

**FACULTE DE
TECHNOLOGIE**



**DOMAINE : Génie Electrique
FILIERE : ELECTROTECHNIQUE
OPTION :COMMANDE ELECTRIQUE**

**Mémoire présenté pour l'obtention
Du diplôme de Master Académique**

Intitulé

**Application des techniques d'apprentissage automatique
pour la detection et la classification des défauts de
roulement dans les machines asynchrones**

Encadré par :

Dr. BENYOUNES ABDELHAFID

Préparé par :

Mr.Khaireddine Boudras

Mr.Hellal Baadache

Année universitaire 2022/2023

Dédicac

Je dédie ce travail à:

*Avec toutes les expressions d'affection, je tiens à exprimer mes sincères remerciements à chacune des familles **BOUDRAS** et à la famille **BAADACHE** , et en particulier aux honorables parents pour leur amour, leur confiance et leurs conseils, et ma sincère affection à tous les amis qui ont contribué à soutenir cette réalisation pour ce qui m'était destiné et donc ces mémoires*

Remerciements

Au terme de ce travail :

Nous tenons, en premier lieu à remercier le bon dieu pour le courage, la volonté et la patience qu'il nous a donné afin de mener ce travail à terme.

*Nos vifs remerciements à notre encadreur **Dr. abdelhafid benyounes**, pour l'appui scientifique et pour sa disponibilité le long de notre travail, nous lui sommes infiniment reconnaissantes de la bienveillance dont il a fait preuve à notre égard, de ses encouragements incessants et de la confiance dont il nous a témoigné.*

Nous remercions vivement les membres de jury pour l'intérêt qu'ils ont manifesté, en acceptant de juger notre humble travail, et de l'enrichir par leurs propositions.

Nous remercions également à nos enseignants qui ont contribué à notre formation pendant tout le cursus universitaire.

Enfin, un grand merci à nos familles et tous nos amis, plus particulièrement à nos parents, pour nous avoir soutenus et aidés tout au long de nos études.

Résumé

Ce travail se concentre sur la détection et la classification des défauts de roulement dans les machines asynchrones en utilisant des techniques d'apprentissage automatique. Les défauts de roulement peuvent entraîner des temps d'arrêt coûteux s'ils ne sont pas détectés. L'utilisation de l'intelligence artificielle et de l'apprentissage automatique permet de développer des systèmes automatisés précis pour la détection des défauts. Différents algorithmes d'apprentissage automatique ont été comparés pour la classification, et le modèle de l'algorithme XGBoost nous donne le meilleur score de précision.

Mot clé : machines asynchrones, défauts de roulement, détection et classification. Apprentissage automatique, XGBoost

ملخص

تركز هذه الدراسة على اكتشاف وتصنيف أعطال المحامل في الماكينات غير المتزامنة باستخدام تقنيات التعلم الآلي. يمكن أن تؤدي أعطال المحامل إلى توقف مكلف إذا لم يتم اكتشافها. يتيح استخدام الذكاء الاصطناعي والتعلم الآلي تطوير أنظمة آلية دقيقة لكشف الأعطال. تمت مقارنة خوارزميات التعلم الآلي المختلفة للتصنيف، ووجد أن نموذج XGBoost حقق أعلى درجة دقة.

الكلمات المفتاحية: أعطال المحامل, الماكينات غير المتزامنة, التعلم الآلي, XGBoost

Abstract

This work focuses on the detection and classification of bearing faults in asynchronous machines using machine-learning techniques. Bearing faults can lead to costly downtime if not detected. The use of artificial intelligence and machine learning enables the development of accurate automated systems for fault detection. Different machine learning algorithms were compared for classification, and the XGBoost algorithm achieved the highest accuracy score.

Keyword: asynchronous machines, bearing faults, detection and classification.
Machine Learning, XGBoost

List de Figure

Figure I. 1 : le moteur asynchrone.....	6
Figure I. 2: le stator	8
Figure e I. 3: Rotor à cage d'écureuil.....	9
Figure I. 4: Rotor bobiné.....	9
Figure I. 5: les trois causes de l'usure	13
Figure e I. 6: corrosion de roulement	13
Figure I. 7: grippage	14
Figure I. 8: éléments de roulement.....	15
Figure I. 9: Dimension d'un roulement à bille	15
Figure I. 10: Analyse des vibrations à l'aide de la FFT.....	18
Figure I. 11: Configuration de la surveillance acoustique	18
Figure I. 12: Configuration de la surveillance de la température.....	19
Figure I. 13: Processus d'analyse de l'huile.....	19
Figure I. 14: Configuration de l'analyse de la signature de courant du moteur.....	20
Figure I. 15 :Approche vectorielle de Park du courant statorique	20
Figure I. 16: Analyse par transformée en ondelettes.....	21
Figure I. 17: Techniques d'apprentissage automatique et d'IA pour la détection des défauts.....	21
FigurII. 1: L'intelligence artificielle.....	25
Figure II. 2: Les différents sous-domaines du l'apprentissage automatique.....	26
Figure III.3: La Classification et de la Régression.....	28
Figure II. 4 L'apprentissage automatique vs L'apprentissage profond.....	30
Figure II. 5 algorithme régression logistique	31
Figure II. 6 algorithme SVM.....	32
Figure II. 7:algorithme forêts aléatoires.....	33
Figure II. 8 algorithme K nearest neighbors (KNN)	33
Figure II. 9 algorithme Adaboost).....	34
Figure II. 10 algorithme Gradient boosting.....	35
Figure II. 11 algorithme algorithme Arbre de décision.....	36
Figure II. 12 algorithme algorithme Réseaux Neuronaux Récurrents (RNN)	36
Figure III. 1: illustration du banc d'essai de roulement et du placement du capteur	39
Figure III. 2: python	39
Figure III. 3: Google Colab	40
Figure III. 4: Anaconda	40
Figure III. 5: Importation des bibliothèques.....	41
Figure III. 6: Valeur des valeurs aberrantes	42
Figure III. 7:signale de vibration.....	43
Figure III. 8:les résultats du calcul des caractéristiques.....	45
Figure III. 9: Extraction de l'inducteur mean pour signaux vibration de quatre roulement	46
Figure III. 10 : Extraction de l'inducteur std pour signaux vibration de quatre roulement	46
Figure III. 11: Extraction de l'inducteur skew pour signaux vibration de quatre roulement.....	47
Figure III. 12 : Extraction de l'inducteur kurtosis pour signaux vibration de quatre roulement ..	48
Figure III. 13: Extraction de l'inducteur entropy pour signaux vibration de quatre roulement ...	48
Figure III. 14: Extraction de l'inducteur Rms pour signaux vibration de quatre roulement.....	49
Figure III. 15: Extraction de l'inducteur Max pour signaux vibration de quatre roulement.....	49
Figure III. 16: Extraction de l'inducteur P2P pour signaux vibration de quatre roulement.....	50
Figure III. 17: Extraction de l'inducteur crest pour signaux vibration de quatre roulement.....	50
Figure III. 18: Extraction de l'inducteur celerrance pour signaux vibration de quatre roulement .	51
Figure III. 19:Extraction de l'inducteur snape pour signaux vibration de quatre roulement	51
Figure III. 20: Extraction de l'inducteur impulse pour signaux vibration de quatre roulement ...	52
Figure III. 21: Matrice de confusion pour l'algorithme xgboost.....	54
Figure III. 22 Matrice de confusion de l'algorithme Arbre de décision	55

Figure III. 23: Matrice de confusion de l'algorithme Svm..	56
Figure III. 24: Matrice de confusion pour l'algorithme Adaboost.....	57
Figure III. 25: Matrice de confusion de l'algorithme Neural Net	58
Figure III. 26: Matrice de confusion des défauts pour le classificateur de Nearest Neighbors....	59
Figure III. 27: Matrice de confusion des défauts pour le classificateur de CatGBoost.....	60
Figure III. 28: Matrice de confusion des défauts pour le classificateur de LightGBoost.....	61

List de tableau

tableau I. 1: Défauts des machines électriques selon leurs origines.....	12
tableau III. 1 : le Nome class les default	53
tableau III. 2: Résultat Les Critère de validation de l'algorithme xgboost	54
tableau III. 3 : Résultat Les Critère de validation de l'algorithme Arbre de décision	55
tableau III. 4: Résultat Les Critère de validation de l'algorithme svm.	56
tableau III. 5: Résultat Les Critère de validation de l'algorithme adaboost.....	57
tableau III. 6: Résultat Les Critère de validation de l'algorithme Neural Net	58
tableau III. 7 Résultat Les Critère de validation de l'algorithme Nearast Neighbors	59
tableau III. 8: Résultat Les Critère de validation de l'algorithme Cat Gboost.....	60
tableau III. 9: Résultat Les Critère de validation de l'algorithme Light GBoost.....	61
tableau III.10: accursay des algorithme de apprentissage automatique	61

SOMMAIRE

Remerciements

Dédicaces

Rèsumè

List de Figure

List de tableau

Introduction general

Chapitre I : Défaits de roulement dans les machines asynchrones

I.1 Introduction	5
I.2. Le moteur asynchrone.....	5
I.3 Principe de fonctionnement	6
I.3.1 Le glissement	6
I.3.2 La fréquence rotorique	7
I.4 Eléments constituant la machine asynchrone.....	7
I.4.1 Stator	7
I.4.2 le Rotor.....	8
I.4.2.1 Le rotor à cage d'écureuil.....	8
I.4.2.2. Le rotor bobiné.....	9
I.5 Diagnostic et surveillance des systèmes.....	9
I.5.1 Diagnostic.....	9
I.5.2 Défaut (panne, défaillance)	10
I.5.2.1 défaillance	10
I.5.2.2 panne.....	10
I.5.3 Disponibilité	10
I.5.4 Sécurité	10
I.5.5 La détection.....	10
I.5.6 La localisation	10
I.6 Les cause des défaut.....	10
I.7 Étude statistique des différents défauts de la machine asynchrone	11
I.7.1 Défaits de roulement	12

I.7.1.1 L'usure.....	12
I.7. 1.2 corrosion.....	13
I.7.1.3 le grippage.....	14
I.7.2. Court-circuit entre spires	15
I.7.3 Court-circuit entre phases	16
I.8 Les différents types de maintenance	16
I.8.1 Maintenance corrective	16
I.8.2 Maintenance préventive	16
I.8.2.1 Maintenance préventive systématique	16
1.8.2.2 Maintenance préventive conditionnelle	17
I.8.2.3 La maintenance prédictive.....	17
I.9 les différentes techniques de détection et de diagnostic.....	17
I.9.1 Analyse des vibrations	17
I.9.2. Surveillance acoustique	18
I.9.3. Surveillance de la température.....	18
I.9.4 Analyse de l'huile 19.....	18
I.9.5 Analyse de la signature de courant du moteur (MCSA)	19
I.9.6 Approche vectorielle de Park du courant statorique	19
I.9.7 Analyse par transformée en ondelettes	20
I.9.8 Techniques d'apprentissage automatique et d'intelligence artificielle (IA).....	21
I.10 Conclusion.....	22

Chapitre II : L'apprentissage automatique

II.1 Introduction.....	24
II.2 Historique	24
II.3 Intelligence artificielle.....	25
II.4 .Concepts et Sources de l'apprentissage automatique.....	25
II.4.1. Qu'est-ce que l'apprentissage automatique.....	25
II.4.2 .Définition.....	26
II.4.3 Modélisation	26

II.4.4 Domaines d'applications de l'apprentissage automatique	27
II.4.5 Mémoriser n'est pas généraliser.....	27
II.5 Types d'apprentissage automatique.....	27
II.5.1 L'apprentissage supervisé.....	27
II.5.2 L'apprentissage non-supervisé	29
II.5.3 apprentissage par renforcement.....	30
II.6 apprentissage profond.....	30
II.7 Les algorithmes utilisés de l'apprentissage automatique.....	31
II.7.1 régression logistique	31
II.7.2 SVM	32
II.7.2.1 L'algorithme SVM linéair.....	32
II.7.3 la forêt aléatoire.....	32
II.7.4 K nearest neighbors (KNN)	33
II.7.5 Adaboost.....	34
II.7.6 Logitboost	34
II.7.7 XGBoost	35
II.7.8 Gradient boosting	35
II.7.9 Arbre de décision.....	35
II.7.10 Réseaux Neuronaux Récurrents (RNN)	36
II.8 Conclusion	36

Chapitre III : Résultat et Discussion

III.1 Introduction	38
III.2 Description de l'ensemble de données.....	38
III.3 Environnements de travail.....	39
III.3.1 Python	39
III.3.2 Google Colab.....	39
III.3.3 Anaconda.....	40
III.3.4 Bibliothèques essentielles pour l'apprentissage automatique en Python.....	40

III.4	prétraitement des données	41
III.5	Extraction des indicateurs	43
III.6	les résultats du calcul des caractéristiques	45
III.6.1	représentation les inducteur des quatre roulement	45
III.7	Les Critère de validation	52
III.7.1	Précision	52
III.7.2	recall	53
III.7.3	f1-score	53
III.7.4	accursay	53
III.8	Modèle des classification	53
III.8.1	Modèle xgboost	54
III.8.2	Modèle Arbre de décision	54
III.8.3	Modèle Svm	55
III.8.4	Modèle Adaboost	56
III.8.5	Modèle Neural Net	57
III.8.6	Modèle Nearest Neighbors)	58
III.8.7	Modèle CatGBoost	59
III.8.8	Modèle LightGBoost	60
III.9	Conclusion	62
III.10	Conclusion générale	63
III.11	Bibliographique	65

Introduction Générale

Introduction Générale

Les machines asynchrones jouent un rôle crucial dans diverses applications industrielles, offrant une conversion d'énergie efficace et fiable. Le bon fonctionnement de ces machines repose largement sur l'intégrité de leurs roulements. Les défauts de roulement, s'ils ne sont pas détectés et corrigés, peuvent entraîner une dégradation significative des performances, une augmentation des temps d'arrêt et même des défaillances catastrophiques. Par conséquent, la détection et la classification des défauts de roulement dans les machines asynchrones sont essentielles pour garantir leur performance optimale et leur longévité [1].

