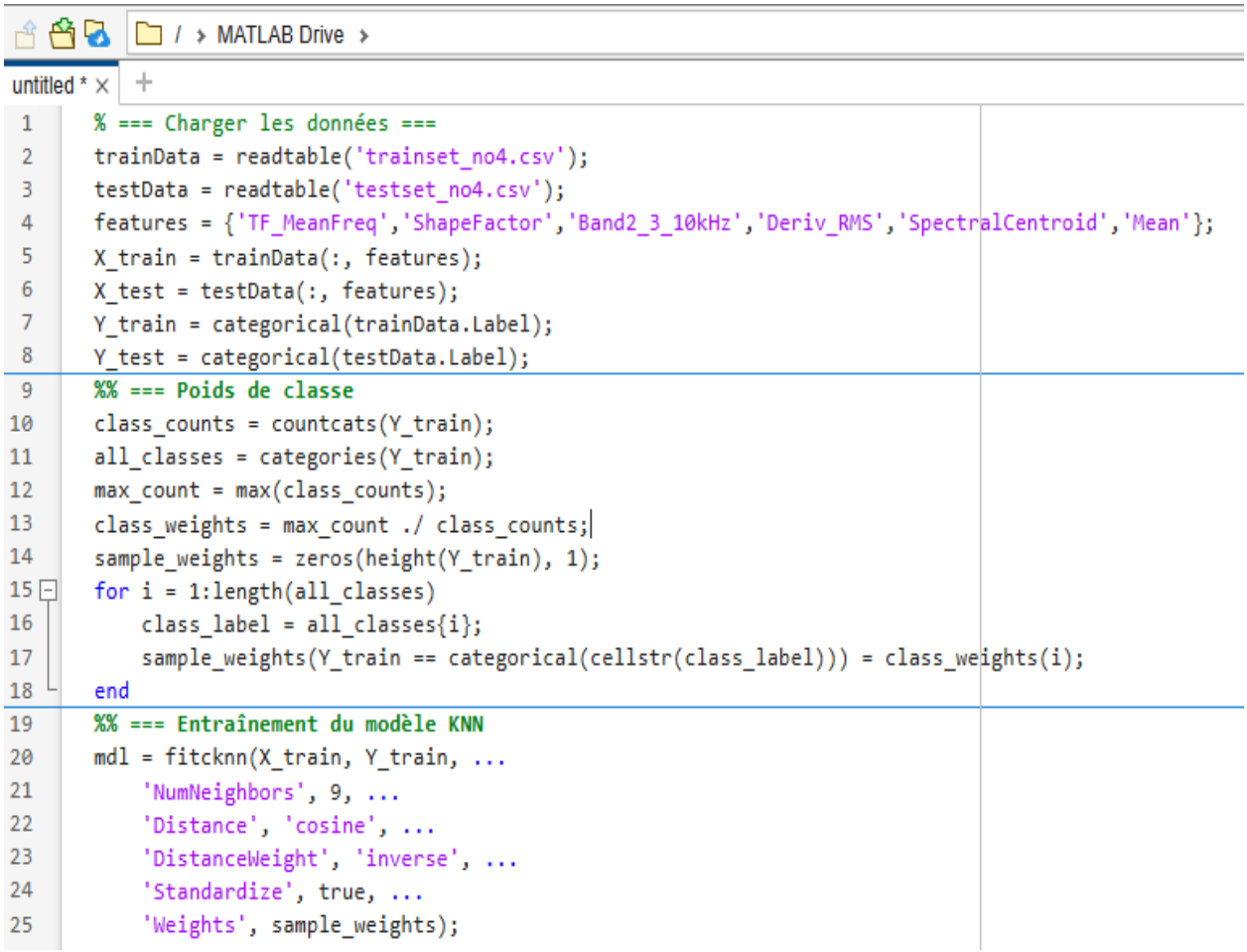
ANNEXE 1 : TRAITEMENT DES DONNÉES

```python
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.feature_selection import SelectKBest, f_classif
# === 1. Charger les données ===
df = pd.read_csv("raw_data.csv")  # Remplacer par le nom de votre fichier brut
# === 2. Nettoyage des données ===
df.dropna(inplace=True)
df.drop_duplicates(inplace=True)
# === 3. Encodage des labels (si nécessaire) ===
label_map = {'sain': 0, 'intérieur': 1, 'extérieur': 2, 'bille': 3}
df['Label'] = df['Label'].map(label_map)
# === 4. Séparation features/label ===
features = df.drop(columns=['Label'])
labels = df['Label']
# === 5. (Optionnel) Normalisation des données ===
scaler = MinMaxScaler()
features_scaled = scaler.fit_transform(features)
# === 6. Sélection des meilleurs indicateurs ===
selector = SelectKBest(score_func=f_classif, k=6)
features_selected = selector.fit_transform(features_scaled, labels)
selected_columns = features.columns[selector.get_support()].tolist()
df_selected = pd.DataFrame(features_selected, columns=selected_columns)
df_selected['Label'] = labels.values
# === 7. Sauvegarde du nouveau dataset ===
df_selected.to_csv("dataset_pretraite.csv", index=False)
```

ANNEXE 2 : MODELE RF



ANNEXE 3 : MODELE KNN



ANNEXE 4 : MODELE SVM