Les défauts de roulement peuvent prendre différentes formes, notamment le désalignement, l'usure, la fatigue, les problèmes de lubrification et la contamination. Ces défauts peuvent avoir des effets néfastes sur les performances de la machine, entraînant des vibrations accrues, une efficacité réduite et des dommages potentiels sur d'autres composants. La détection et le diagnostic précis et en temps opportun de ces défauts revêtent une importance capitale pour éviter les temps d'arrêt imprévus, réduire les coûts de maintenance et assurer le bon fonctionnement des machines asynchrones[2].

Ces dernières années, l'intelligence artificielle (IA) et les techniques d'apprentissage automatique ont émergé comme des outils puissants pour la détection et la classification des défauts dans les systèmes complexes. Ces techniques ont démontré un grand potentiel pour identifier des motifs et des anomalies dans de grands ensembles de données, permettant un diagnostic précis des défauts. En exploitant les algorithmes d'apprentissage automatique, il devient possible de développer des systèmes robustes et automatisés pour la détection des défauts de roulement dans les machines asynchrones[3].

Cette thèse vise à explorer l'application des techniques d'apprentissage automatique pour la détection et la classification des défauts de roulement dans les machines asynchrones. La thèse se compose de trois chapitres qui approfondissent les différents aspects de cette recherche. Le premier chapitre offre un aperçu des machines asynchrones, de l'importance des défauts de roulement et de leurs effets sur les performances des machines. Le deuxième chapitre se concentre sur les principes et les applications de l'intelligence artificielle et des techniques d'apprentissage automatique pour la détection des défauts. Le troisième chapitre présente la méthodologie, la configuration expérimentale et les résultats de l'application d'algorithmes d'apprentissage automatique pour détecter et classer les défauts de roulement dans les machines asynchrones.

En conclusion, cette thèse vise à contribuer au domaine de la maintenance des machines asynchrones en exploitant le pouvoir des techniques d'apprentissage automatique pour la détection et la classification des défauts de roulement. En utilisant ces techniques avancées, on s'attend à ce que des systèmes de détection

des défauts plus précis et efficaces puissent être développés, ce qui améliorera la fiabilité des machines, réduira les temps d'arrêt et optimisera les pratiques de maintenance.

Chapitre I :

Défauts de roulement dans les machines asynchrones

I.1 Introduction

Les machines asynchrones, également connues sous le nom de moteurs à induction, jouent un rôle essentiel dans de nombreuses industries en alimentant une large gamme d'applications. Des machines industrielles aux systèmes de transport, les machines asynchrones fournissent la force de rotation nécessaire pour entraîner divers processus de manière efficace. Un composant clé qui facilite leur fonctionnement sans heurts est le système de roulements, qui garantit une rotation fluide et fiable de l'arbre de la machine.[1]

L'importance des roulements dans les machines asynchrones ne peut être surestimée. Les roulements soutiennent l'arbre en rotation, réduisent les frottements et permettent une transmission de puissance efficace. Cependant, comme tout composant mécanique, les roulements sont susceptibles de présenter des défauts pouvant survenir en raison de divers facteurs. Ces défauts, s'ils ne sont pas détectés ou traités, peuvent avoir des conséquences graves sur les performances, la fiabilité et la durée de vie des machines asynchrones.

Ce chapitre vise à fournir une analyse approfondie des divers défauts de roulement pouvant survenir dans les machines asynchrones et de leur impact potentiel sur les performances des machines. En comprenant les types de défauts pouvant survenir, leurs causes et leurs effets, De plus, le chapitre abordera les différentes techniques utilisées pour détecter et diagnostiquer les défauts de roulement

I.2. Le moteur asynchrone

Le moteur asynchrone est un moteur à courant alternatif, C'est en 1831 que le phénomène d'induction a été découvert par Michael Faraday (1791-1867). Puis en 1887, Nikola Tesla utilisa ce principe d'induction (1856-1943) afin de réaliser et de déposer le premier brevet sur la machine asynchrone qu'il conçut à Strasbourg (France). Depuis, de nombreuses améliorations ont été réalisées afin d'obtenir la machine asynchrone que nous connaissons aujourd'hui. Cette machine est particulièrement utilisée (représente approximativement 80 % des moteurs) en tant que moteur dans l'industrie et pour des applications en tout genre telles que les trains, les systèmes de levage, les machines d'usinage, la robotique, la ventilation, et bien d'autres domaines, la machine est constituée de plusieurs éléments Stator et Rotor, la vitesse du rotor et En raison du glissement, les vitesses du champ magnétique tournant ne sont pas égales. le rotor

estLe champ statorique est toujours en retard, on dit que le moteur asynchrone estInduction) parce que l'énergie est transférée du stator au rotor et vice versa par inductionélectromagnétique [1]

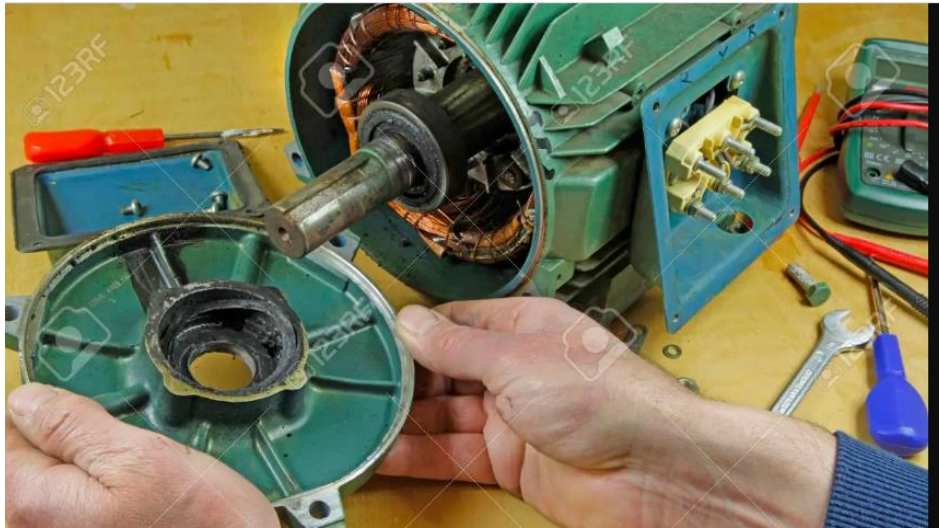


Figure I. 1 : le moteur asynchrone

I.3Principe de fonctionnement

Lorsque les phases du stator sont alimentées, les courants génèrent un champ magnétique tournant dans l'entrefer, et la fréquence de rotation de ce champ magnétique est imposée par la fréquence de ces courants, c'est-à-dire que sa vitesse de rotation est proportionnelle à la fréquence de la puissance fournir. La vitesse du champ magnétique tournant est appelée "vitesse synchrone". Par conséquent, les enroulements du rotor sont affectés par les changements de flux magnétique. Il apparaît donc aux bornes de l'enroulement rotorique une force électromotrice induite qui génère un courant rotorique. Ces courants sont responsables du couple qui tend à déplacer le rotor contre les changements de débit. Par conséquent, le rotor commence à tourner en essayant de suivre le champ statorique à une vitesse N_r inférieure à la synchrone N_s .La différence entre la vitesse du rotor et la vitesse du champ tournant nous amène à définir un paramètre qui caractérise une machine asynchrone appelé "**glissement**"[2].

I.3.1 Le glissement

Le glissement, noté "**g**", est une grandeur qui rend compte de la différence de vitesse de rotation d'un moteur asynchrone par rapport à un moteur synchrone fabriqué avec le même stator. Il est exprimé en pourcentage et est défini par la relation suivante :

$$g = \frac{(n_s) - (n_r)}{n_s} = \frac{\Omega_s - \Omega_r}{\Omega_s} \quad I.1$$

Avec:

n_s : vitesse de rotation de synchronisme (tr/mn)

n_r : vitesse de rotation du rotor (tr/mn)

Ω_r : vitesse angulaire réelle de la machine (rd/s)

Ω : vitesse de synchronisme (rd/s)

I.3.2 La fréquence rotorique :

$$f_r = g \cdot f \quad \text{I.2}$$

Soit

$$\omega_r = g \omega_s \quad \text{I.3}$$

I.4 Eléments constituant la machine asynchrone

Dans cette section, nous vous proposons de préciser les éléments suivants. La structure d'un moteur asynchrone. Cette description nous fera comprendre comment le système est physiquement mis en œuvre. Les moteurs asynchrones triphasés peuvent, d'un point de vue mécanique, se décomposer en deux parties distinctes :

- Stator, la partie fixe de la machine qui est connectée à l'alimentation électrique.
- Rotor et roulements, pièces rotatives qui permettent à la charge de tourner. Mécanique.. [3]

I.4.1 Stator

Il est constitué d'enroulements bobinés répartis dans des encoches de circuits magnétiques. Le circuit magnétique est constitué d'un empilement de lamelles avec des fentes coupées parallèlement à l'axe du moteur. L'enroulement du stator peut être divisé en deux parties : les conducteurs à fente et les têtes de bobine. Le conducteur encoché permet de générer un champ magnétique dans l'entrefer au début de la conversion électromagnétique. La tête de bobine permet la fermeture du courant en organisant le bon passage du courant d'un conducteur encoché à l'autre pour une répartition du courant la plus sinusoïdale possible à la surface de l'entrefer, limitant ainsi les fluctuations de couple électromagnétique. [4]

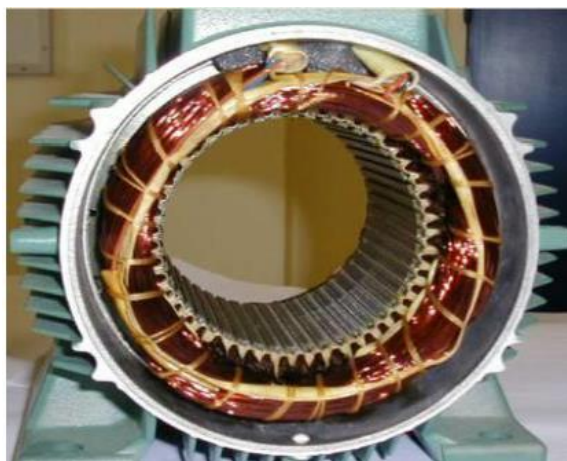


Figure I. 2: le stator

I.4.2 le Rotor

C'est la partie mobile du moteur. Se compose d'un cylindre composé de feuilles empilées. Des encoches sont percées sur le pourtour extérieur pour recevoir les conducteurs. Il est séparé du stator par un entrefer très court. Il existe deux types de rotors : bobiné ou à cage d'écureuil

I.4.2.1 Le rotor à cage d'écureuil

Dans un rotor à cage, les anneaux de court-circuit permettent au courant de circuler D'un conducteur à fente (barre de rotor) à un autre. Ces tiges conductrices sont uniformément répartie et forme la boucle du rotor cette cage est insérée dans le Dans un circuit magnétique composé de disques de tôle empilés sur un arbre Une machine similaire à un moteur à rotor bobiné. Pour les rotors à cage d'écureuil, Les conducteurs sont en alliage d'aluminium coulé ou en tige Préformes solides et plaques de cuivre annulaires dans les tôles du rotor. généralement non, ou Il y a très peu d'isolation entre les barres du rotor et les tôles magnétiques, mais leur résistance suffisamment faible pour que les courants de fuite dans la pile soient négligeables, sauf pour quand il y a un bar break .

Les moteurs à cage d'écureuil sont beaucoup plus simples à fabriquer que les moteurs à rotor La plaie a donc un prix de revient moindre. De plus, il a un plus grand robustesse. Il constitue le plus grand groupe de moteurs asynchrones au monde Servir[5] [6].

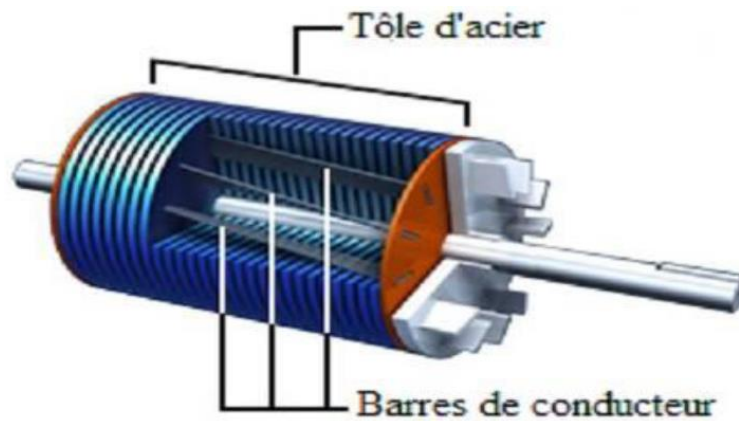


Figure I.3: Rotor à cage d'écureuil

I.4.2.2. Le rotor bobiné

Le rotor d'un moteur bobiné est constitué de trois bobines (on appelle aussi le rotor avec anneau). Chaque bobine est reliée à un anneau. Les anneaux rendent les connexions possibles Bobines électriques et rotoriques.

Le rotor est court-circuité à l'extérieur par les trois bornes connectées

L'électricité est fournie par un contact glissant appelé anneau en laiton

Utilisez une brosse en graphite. Les trois enroulements du rotor sont connectés en étoile à à l'intérieur de la machine.[7]



Figure I. 4: Rotor bobiné

I.5 Diagnostic et surveillance des systèmes

I.5.1 Diagnostic

Les diagnostics sont un ensemble d'opérations destinées à évaluer l'état d'un processus à partir de la connaissance de son fonctionnement. A partir de l'observation du processus, on décide, parLe degré de défaillance du système, l'origine de ces défaillances et leurs causes, par rapport à différents états de fonctionnement connus.

Ainsi, le diagnostic comprend la détection, la localisation et éventuellement l'identification des défauts et/ou pannes affectant le système. Il améliore la qualité et réduit les coûts en intervenant à des étapes spécifiques du cycle de vie du produit.[8]

I.5.2 Défaut (panne, défaillance)

Un événement qui provoque un changement dans le fonctionnement d'un processus. L'état du système ne correspond plus au fonctionnement normal. Le système n'est plus en mesure de fonctionner pleinement. [9]

I.5.2.1 défaillance : Une défaillance est un changement ou une cessation de la capacité d'un élément à remplir une fonction requise".

Des synonymes de "défaillance" sont également utilisés dans certains secteurs de l'industrie ou selon les usages commerciaux : dommage, anomalie, dommage, défaut, panne, incident, dégradation.

I.5.2.2 panne : Une panne ou un défaut peut être défini comme un dysfonctionnement ou une défaillance dans le fonctionnement normal d'un objet, d'un système ou d'un appareil. Les pannes peuvent se produire pour diverses raisons, telles que des erreurs de conception, des problèmes de fabrication, l'usure, des conditions environnementales défavorables ou des erreurs humaines.

I.5.3 Disponibilité

Capacité d'un équipement ou d'un système à fonctionner quand et quand on en a besoin, c'est-à-dire assurer une fiabilité globale pendant la phase d'exploitation. La disponibilité nécessite des opérations de maintenance préventive pour prévenir tout vieillissement ou panne. [9].

I.5.4 Sécurité

La sécurité est un ensemble de méthodes dont le but est de minimiser, voire d'éliminer, les conséquences d'effets néfastes sur les personnes ou l'environnement. Sachant que les accidents et pannes mécaniques vont entraîner des accidents, et sachant que la maintenance doit maintenir en bon état les équipements de protection, et même que certaines opérations de maintenance sont dangereuses en elles-mêmes, il semble que la relation entre maintenance et sécurité soit particulièrement étroite. [9]

I.5.5 La détection

Pour détecter les défaillances du système, il est nécessaire de pouvoir classer les conditions observables comme normales ou anormales

I.5.6 La localisation :

C'est l'identification de l'élément qui a causé le défaut.

I.6 Les cause des défauts

Pour le stator, l'impact est principalement dû à un problème :

- thermique (surcharge)
- Électrique (diélectrique)
- Mécanique (bobinage)

- Environnemental (agression)

Pour le rotor, le choc est essentiellement dû à un problème :

- thermique (surcharge)
- Électromagnétique (force en fonction $B^2(t)$)
- Résidus (déformation)
- Cinématique (arbre d'entraînement)
- Mécanique (roulements)
- Environnement (agression). [10]

I.7 Étude statistique des différents défauts de la machine asynchrone

Les défauts peuvent être divisés en deux catégories selon leurs sources : les défauts internes et les défauts externes. Les défauts internes sont provoqués par les composants de la machine (bobinages du stator et du rotor, circuits magnétiques, cages du rotor, entrefers mécaniques, etc.). Les défauts externes sont causés par le type d'alimentation électrique, la charge mécanique et l'environnement d'utilisation de la machine. Le tableau répertorie la classification des défauts présents dans le moteur selon leur origine [11]

Défaillances des Machine électrique	Interne	Mécanique	Contact entre le stator et rotor
			Défaut de roulements
			Mouvement des enroulements et des tôles
			Excentricité
		Electrique	Défaillance au niveau d'oscillante
			Rupture de Barres
	Défaillance au niveau du circuit magnétique		
	Externe	Environnementale	Humidité
			Température
			Propreté
		Mécanique	Charge oscillante
			Surcharge de la machine
			Default de montage
Electrique		Fluctuation de la tension	
		Source de tension déséquilibrée	
		Réseauxbruité	

Tableau I. 1: Défautes des machines électriques selon leurs origines.

I.7.1 Défautes de roulement

Parmi la nombreuse cause que l'on peut trouver dans les défauts de roulements

I.7.1.1 L'usure

➤ Usure : L'usure provient généralement de trois causes principales :

➤ L'usure peut résulter de la pénétration de particules entre les éléments roulants et les bagues intérieure et extérieure. Cela se produit généralement lorsque le roulement est assemblé avec une propreté insuffisante ou lorsque le lubrifiant est contaminé par des particules. De légères

dentelures apparaissent alors sur les bagues extérieure et intérieure et sur les éléments roulants (Figure I.5 (a)) .

➤ En raison d'une lubrification légère ou perdue. Dans ce cas, le lubrifiant ne peut pas atteindre l'intérieur du roulement doit être relubrifié fréquemment. Palier Avec diverses pièces d'usure et surfaces réfléchissantes comme Miroir. (Figure I.5 (b)) .

➤ Une dernière cause de cette usure est une vibration excessive atteignant les roulements alors qu'ils ne tournent pas. Ce type de défaut se produit généralement lors du transport de la machine, il s'agit d'un creux rectangulaire sur le trajet de la bague intérieure et d'un trou circulaire sur le trajet de la bague extérieure. Plusieurs mesures peuvent être prises pour éviter de telles pannes. Précharge radiale des roulements pendant le transport peut résoudre ce problème. Les supports antichocs sont toujours disponibles Réduire les dégâts (Figure I.5 (c)) .

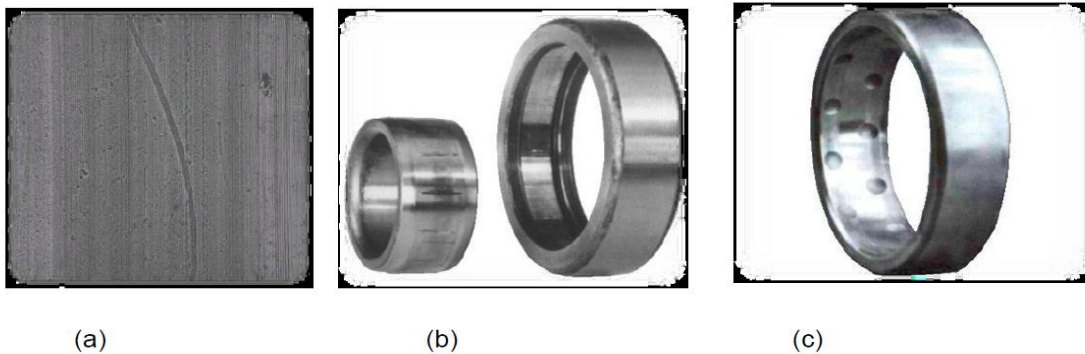


Figure I.5: les trois causes de l'usure

I.7. 1.2 corrosion

L'humidité aux points de contact peut provoquer une corrosion chimique Un élément de défilement avec un chemin. Surtout quand les roulements viennent d'être nettoyés Et pollué par la sueur des mains. La corrosion par contact (fretting wear) résulte de la rouille et lubrifiant. Une corrosion profonde peut provoquer la rupture de l'anneau. à cause d'un mauvais choix S'adapte entre l'anneau et l'arbre.



Figure I.6: corrosion de roulement

I.7.1.3 le grippage

Les convulsions sont un schéma immédiat de déficience matériel de contact, Le soudage est généralement effectué sous pression et température à des vitesses modérées et booster. Ceci est causé par un manque de lubrifiant ; le contact métal sur métal provoque le chauffage qui facilite la micro-soudure et le transfert de métal. On peut donc dire que la préemption est un phénomène caractérisé par des microcosmes déchirure de particules métalliques.



Figure I.7:: grippage

Dans un roulement, des billes qui roulent généralement dans du lubrifiant entre les bagues. La bague fixée à la bride et la bague intérieure fixée à l'arbre sont plus susceptibles de question. Le lubrifiant aide également à éliminer la chaleur et les contaminants. Roulements assurant une isolation électrique entre le rotor et le stator et améliorant la stabilité. En augmentant le mécanisme d'amortissement du système [21], si rapide. La corrosion, le manque de graisse et les particules de pollution peuvent. Au moins trois défauts de roulement : défaut de bague extérieure, défaut de bague Défauts internes ou de balle. Un défaut de roulement est un défaut mécanique connu. L'excentricité perturbe le champ dans l'entrefer, qui à son tour renvoie une image. Plus précisément dans le spectre de courant du stator. Basé sur la taille du roulement. On peut extraire trois signatures de défaut sur le spectre du courant stator. Dépend de la défaillance de l'élément roulant, donc f_{ext} , f_{int} et f_b sont



Figure I.8 : éléments de roulement

La fréquence de défaut de la bague extérieure et de la bague intérieure et la fréquence de défaut de la bille d'acier sont respectivement :

$$F_{ext} = \frac{Nb}{2} fr \left[1 - \frac{BD}{PD} \cos(\beta) \right] \quad I.4$$

$$F_{int} = \frac{Nb}{2} fr \left[1 + \frac{BD}{PD} \cos(\beta) \right] \quad I.5$$

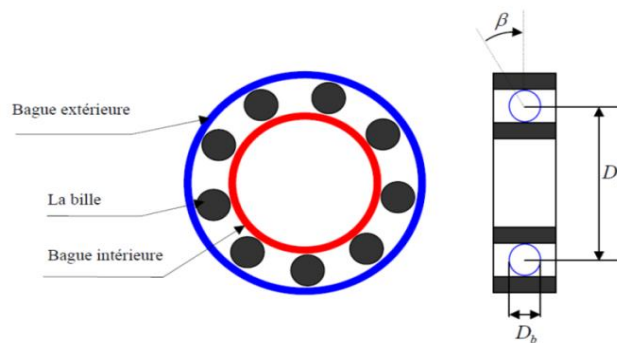


Figure I.9: Dimension d'un roulement à bille

$$Fb = \frac{PD}{BD} fr \left[1 - \left(\frac{BD}{PD} \cos(\beta) \right)^2 \right] \quad I.6$$

Sachant que :

BD : est le diamètre de la bille.

PD :est le diamètre moyen ou diamètre de la cage.

Nb :est le nombre de billes.

β :est l'angle de contact en radians.

fr :est la fréquence de rotation.

I.7.2. Court-circuit entre spires

Le court-circuit entre spires dans la même phase est un défaut relativement courant. Ce défaut est provoqué par un ou plusieurs défauts d'isolement dans l'enroulement associé [14]. Il provoque une augmentation du courant statorique dans la phase affectée. De légers changements dans d'autres amplitudes de phase modifient le facteur de puissance et amplifient la température de l'enroulement, ce qui accélère à son tour la dégradation de l'isolation, provoquant des

défaillances en cascade (2e court-circuit). En revanche, le couple électromagnétique moyen délivré par la machine reste sensiblement le même, à l'exception d'une augmentation des oscillations proportionnelle à la panne.[12]

I.7.3 Court-circuit entre phases

Ce type de défaut peut se produire à n'importe quel point de l'enroulement, mais ses effets varient selon l'emplacement. Cette caractéristique rend difficile l'analyse de l'effet de ce défaut sur le système. Un court-circuit à proximité de l'alimentation composée peut induire des courants très importants qui peuvent provoquer la fusion des conducteurs d'alimentation et/ou le déclenchement de la protection. Par contre, un court-circuit entre deux phases proches du point neutre crée un déséquilibre sans faire fondre les conducteurs. Les courants statoriques sont complètement déséquilibrés, et ce déséquilibre est directement proportionnel au défaut qui se produit. Lorsque ce défaut se produit, le courant à la fois dans la tige et dans l'anneau augmente. La détection de tels défauts peut être basée sur des déséquilibres de courant de phase.[14][17]

I.8 Les différents types de maintenance

I.8.1 Maintenance corrective

Comme son nom l'indique, la maintenance corrective vise à corriger les défauts, Tout équipement ou chaîne de production fonctionne dès son apparition. si échec D'autres types d'entreprises n'avaient pas prévu de perturber le processus de production Maintenance, telle que maintenance préventive, techniciens de réparation L'entreprise résoudra le problème dès que possible après son apparition. C'est un Maintenance préventive ou curative non planifiée. Ce type d'intervention peut coûter cher à l'entreprise. Pour limiter ce coût, les constructeurs choisissent de maintenir Les soins dits palliatifs, qui consistent à corriger les facteurs à l'origine du problème par le biais d'une méthode Moins cher et plus rapide. Selon le niveau de cette panne, une maintenance peut être nécessaire Exécuté par les opérateurs pour améliorer et rationaliser les processus[23]

I.8.2 Maintenance préventive :

Cet entretien est effectué par le technicien responsable de l'entretien Maintenance industrielle en amont en cas de panne ou panne. Elle Manipuler les pièces de rechange, les composants et les machines et équipements afin de Réduisez le risque d'échec ou de défaut. La numérisation des entreprises industrielles a Un certain nombre de solutions techniques sont fournies pour permettre aux techniciens d'effectuer, Suivez et planifiez efficacement la maintenance préventive. [24]

Il existe deux types de maintenance préventive :

I.8.2.1 Maintenance préventive systématique :

Planifier la maintenance en fonction du temps ou des quantités unitaires utiliser.

Ce type de maintenance préventive se caractérise par sa périodicité. systématique, c'est-à-dire Exécuté à intervalles bien définis à l'avance par un technicien. donc ça permet Remplacez régulièrement les composants et les pièces de rechange pour améliorer productivité des machines Par conséquent, il est basé sur l'inspection régulière de divers Équipement permettant aux techniciens de recueillir les informations nécessaires Chaque composant de la chaîne de production peut prévenir efficacement les pannes

1.8.2.2 Maintenance préventive conditionnelle :

Maintenance selon des types d'événements prédéterminés (mesure, diagnostic, usureintact...).La maintenance préventive conditionnelle comprend les paramètres de surveillance etIndicateurs clés de la fonctionnalité des actifs et mettre en œuvre les actions correctives nécessaires pour anticiper les défaillances et les pannes. De nombreux outils informatiques rendent possible ce type d'automatisation de la maintenance industrielle. Ainsi, les techniciens peuvent faciliter leur travail en optant pour la digitalisation des processus de maintenance industrielle. [24]

1.8.2.3La maintenance prédictive :

Avènement des solutions de traitement et d'analyse des données etL'intelligence artificielle permet aux industriels de planifier la maintenance prédictive ou Prédiction basées sur les pannes et prédictions de pannes. cette sorteLa maintenance industrielle permet aux entreprises de planifier pour anticiper les problèmesFaire les interventions nécessaires en fonction des prévisions. cela permet de limiter les coûtsCausés par des pannes inattendues et des interruptions de production.[24]

I.9 les différentes techniques de détection et de diagnostic

I.9.1 Analyse des vibrations :

L'analyse des vibrations est une technique largement utilisée pour détecter les défauts de roulements dans les machines asynchrones. Elle consiste à mesurer les signaux de vibration générés par la machine et à les analyser pour identifier toute anomalie. La transformée de Fourier rapide (FFT) est couramment utilisée pour convertir les signaux de vibration du domaine temporel en domaine fréquentiel, ce qui facilite l'identification des fréquences liées aux défauts (Figure).

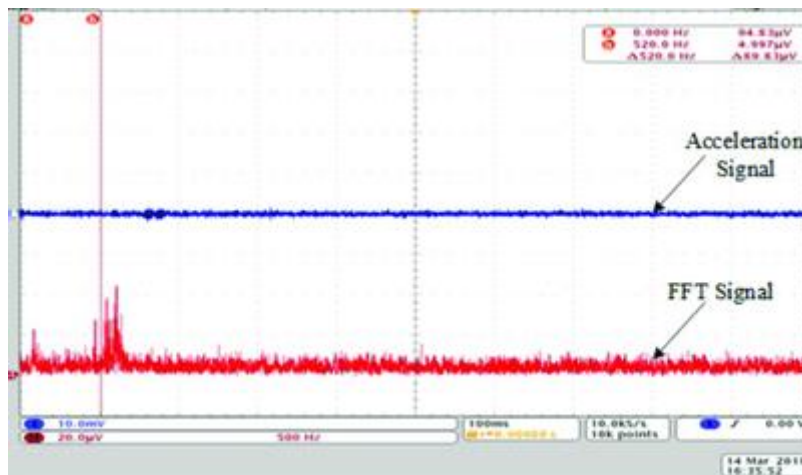


Figure I.10 : Analyse des vibrations à l'aide de la FFT

I.9.2. Surveillance acoustique :

La surveillance acoustique, également connue sous le nom de surveillance des émissions acoustiques (EA), est une autre technique utilisée pour détecter les défauts de roulements. Elle consiste à mesurer les ondes sonores hautes fréquence générées par la machine pendant son fonctionnement. Ces ondes sonores peuvent être analysées pour identifier tout changement dans la signature acoustique de la machine, ce qui peut indiquer un défaut de roulement (Figure).

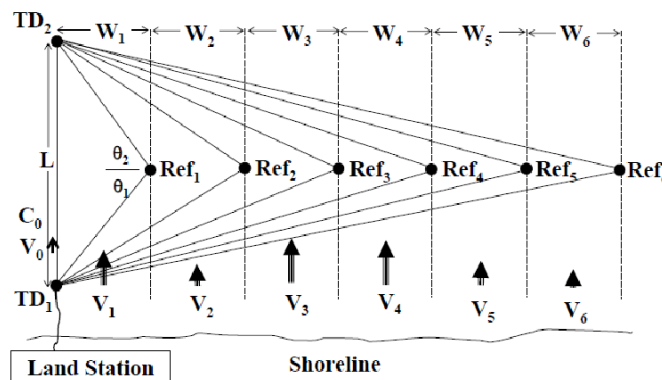


Figure I.11: Configuration de la surveillance acoustique

I.9.3. Surveillance de la température :

La surveillance de la température est une technique simple mais efficace pour détecter les défauts de roulements. Elle consiste à mesurer la température des roulements de la machine pendant son fonctionnement. Une augmentation de la température peut indiquer un frottement excessif ou un manque de lubrification, qui peuvent tous deux entraîner des défauts de roulements (Figure).

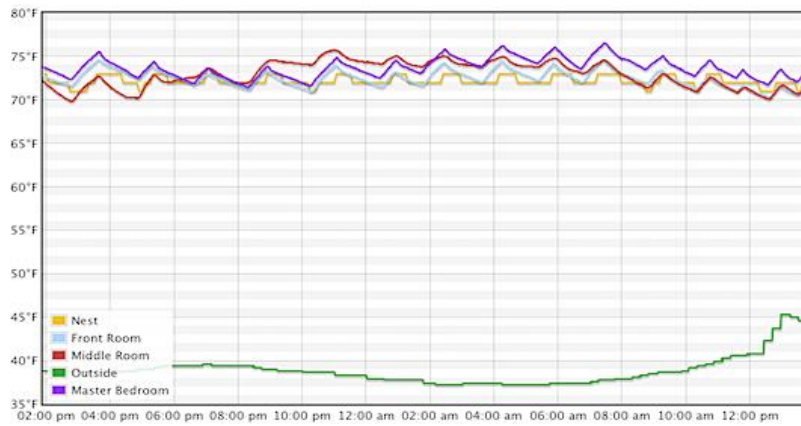


Figure I.12: Configuration de la surveillance de la température

I.9.4 Analyse de l'huile :

L'analyse de l'huile est une technique utilisée pour détecter les défauts de roulements en analysant les propriétés de l'huile lubrifiante utilisée dans la machine. Cela peut inclure la mesure de la viscosité de l'huile, du nombre de particules et de la composition chimique. Les changements de ces propriétés peuvent indiquer une usure des roulements ou une contamination, qui peuvent entraîner des défauts de roulements (Figure)

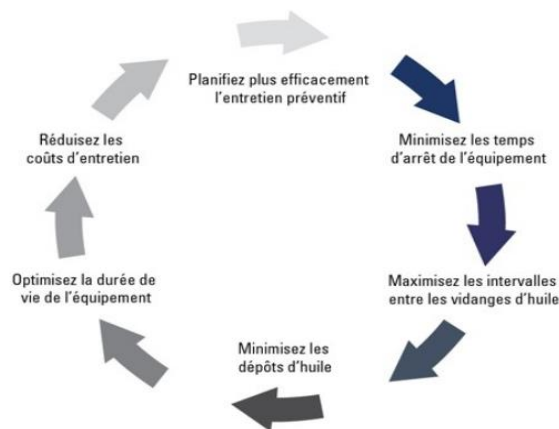


Figure I.13: Processus d'analyse de l'huile

I.9.5 Analyse de la signature de courant du moteur (MCSA) :

La MCSA est une technique non invasive qui consiste à analyser le courant électrique consommé par le moteur pendant son fonctionnement. Les défauts de roulements peuvent provoquer des changements dans la signature de courant du moteur, qui peuvent être détectés à l'aide de la MCSA. Cette technique est particulièrement utile pour détecter les défauts aux premiers stades de développement (Figure).

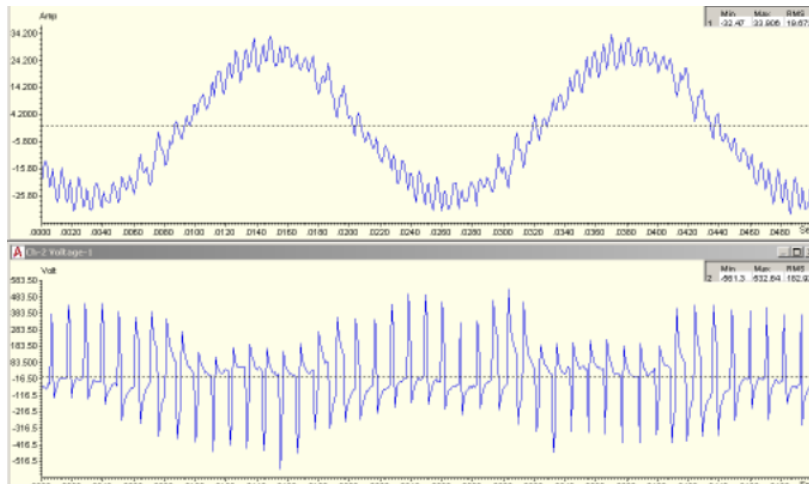


Figure I.14: Configuration de l'analyse de la signature de courant du moteur

I.9.6 Approche vectorielle de Park du courant statorique :

Cette méthode consiste à analyser le courant statorique du moteur à l'aide de la transformation vectorielle de Park. Le vecteur de Park résultant peut être utilisé pour identifier les changements dans les performances du moteur, ce qui peut indiquer un défaut de roulement. Cette technique est particulièrement utile pour détecter les défauts dans les enroulements du rotor et du stator (Figure).

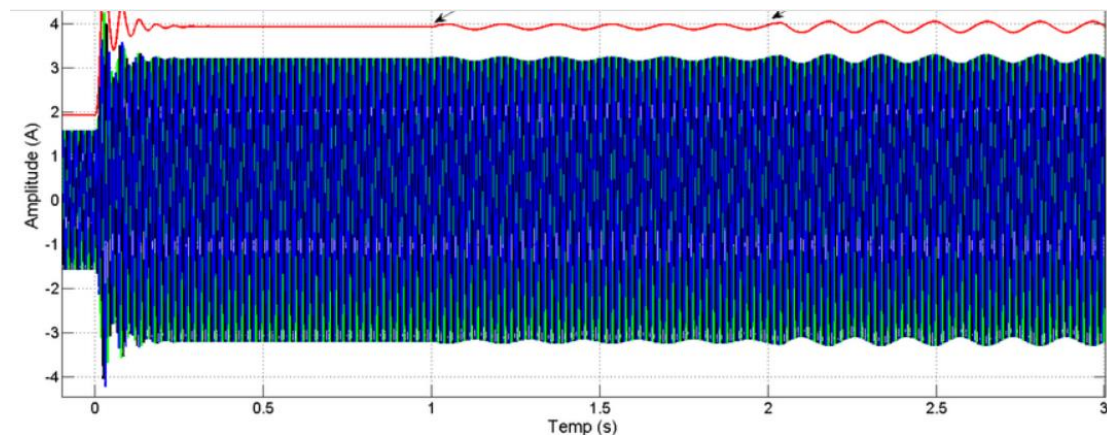


Figure I.15 : Approche vectorielle de Park du courant statorique

I.9.7 Analyse par transformée en ondelettes :

L'analyse par transformée en ondelettes est une technique avancée de traitement du signal qui peut être utilisée pour détecter les défauts de roulements dans les machines asynchrones. Elle consiste à décomposer les signaux de vibration ou acoustiques en différentes bandes de fréquences à l'aide de fonctions d'ondelettes. Cela permet d'identifier les fréquences liées aux défauts et de détecter les défauts de roulements aux premiers stades (Figure).

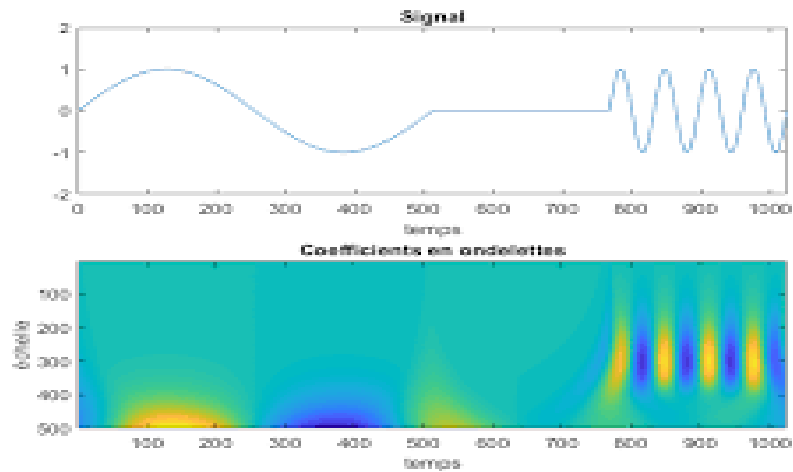


Figure I.16: Analyse par transformée en ondelettes

I.9.8 Techniques d'apprentissage automatique et d'intelligence artificielle (IA) :

Les techniques d'apprentissage automatique et d'IA, telles que les réseaux de neurones et les machines à vecteurs de support, peuvent être utilisées pour analyser de grandes quantités de données provenant de divers capteurs afin de détecter les défauts de roulements. Ces techniques peuvent apprendre à reconnaître les motifs associés aux défauts de roulements et fournir un diagnostic précis des défauts (Figure).

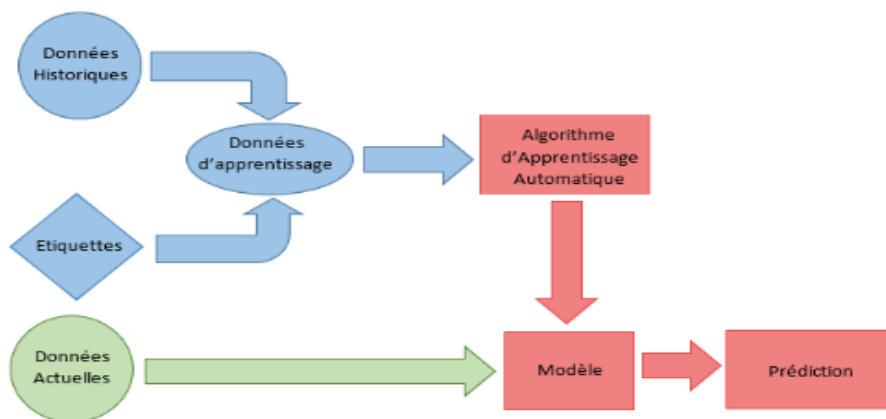


Figure I.17: Techniques d'apprentissage automatique et d'IA pour la détection des défauts

Chacune de ces techniques présente des avantages et des inconvénients. L'analyse des vibrations et la surveillance acoustique sont sensibles aux défauts de roulements en phase initiale, mais peuvent nécessiter un équipement spécialisé et une expertise. La surveillance de la température est relativement simple et économique, mais peut ne pas détecter les défauts avant qu'ils n'aient atteint un stade plus avancé. L'analyse de l'huile peut fournir des informations précieuses sur l'état des roulements et du lubrifiant, mais peut ne pas convenir à toutes les applications.

I.10 Conclusion :

En conclusion, ce chapitre met en évidence l'importance cruciale de la détection des défauts de roulement dans les machines asynchrones. Les roulements jouent un rôle essentiel dans le bon fonctionnement de ces machines, et tout défaut peut avoir un impact significatif sur leurs performances et leur durée de vie. Nous avons examiné en détail les divers types de défauts de roulement, tels que le désalignement, l'usure, la fatigue, les problèmes de lubrification et la contamination. De plus, nous avons exploré différentes techniques de détection et de diagnostic, .Le deuxième chapitre se concentre sur l'utilisation des techniques d'apprentissage automatique pour la détection des défauts de roulement, offrant des possibilités d'amélioration de la précision et de l'efficacité de la détection des défauts dans les machines asynchrones. Ces techniques permettent une détection plus précoce, un diagnostic plus précis et une maintenance proactive.

CHAPITRE II
L'apprentissage
Automatique

II.1 Introduction

L'apprentissage automatique, l'un des sous-domaines de l'intelligence artificielle, se concentre sur la création de systèmes capables d'apprendre ou d'améliorer les performances en fonction des données qu'ils traitent. L'intelligence artificielle est un terme général faisant référence à des systèmes ou des machines qui imitent l'intelligence humaine.

Pour qu'une machine apprenne, on utilise des données, qui sont des exemples, relativement riches, compilés dans un tableau appelé jeu de données, à partir duquel la machine va apprendre. Les méthodes d'apprentissage sont fortement inspirées de la façon dont les humains apprennent les choses. La méthode d'apprentissage dépend de la nature du problème étudié. Un algorithme d'apprentissage est le processus d'opérer sur des données pour obtenir un modèle, en l'occurrence prédictif. Selon la nature du problème étudié et la solution optimale, plusieurs familles d'algorithmes pour la classification et prédiction .

Dans ce chapitre, nous commencerons par introduire les concepts de base de l'apprentissage automatique. Et les algorithmes de l'apprentissage .

II.2 Historique

L'apprentissage automatique est une discipline jeune, au même titre que l'informatique et l'intelligence artificielle. Elle est au carrefour d'autres disciplines : philosophie, psychologie, biologie, logique, mathématiques. Les premières recherches remontent aux travaux statistiques des années 1920. Après la Seconde Guerre mondiale, les premières expériences sont devenues possibles. Puis, dans les années 1960, les perceptrons et les approches connexionnistes de la reconnaissance des formes ont été développés. L'accent mis sur les limites des perceptrons simples a stoppé toute recherche dans le domaine jusqu'à la renaissance des années 80. Les années 1970 ont été dominées par des systèmes mettant l'accent sur la connaissance, les systèmes experts, dont les limites se sont fait sentir dans les années 80, période durant laquelle une régression vers le connexionnisme s'est produite et un nouvel algorithme d'apprentissage [29].

Les mathématiciens commencent à s'éloigner des Le cadre cognitif de l'apprentissage considère le problème en termes d'optimisation, et de nouvelles méthodes telles que les arbres de décision ou l'induction de programmes logiques ont vu le jour. L'influence de la théorie statistique de l'apprentissage s'est véritablement révélée dans les années 1990 avec les travaux de Vapnik .

. Dans la dernière section de ce chapitre, nous introduisons différentes méthodes de classification.

II.3 Intelligence artificielle

L'intelligence artificielle (IA) est un domaine de l'informatique qui se concentre sur la création de systèmes et de machines capables d'effectuer des tâches qui nécessitent normalement l'intelligence humaine. L'objectif principal de l'intelligence artificielle est de développer des programmes et des algorithmes capables d'analyser, de comprendre, d'apprendre et de prendre des décisions de manière autonome.

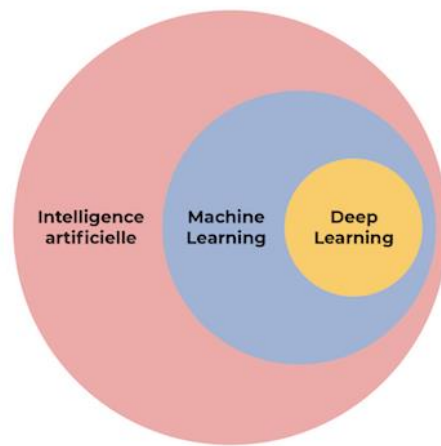


Figure II. 1: L'intelligence artificielle

II.4 .Concepts et Sources de l'apprentissage automatique

L'apprentissage humain consiste en plusieurs processus difficiles à décrire avec précision. La capacité d'apprentissage des humains confère un avantage évolutif décisif à leur développement. La « capacité d'apprentissage » fait référence à une gamme de compétences, telles que :

- ✓ Capacité à parler en observant les autres.
- ✓ Acquérir la capacité de lire, d'écrire et d'effectuer des opérations arithmétiques et logiques avec l'aide d'un tuteur.
- ✓ Acquérir des habiletés motrices et motrices par l'exercice. [22].

II.4.1. Qu'est-ce que l'apprentissage automatique

La capacité d'apprendre et de s'adapter à partir de l'expérience passée est une caractéristique essentielle des formes de vie supérieures. Il est essentiel pour les humains d'apprendre des bases telles que reconnaître les sons, les visages familiers, apprendre à comprendre ce qui se dit, marcher et parler pendant les premières étapes de la vie. L'apprentissage automatique est une tentative de comprendre et de Cette capacité à apprendre dans des systèmes artificiels. Il s'agit

d'un problème très schématique de conception d'algorithmes capables d'assimiler leurs propriétés à partir d'un grand nombre d'exemples (données correspondant à « l'expérience passée ») afin de pouvoir appliquer ce qu'ils ont ainsi appris à des cas futurs [31].

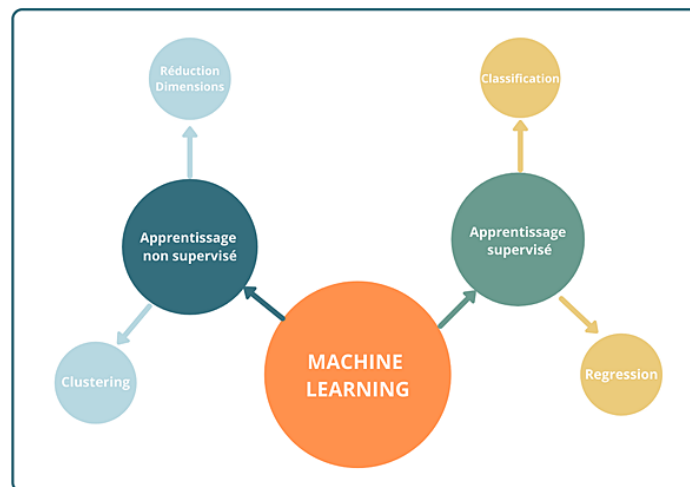


Figure II.. 2: Les différents sous-domaines du l'apprentissage automatique

II.4.2 .Définition

L'apprentissage automatique (machine learning en anglais), également connu sous le nom de machine Learning en anglais, est un sous-domaine de l'intelligence artificielle (IA) qui se concentre sur le développement de techniques permettant aux machines d'apprendre à partir de données et d'améliorer leur performance sans être explicitement programmées.

Dans l'apprentissage automatique, les algorithmes sont conçus pour analyser les données, détecter des schémas et des relations, et effectuer des prédictions ou des décisions basées sur ces informations. Ces algorithmes apprennent à partir d'exemples et à s'adapter aux nouvelles données, ce qui leur permet d'améliorer leurs performances au fil du temps. [29]

II.4.3 Modélisation

La modélisation dans l'apprentissage automatique fait référence à la création d'un modèle mathématique qui représente les relations entre les données d'entrée et les données de sortie dans un problème donné. Le modèle est construit à partir d'un ensemble d'algorithmes et de paramètres qui sont adaptés pour effectuer des prédictions ou prendre des décisions.

Le processus de modélisation dans l'apprentissage automatique implique généralement les étapes suivantes :

- Collecte des données : Les données sont recueillies et préparées pour l'entraînement du modèle. Cela peut inclure le nettoyage des données, la gestion des valeurs manquantes, la normalisation,
- Sélection du modèle : Différents types de modèles d'apprentissage automatique peuvent être utilisés en fonction du problème et des données disponibles. Cela peut inclure des modèles

linéaires, des arbres de décision, des réseaux de neurones, des machines à vecteurs de support (SVM)...

II.4.4 Domaines d'applications de l'apprentissage automatique

L'apprentissage automatique s'applique à un large éventail d'activités humaines, et s'applique particulièrement aux problèmes de prise de décision automatisée. Ce serait, par exemple ::

- Diagnostic médical basé sur la description clinique du patient
- Selon la situation personnelle du client, répondre à la demande de prêt bancaire du client
- Déclencher le processus d'alarme en fonction du signal reçu par le capteur
- Reconnaissance de forme
- Reconnaissance vocale et écrite
- Contrôle des processus et diagnostic des pannes*processus et de diagnostiquer des panes

II.4.5 Mémoriser n'est pas généraliser

Apprendre le mot dans le langage courant est ambigu. Il assigne des tâches complexes comme « réciter » de la poésie et apprendre à lire. Précisons la distinction

- Le premier type d'apprentissage correspond à un simple mémoire. Cependant, les ordinateurs modernes ont de vastes mémoires et peuvent mémoriser sans effort des encyclopédies entières, y compris des sons et des images.
- Le second type d'apprentissage est fondamentalement différent du premier car il fait largement appel à notre capacité à généraliser. Par conséquent, pour apprendre à lire, une personne doit être capable de reconnaître des mots écrits d'une manière qui n'a jamais été vue auparavant. [31]

II.5 Types d'apprentissage automatique

II.5.1 L'apprentissage supervisé

La plupart des apprentissages automatiques utilisent l'apprentissage supervisé.

L'apprentissage supervisé se compose de variables d'entrée (x) et de variables de sortie (Y). Vous utilisez un algorithme pour apprendre une fonction de mappage de l'entrée à la sortie.

$$Y=f(X)$$

L'objectif est de bien comprendre la fonction de mappage afin que lorsque vous avez de nouvelles données d'entrée (x), vous puissiez prédire la variable de sortie (Y) pour ces données. C'est ce qu'on appelle l'apprentissage supervisé car le processus d'extraction de l'algorithme de l'ensemble d'apprentissage peut être considéré comme l'enseignant qui supervise le processus d'apprentissage. Nous connaissons la bonne réponse, et l'algorithme fait des prédictions itératives sur les données d'apprentissage, corrigées par l'enseignant. L'apprentissage s'arrête lorsque l'algorithme atteint un niveau de performance acceptable. L'apprentissage supervisé se fait souvent dans le contexte de la classification et de la régression.

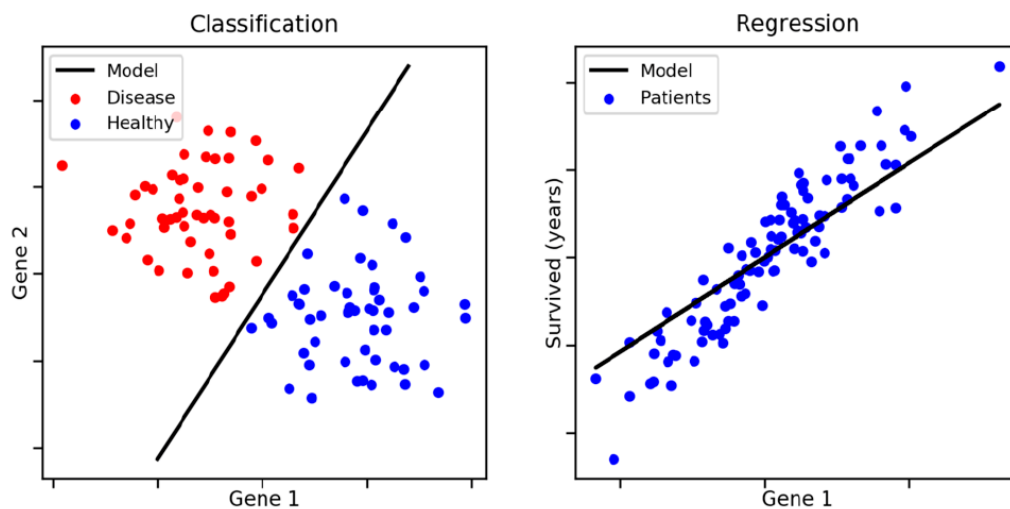


Figure II .3 : La Classification et de la Régression

❖ **Classification** : des problèmes de classification surviennent lorsque la variable de sortie est une classe, telle que « rouge », « bleu » ou « maladie » et « pas de maladie ».

exemple:

- Utilisé dans la finance et la banque pour détecter la fraude par carte de crédit (fraude, pas fraude).
- Détection de spam (spam, pas spam).
- Utilisé en marketing pour l'analyse des sentiments textuels (heureux, malheureux).
- En médecine, prédire si un patient a une maladie

❖ **Régression** : Les problèmes de régression surviennent lorsque la variable de sortie est à valeur réelle, telle que « dollars » ou « poids ».

exemple:

- Prédire les prix de l'immobilier
- Prévision des cours boursiers

Certains types de problèmes courants basés sur la classification et la régression incluent respectivement la prévision et la prévision de séries chronologique

II.5.2 L'apprentissage non-supervisé

L'apprentissage non supervisé implique de n'avoir que des données d'entrée (X) sans variables de sortie correspondantes. Le but de l'apprentissage non supervisé est de modéliser la structure sous-jacente ou la distribution dans les données afin d'en savoir plus sur les données. C'est ce qu'on appelle l'apprentissage non supervisé car, contrairement à l'apprentissage supervisé ci dessus, il n'a pas de bonnes réponses ou d'enseignants. Ces algorithmes sont laissés à leurs propres mécanismes pour découvrir et présenter des structures intéressantes dans les données. L'apprentissage non supervisé comprend deux classes d'algorithmes : les algorithmes de regroupement et les algorithmes d'association.

❖ **Regroupement**

Le clustering est le processus de séparation ou de division d'un ensemble de données en groupes de sorte que les ensembles de données appartenant au même groupe soient plus similaires les uns aux autres que les ensembles de données d'autres groupes. En bref, l'objectif est de séparer et d'affecter des groupes ayant des caractéristiques similaires à des clusters. Prenons un exemple. Imaginons que vous soyez le gérant d'un magasin de location et que vous souhaitiez comprendre les préférences des clients pour développer votre activité. Vous pouvez diviser tous les clients en 10 groupes en fonction de leurs habitudes d'achat et utiliser une stratégie distincte pour chacun des 10 groupes. C'est ce que nous appelons le regroupement.

❖ **Association :**

L'association consiste à découvrir des relations intéressantes entre des variables dans de grandes bases de données. Par exemple, les personnes qui achètent une nouvelle maison ont aussi tendance à acheter de nouveaux meubles. Il découvre la probabilité de co-occurrence d'éléments dans une collection. En résumé, le clustering consiste à grouper des points de données en fonction de leurs similitudes, tandis que l'association consiste à découvrir des relations entre les attributs de ces points de données.

II.5.3 apprentissage par renforcement :

communément utilisé dans les situations où un agent d'IA, comme une voiture autonome, doit fonctionner dans un environnement et où un retour d'information sur les bons ou mauvais choix est disponible avec un certain retard. Également utilisé dans les jeux dont le résultat ne peut être décidé qu'à la fin de la partie

II.6 apprentissage profond

L'apprentissage profond en anglais (Deep Learning) L'apprentissage profond repose sur les mêmes principes d'apprentissage que l'apprentissage automatique, mais avec une densité beaucoup plus élevée de neurones analytiques. Cela aide à éliminer la couche de perception. Dans ce cas, le réseau de neurones lui-même identifiera les caractéristiques discriminantes du problème. C'est pourquoi l'apprentissage en profondeur est souvent appelé "réseaux de neurones profonds". En ce qui concerne les couches de ces réseaux de neurones, cela s'appelle la "profondeur".

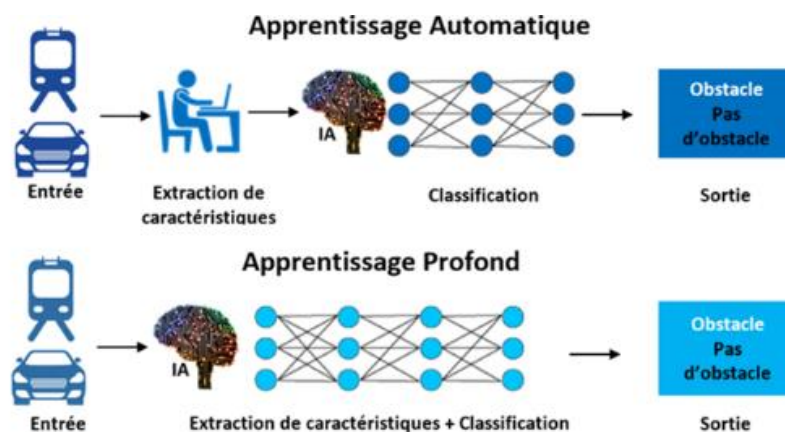


Figure II.4:L'apprentissage automatique vs L'apprentissage profond.

L'IA a un bel avenir grâce au deep learning. En fait, l'apprentissage en profondeur a permis de nombreuses applications pratiques dans l'apprentissage automatique et, par extension, dans le domaine général de l'intelligence artificielle. L'apprentissage en profondeur décompose les tâches de manière à rendre possible toutes sortes d'assistance machine. Des voitures sans conducteur, de meilleurs soins de santé préventifs, de meilleures recommandations de films sont tous là aujourd'hui ou bientôt. L'IA est le présent et l'avenir. Avec l'aide de l'apprentissage en profondeur, l'intelligence artificielle peut même atteindre le statut de science-fiction que nous avons longtemps imaginé. Récemment, des algorithmes de réseaux de neurones se sont inspirés de la structure biologique de notre cerveau et des interconnexions entre les neurones. Cependant,

Contrairement aux cerveaux biologiques, où n'importe quel neurone peut être combiné avec n'importe quel autre neurone, ces réseaux de neurones se lient les uns aux autres dans des directions spécifiques de propagation des données

II.7 Les algorithmes de l'apprentissage automatique supervisé

II.7.1 régression logistique

La régression logistique consiste à associer la variable à expliquer (la variable cible, également appelée variable dépendante) Y selon plusieurs variables explicatives x_1, x_2, \dots, x_n appelées variables prédictives.

Un modèle de régression logistique peut prédire la probabilité qu'un événement se produise (une valeur de 1) ou ne se produise pas (une valeur de 0) grâce à l'optimisation des coefficients de régression. Ce résultat varie toujours entre 0 et 1. Lorsque la valeur prédite est supérieure à 0,5, l'événement est susceptible de se produire, et lorsque la valeur est inférieure à 0,5, ce n'est pas le cas.

Les fonctions qui répondent le mieux à ces conditions est la fonction sigmoïde, définie sur \mathbb{R} , à valeurs dans $[0,1]$, qui permet de convertir la régression en une fonction de probabilité. Il s'écrit comme ceci :

$$\frac{1}{1+e^{-x}}$$

II.1

Graphiquement, cela correspond à une courbe en forme de S avec des limites à 0 et 1 lorsque x tend vers $-\infty$ et $+\infty$ respectivement, passant par $y = 0,5$ à $x = 0$. [32]

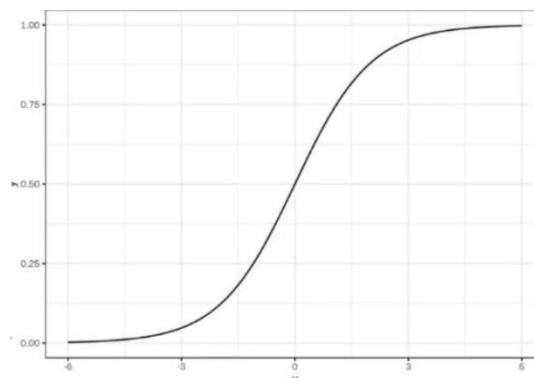


Figure II. 5: algorithme régression logistique

II.7.2 SVM

SVM est un algorithme qui utilise des transformations non linéaires données d'entraînement. Ils projettent les données d'entraînement dans un espace Dimensions supérieures à leur espace d'origine. Dans ce nouvel espace, ils Trouver l'hyperplan qui permet la meilleure séparation linéaire des données Entraînez-vous avec des vecteurs de support et des marges définies par ceux-ci transporteur. La technologie SVM est l'une des techniques classiques d'exploration de données. Elle est l'une des méthodes d'apprentissage pour obtenir de meilleures notes que les méthodes statistiques traditionnelles classification. L'algorithme implémenté dans l'outil Weka est la version SMO développée John Platt (Platt, 1998). Il remplace toutes les valeurs manquantes et convertit L'attribut nominal du binaire. Par défaut, il normalise tous les attributs ; donc La sortie est basée sur ces attributs normalisés plutôt que sur les données brutes. Il Uniquement pour les problèmes de classification.

II.7.2.1 L'algorithme SVM linéaire

également connu sous le nom de SVM avec une fonction de noyau linéaire, est un modèle d'apprentissage automatique pour la classification binaire. Utilisez cet algorithme lorsque les données peuvent être séparées par une limite linéaire dans l'espace des caractéristiques [32]

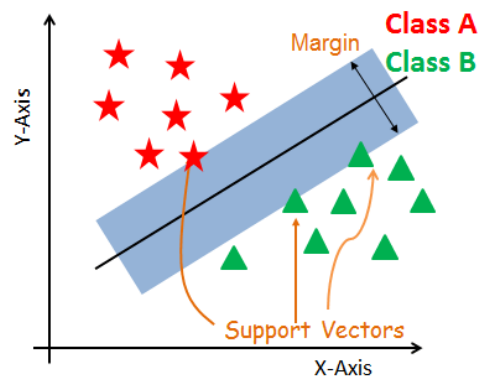


Figure II.6: algorithme SVM

II.7.3 la forêt aléatoire

La méthode de la forêt aléatoire a été développée par Breiman et Cutler en 2001. il C'est une méthode efficace pour la classification et la régression globale En construisant un grand nombre d'arbres de décision au moment de la formation (Gadhvi et Madhu, 2013). Puis prédisez ou classez selon Les systèmes de vote majoritaire dans ces différents arbres. les règles Les forêts aléatoires cherchent alors à exploiter cette instabilité en les agrégeant entre eux. Les forêts aléatoires sont construites en concevant un arbre sur sous - échantillonnage

Échantillon aléatoire (ou "hors sac"). Ensuite, pour le Construire, sélectionner des sous-ensembles pour lesquels $q \leq P$ (variables explicatives) randomisés et utilisés pour leurs élaborations respectives. Le but de cette approche est de rendre l'arbre construit plus autonome. Entre eux, offre de meilleures performances lorsqu'il est regroupé dans des forêts. L'avantage de cette méthode est qu'elle peut même être utilisée à partir de Haute dimensionnalité et mise en œuvre facile. Utilisation de forêts aléatoires Permet également de surmonter toute phase de taille et avec Multicolinéarité des variables (Mayotte, 2015) [32]

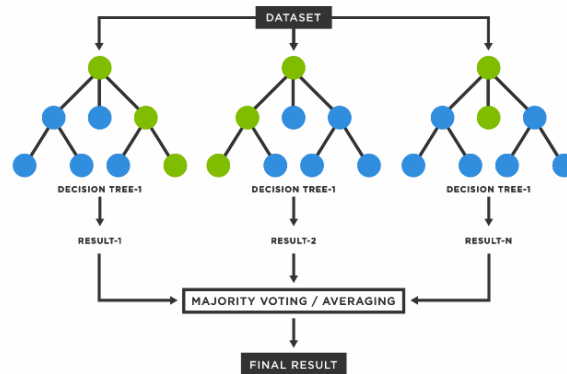


Figure II.7 : algorithme forêts aléatoires

II.7.4 K nearest neighbors (KNN) :

L'algorithme des K plus proches voisins ou K-nearest neighbors (kNN) est un algorithme de Machine Learning qui appartient à la classe des algorithmes d'apprentissage supervisé simple et facile à mettre en œuvre qui peut être utilisé pour résoudre les problèmes de classification et de régression. Son fonctionnement est de classer de nouveaux points de données en fonction de leur similarité avec des points de données voisins. Strictement parlant, l'algorithme du k-plus proche voisin ne nécessite pas de phase d'apprentissage, Seul l'ensemble de données d'entraînement est stocké. [32]

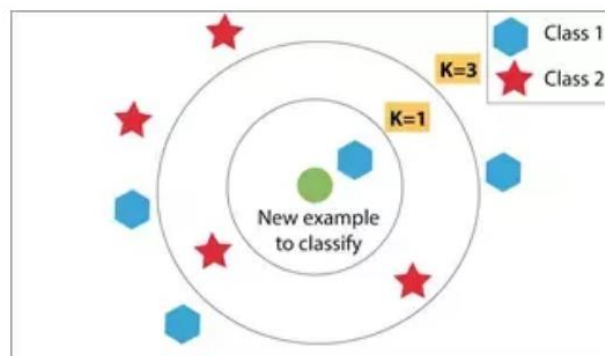


Figure II.8 algorithme K nearest neighbors (KNN)

II.7.5 Adaboost

La méthode Adaboost (Adaptive Boosting) permet de combiner plusieurs règles Créez-en simplement un plus efficace. L'algorithme Adaboost a été proposé Dans Freund et Schapire (1996). L'idée de base du Boosting est de combiner 71 "règles" simples pour créer un ensemble dont la performance pour chaque élément est mieux que dans l'ensemble. Il existe plusieurs variantes de la méthode Boosting, dont la méthode AdaBoost.M 1 est conçue pour Classification. Cette méthode peut utiliser n'importe quel algorithme d'apprentissage Classification. Cependant, l'algorithme d'apprentissage doit pouvoir gère les instances pondérées (le poids doit être un nombre positif). La présence des poids d'instances change la manière de calculer l'erreur par le classificateur qui correspond à la somme des poids des instances mal classifiées divisée par le poids total de toutes les instances, au lieu de la fraction des instances mal classifiées [32]

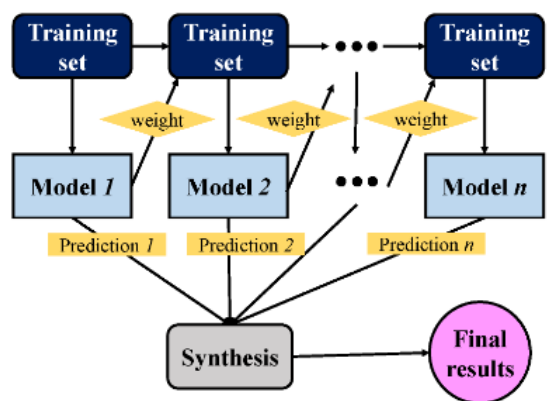


Figure II.9: algorithme Adaboost

II.7.6 Logitboost

Les fondateurs de la méthode AdaBoost, Freund et Schapire, ont été Les tentative d'amélioration de cet algorithme expliquent l'émergence de plusieurs variants Cette approche optimise la modération de différentes manières. nous sommes intéressés par L'algorithme LogitBoost qui résout le mieux les problèmes de classification Selon la règle de Bayes, basée sur la probabilité $P(y) = [j / x]$ ou la détermination de j Indique la catégorie à laquelle appartient l'observation x . ça minimize Critères d'ajustement d'un modèle de régression logistique en optimisant le logarithme Possibilités (Bahri et Maddouri, 2008). La différence entre Adaboost et Logitboost vient de la fonction de coût à minimiser lors de l'apprentissage, qui est la fonction de coût de la régression logistique Dernier. [32]

II.7.7 XGBoost

XGBoost est un acronyme pour Extrême Gradient Boosting, un algorithme d'apprentissage automatique populaire qui appartient à la famille des méthodes de gradient boosting. Il a été développé et proposé par Tianqi Chen en 2014, il a gagné en popularité en raison de son efficacité et de sa polyvalence dans la résolution d'un large éventail de problèmes d'apprentissage automatique. XGBoost est une méthode d'apprentissage d'ensemble qui combine les prédictions de plusieurs apprenants faibles (généralement des arbres de décision) pour créer un modèle prédictif puissant. Il fonctionne en ajoutant de manière itérative de nouveaux arbres de décision pour corriger les erreurs commises par les arbres précédents. Ce processus itératif minimise une fonction de perte qui mesure la différence entre les valeurs prédites et réelles de la variable cible [32]

II.7.8 Gradient boosting

LightGBM suit les mêmes principes que les autres algorithmes d'amplification de gradient, combinant plusieurs apprenants faibles (généralement des arbres de décision) pour former un modèle prédictif solide. Il forme itérativement des ensembles, en se concentrant sur la minimisation des résidus des prédictions précédentes. [32]

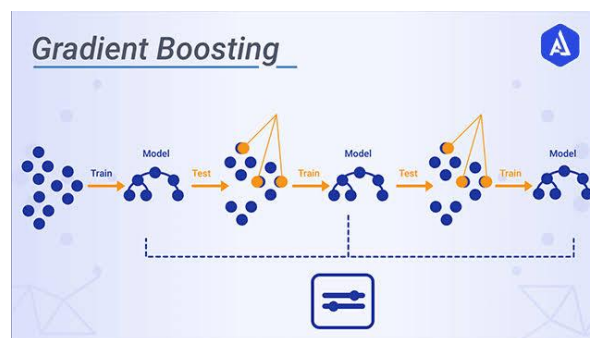


Figure II.10: algorithme Gradient boosting

II.7.9 Arbre de décision

Un arbre de décision est une séquence hiérarchique de règles logiques qui permet de diviser une base d'échantillon en sous-groupes en fonction des valeurs des variables d'entrée. L'arbre est construit en classant les exemples en recherchant les paramètres les plus discriminants à chaque niveau. Différents algorithmes peuvent être utilisés pour développer l'arborescence. Les arbres de décision ont suscité un grand engouement pour la fouille de données car ils sont simples et rapides, tout en récupérant de manière compréhensible la relation existante entre les variables d'entrée et le phénomène à modéliser. [32]

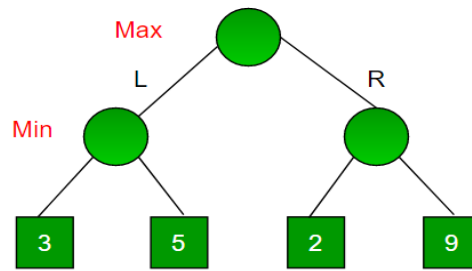


Figure II.11: algorithme Arbre de décision

II.7.10 Réseaux Neuronaux Récurrents (RNN)

Les Réseaux Neuronaux Récurrents (RNN) sont une variante très importante de réseaux neuronaux lourdement utilisés dans le traitement de langue naturelle. Ils sont appelés récurrents car ils effectuent la même tâche pour chaque élément d'une séquence, la sortie dépendant des calculs précédents. Une autre façon de penser aux RNN est qu'ils ont une « mémoire » qui capture des informations sur ce qui a été calculé jusqu'à présent. En théorie, les RNN peuvent utiliser des informations dans des séquences arbitrairement longues, mais en pratique, ils se limitent à ne regarder que quelques étapes en arrière. Les RNN sont une classe de réseaux de neurones qui permettent aux prédictions antérieures d'être utilisées comme entrées, par le biais d'états cachés. Ils sont de la forme montrée dans la Figure

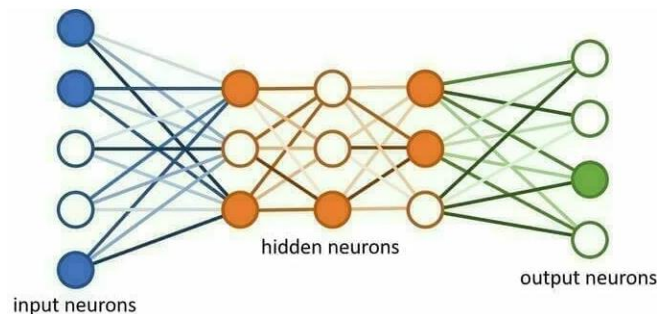


Figure II.12: algorithme Réseaux Neuronaux Récurrents (RNN)

II.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'apprentissage automatique et domaine l'application et ses types, et les algorithmes.

Le chapitre suivant on applique les algorithmes de l'apprentissage automatique supervisé pour la détection et classification défauts de roulement.

Chapitre III :

Résultat et Discussion

III.1 Introduction

Ce chapitre se divise en deux parties : la première partie est consacrée à l'implémentation de du modèle proposé. Là où les différents choix d'implémentation sont présentés comme l'environnement de développement, les bibliothèques utilisées et les résultats de paramétrage effectué. La deuxième partie montre les différents tests réalisés, les résultats obtenus avec les discussions et les comparaisons avec des travaux reliés.

III.2 Description de l'ensemble de données

Dans cette section, les données de vibration du référentiel de données pronostiques de la NASA sont utilisées. Les données ont été générées par le Center for Intelligent Maintenance Systems ([IMShttp://www.imscenter.net](http://www.imscenter.net)) de NSF avec le soutien de Rexnord Corp. à Milwaukee, La configuration d'essai composée de quatre roulements à double rangée sur un arbre est illustrée dans Figure III.1 L'arbre est entraîné par une courroie couplée à un moteur à vitesse constante de 2000 RPM tout au long de la collecte de données processus. Les débris collectés par bouchon magnétique sont utilisés pour indiquer la dégradation de la santé des roulements. Les données sont collectées jusqu'à ce que les débris accumulés qui adhèrent au magnétique prise dépasse un niveau de seuil fixé. Les données de vibration sont recueillies à 20 kHz pendant une seconde à partir d'accéléromètres installés sur chaque logement de roulement une fois toutes les vingt minutes pendant trente-cinq jours. Les données ont 20 480 points à chaque enregistrement avec un taux d'échantillonnage de 20 kHz. Le défaut de roulement proposé algorithme de détection est appliqué aux données collectées à partir d'accéléromètre monté sur palier 4 qui développe un défaut de bague extérieure. Roulements à double rangée Rexnord ZA-2115 avec 16 rouleaux dans chaque rangée sont utilisés dans le banc d'essai illustré dans la Figure III.1 Les roulements à double rangée Rexnord ZA-2115 ont un diamètre de pas de 2,815 po, diamètre de rouleau de 0,331 po, et un angle de contact conique de $15,17^\circ$. Alors, (1) donnerait l'extérieur fréquence de vibration fondamentale de course de 236 Hz à rotation vitesse de 2000 tr/min.

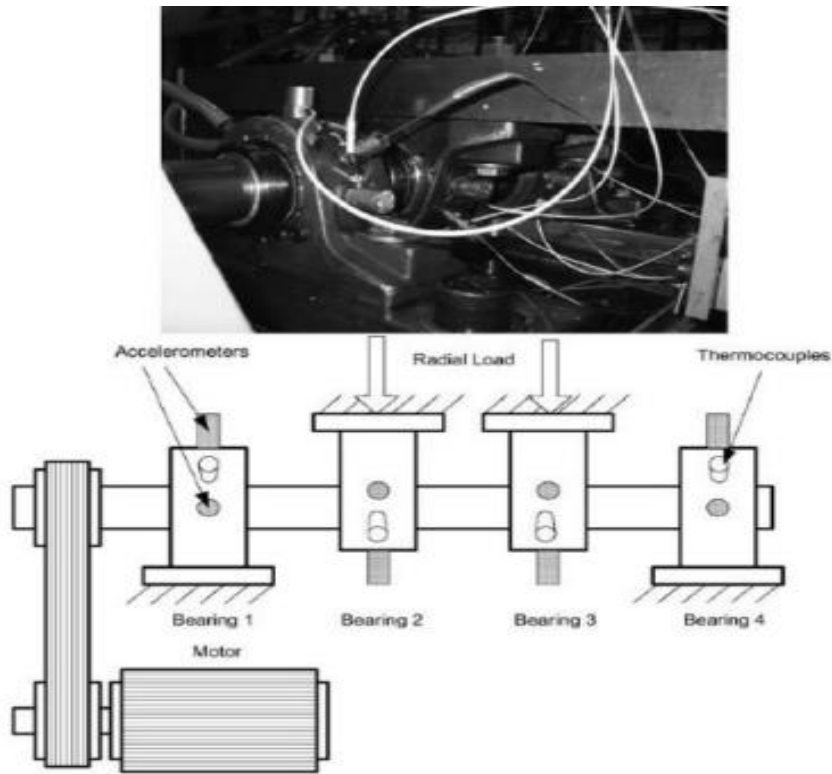


Figure III. 1: illustration du banc d'essai de roulement et du placement du capteur

III.3 Environnements de travail

III.3.1 Python : Python est devenu le langage de programmation le plus utilisé par les informaticiens ces dernières années. Ce langage s'est propulsé au sommet de la gestion d'infrastructure, de l'analyse de données ou du développement de logiciels. En particulier, Python permet aux développeurs de se concentrer sur ce qu'ils font plutôt que sur la façon dont ils le font. Il libère les développeurs des contraintes formelles qui tourmentaient leur temps avec les langages plus anciens. Par conséquent, développer du code en Python est plus rapide que dans d'autres langages [33]



Figure III. 2: python

III.3.2 Google Colab : Co laboratoire ou " Colab ". Vous permet d'écrire et d'exécuter le code Python de votre choix via le navigateur. Fourni par Google (gratuit), basé sur Jupyter Notebook,

destiné à la formation et à la recherche en apprentissage automatique. La plateforme permet de former des modèles de machine learning directement dans le cloud. Colab permet :

- Améliorer les compétences de codage dans le langage de programmation Python.
- Développez des applications d'apprentissage en profondeur à l'aide de bibliothèques Python populaires telles que Keras, Tensor Flow, PyTorch et Open CV..
- Utilisez un environnement de développement (Jupyter Notebook) qui ne nécessite aucune configuration, mais ce qui distingue Colab des autres services, c'est qu'il peut accéder au processeur graphique GPU, qui est entièrement gratuit. [33]

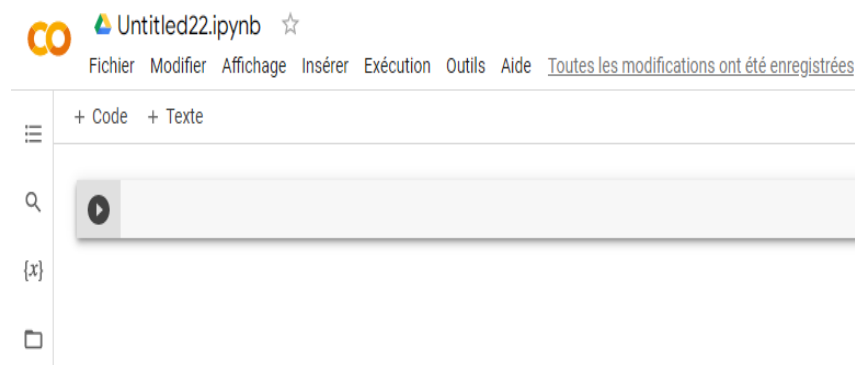


Figure III. 3: Google Colab

III.3. 3 Anaconda : Anaconda est une distribution scientifique de Python. Vous permet d'écrire et d'exécuter le code Python de votre choix via le navigateur. Fourni par anaconda Enterprise (gratuit), utilisant Jupyter Notebook, destiné à la formation et à la recherche en apprentissage automatique.. [33]



Figure III. 4: Anaconda

III.3.4 Bibliothèques essentielles pour l'apprentissage automatique en Python

- Pandas

Bibliothèque open source, sous licence BSD (Berkeley Software Distribution), fournit des structures de données puissantes et faciles à utiliser et des outils d'analyse de données pour le langage de programmation Python

- Matplotlib

Bibliothèque complète pour créer des visualisations statiques, animées et interactives en Python

- Matplotlib

Bibliothèque de visualisation de données Python basée sur matplotlib. Il fournit une interface avancée pour dessiner attrayant et Riche en contenu.

- NumPy

Le package de base pour le calcul scientifique en Python. Il s'agit d'une bibliothèque Python qui fournit des objets de tableau multidimensionnel, divers objets dérivés tels que des tableaux et des matrices cachés, et diverses routines pour des opérations de tableau rapides, y compris des opérations mathématiques, logiques, de forme, de tri, de sélection, d'entrée/sortie, de transformation de Fourier discrète, de base algèbre linéaire, opérations statistiques de base, simulation stochastique, etc.

- Sklearn

Un module Python qui intègre des algorithmes d'apprentissage automatique classiques dans le monde des packages scientifiques Python étroitement liés (numpy, scipy, matplotlib)

III.4 prétraitement des données

- Importation des bibliothèques requises

Nous devons importer Numpy et Pandas. Numpy est un paquet contenant Fonctions mathématiques, pour le calcul scientifique, et Pandas pour importer et gérer des jeux de données. Ici, nous importons les bibliothèques pandas et Numpy et spécifions les raccourcis "pd" et "np" respectivement.

```
#importing necessary libraries
import os
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import scipy
from scipy.stats import entropy
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import accuracy_score, f1_score
from sklearn import preprocessing
import xgboost as xgb
import catboost as cb
import lightgbm as lgbm
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.neural_network import MLPClassifier
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.gaussian_process import GaussianProcessClassifier
from sklearn.gaussian_process.kernels import RBF
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier, AdaBoostClassifier
from sklearn.naive_bayes import GaussianNB
from sklearn.discriminant_analysis import QuadraticDiscriminantAnalysis
import plotly.express as px
import plotly.graph_objects as go
import optuna
import opendatasets as od
```

Figure III. 5: Importation des bibliothèques

- Importation de l'ensemble de données

Le jeu de données est fourni au format .csv. Les fichiers CSV stockent les données tabulaires en texte brut. Chaque ligne du fichier est un enregistrement de données. Nous lisons un fichier CSV local en tant que bloc de données en utilisant la méthode `read_data` de la bibliothèque pandas.

- pré préparation des données

Le préparation des données est une étape importante dans l'analyse des données. Cela implique de préparer et de traiter des données brutes afin de les rendre disponibles pour analyse. Voici quelques techniques courantes de nettoyage des données à l'aide de Python

-Valeur manquante

Les valeurs manquantes, également appelées données manquantes, se produisent lorsque certains points de données ou valeurs ne sont pas disponibles dans l'ensemble de données. Les valeurs manquantes peuvent survenir pour un certain nombre de raisons, notamment des erreurs de saisie de données, une panne d'équipement, la non-réponse aux enquêtes ou des omissions intentionnelles.

- Valeur des valeurs aberrantes

Les valeurs aberrantes sont des valeurs qui sont significativement différentes des autres valeurs de l'ensemble de données. Ils peuvent être anormalement élevés ou bas par rapport au reste des points de données. Des valeurs aberrantes peuvent survenir pour diverses raisons, telles qu'une erreur de mesure, une erreur expérimentale ou des événements vraiment rares.

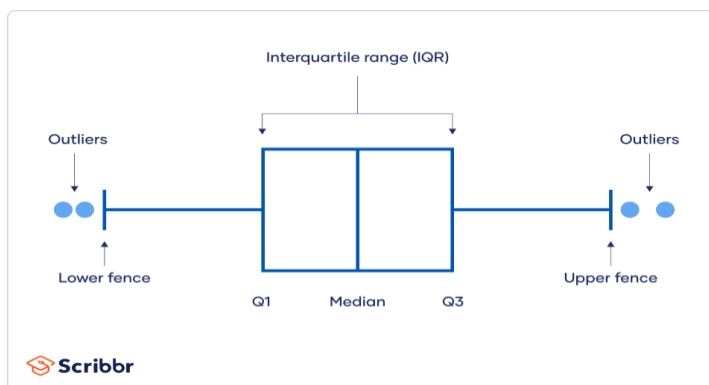


Figure III. 6: Valeur des valeurs aberrantes

- Normalisation des données

La plupart du temps, dans l'apprentissage automatique, les ensembles de données sont de différents ordres de grandeur. Cette différence d'échelle peut entraîner une dégradation des performances. Pour pallier ce problème, une préparation informatique existe. Pour ramener nos variables au même ordre de grandeur, nous allons appliquer un processus appelé : feature

scaling. paquet sklearn. Le prétraitement propose la classe Min Max dardScaler, qui peut être appliquée lorsque les données varient à différentes échelles. À la fin de cette transformation, les caractéristiques seront contenues dans un intervalle fixe [0,1], et la normalisation peut être effectuée par la technique Min-Max Scaling. La conversion se fait à l'aide de la formule suivante

$$X_{normalise} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad III.1$$

Avec :

- X_{min} : la plus petite valeur observée pour la facture X
- X_{max} : la plus grande valeur observée pour la facture X

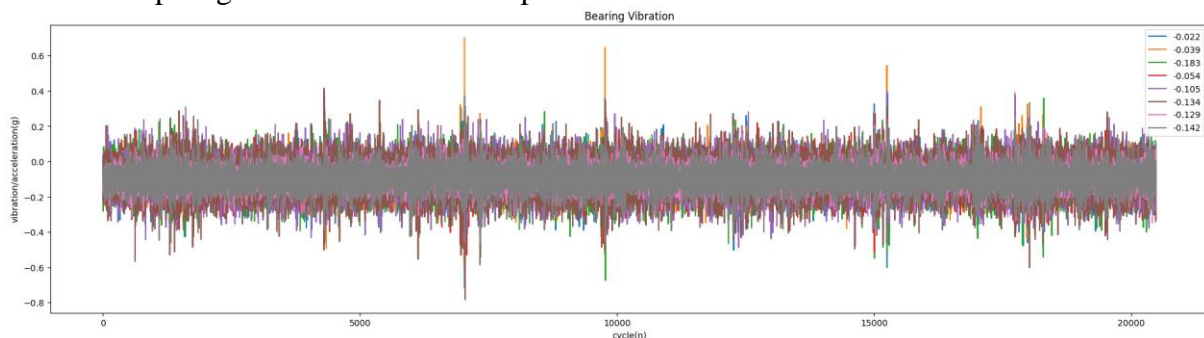


Figure III.7: signal de vibration

III.5 Extraction des indicateurs

- **Kurtosis** : longueur des queues d'une distribution de signal, ou de manière équivalente, degré de tendance du signal aux valeurs aberrantes. Le développement de défauts peut augmenter le nombre de valeurs aberrantes, et donc augmenter la valeur de la métrique d'aplatissement.

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

- **Skewness** : Asymétrie d'une distribution de signal. Les défauts peuvent avoir un impact sur la symétrie de la distribution et donc augmenter le niveau d'asymétrie.

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

- **Facteur de forme**: RMS divisé par la moyenne de la valeur absolue. Le facteur de forme dépend de la forme du signal tout en étant indépendant des dimensions du signal.

$$\frac{x_{rms}}{\bar{x}} \quad III.4$$

- **Impulsion** : Comparez la hauteur d'un pic au niveau moyen du signal.

$$\frac{\text{max value}}{\bar{x}} \quad III.5$$

- **Rms** : L'extraction de caractéristiques fait référence au processus de sélection ou d'extraction d'informations ou de caractéristiques pertinentes à partir de données brutes. Dans le cadre de l'extraction de caractéristiques utilisant RMS (Root Mean Square), RMS peut être utilisé comme caractéristique pour représenter certaines caractéristiques d'un signal ou d'une série temporelle.

$$x_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x)^2} \quad III.6$$

- **Moyenne absolue** : La "moyenne absolue" (Absolute Mean en anglais) peut être utilisée comme une caractéristique dans l'extraction de caractéristiques d'un ensemble de données. Elle représente la moyenne des valeurs absolues des points de donn

$$X = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad III.7$$

- **Écart type** : L'écart type (standard deviation en anglais) peut être utilisé comme une caractéristique dans l'extraction de caractéristiques d'un ensemble de données. L'écart type mesure la dispersion des valeurs par rapport à la moyenne et peut donner une indication de la variabilité des données.

$$\alpha = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad III.8$$

- **Facteur de dégagement** : valeur de crête divisée par la valeur moyenne au carré des racines carrées des amplitudes absolues. Pour les machines tournantes, cette caractéristique est maximale pour les roulements sains et continue à diminuer pour la bille défectueuse, la bague extérieure défectueuse et la bague intérieure défectueuse respectivement. Le facteur de jeu a la capacité de séparation la plus élevée pour les défauts de bague intérieure défectueuse

$$x_{clear} = \frac{x_p}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{|x_i|}\right)^2} \quad III.9$$

- **Entropie** : L'entropie est une mesure de l'incertitude ou de la complexité d'un ensemble de données. Elle peut être utilisée comme une caractéristique dans l'extraction de caractéristiques pour représenter la distribution ou la variabilité des valeurs dans un ensemble de données.

$$H(X) = -\sum_{i=1}^N P(x_i) \log P(x_i) \quad III.10$$

- **Peak to Peak** : Le "Peak to Peak" (Pic à Pic en français) peut être utilisé comme une caractéristique dans l'extraction de caractéristiques d'un ensemble de données. Il représente la différence entre la valeur maximale et la valeur minimale d'un signal ou d'une série de données.

$$x_p = \text{valeur max} - \text{valeur min} \quad III.11$$

- **Facteur de crête** : valeur de crête divisée par la valeur efficace. Les défauts se manifestent souvent d'abord par des changements dans la crête d'un signal avant de se manifester dans l'énergie représentée par la moyenne quadratique du signal. Le facteur de crête peut fournir une alerte précoce pour les défauts lorsqu'ils se développent pour la première fois.

$$x_{clear} = \frac{\text{max value}}{x_{rms}} \quad III.12$$

III.6 les résultats du calcul des caractéristiques

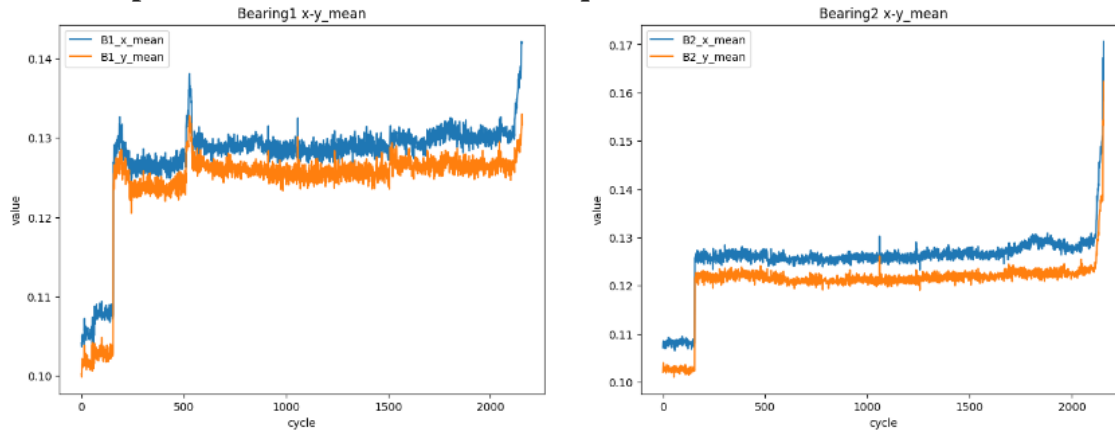
	Unnamed: 0	B1_X_mean	B1_X_std	B1_X_skew	B1_X_kurtosis	\
0	2003-10-22 12:06:24	0.104148	0.081124	-0.029900	1.069800	
1	2003-10-22 12:09:13	0.103651	0.079519	-0.070118	1.161960	
2	2003-10-22 12:14:13	0.105039	0.080220	-0.041579	0.986724	
3	2003-10-22 12:19:13	0.104900	0.080828	0.005235	1.034758	
4	2003-10-22 12:24:13	0.104779	0.082038	-0.060123	1.110658	
...	
2151	2003-11-25 16:07:32	0.138784	0.120934	0.000689	0.477060	
2152	2003-11-25 23:13:21	0.142147	0.129748	-0.052217	0.555174	
2153	2003-11-25 23:19:56	0.142098	0.128376	-0.080830	0.383461	
2154	2003-11-25 23:29:56	0.141889	0.126898	-0.009047	0.515840	
2155	2003-11-25 23:39:56	0.142014	0.128898	-0.040078	0.557871	

	B1_x_entropy	B1_x_rms	B1_x_max	B1_x_p2p	B1_x_crest	...	B4_y_skew
0	4.803057	0.124617	0.720	1.108	5.777714	...	0.008208
1	4.844846	0.123812	0.654	1.042	5.282223	...	-0.053721
2	4.889311	0.125249	0.623	0.940	4.974097	...	0.047069
3	4.852691	0.125200	0.598	1.055	4.776357	...	0.021169
4	4.889993	0.125621	0.623	1.011	4.959370	...	0.008713
...
2151	5.204127	0.168642	0.669	1.145	3.966977	...	-0.018975
2152	5.191541	0.174977	0.803	1.316	4.589186	...	-0.021172
2153	5.283214	0.174572	0.710	1.159	4.067083	...	-0.076739
2154	5.249904	0.173459	0.776	1.298	4.473683	...	-0.037235
2155	5.121538	0.174185	0.808	1.438	4.638747	...	0.051843

	B4_y_kurtosis	B4_y_entropy	B4_y_rms	B4_y_max	B4_y_p2p	B4_y_crest
0
1
2
3
4
...
2151
2152
2153
2154
2155

Figure III. 8: les résultats du calcul des caractéristiques

III.6.1 représentation les inducteur des quatre roulement



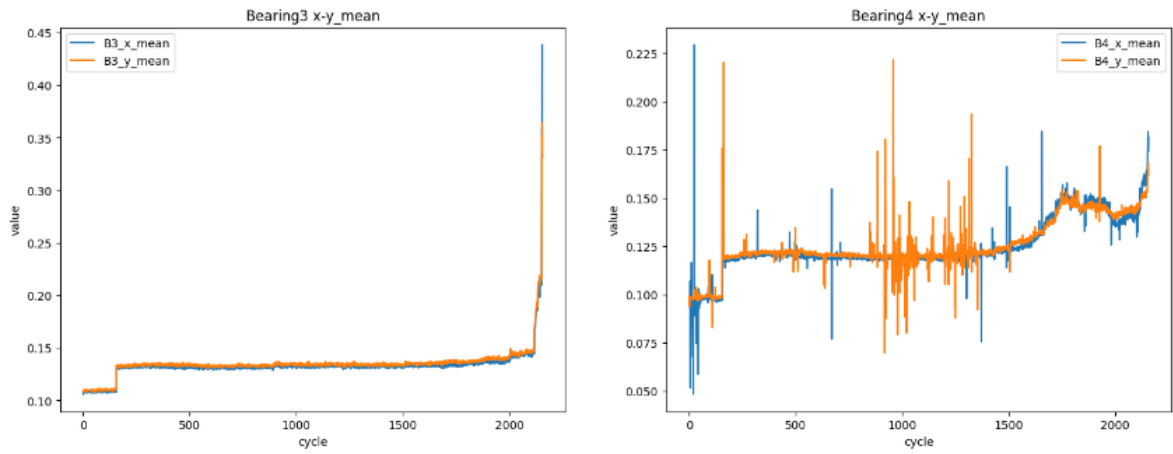


Figure III. 9: Extraction de l'inducteur mean pour signaux vibration de quatre roulement

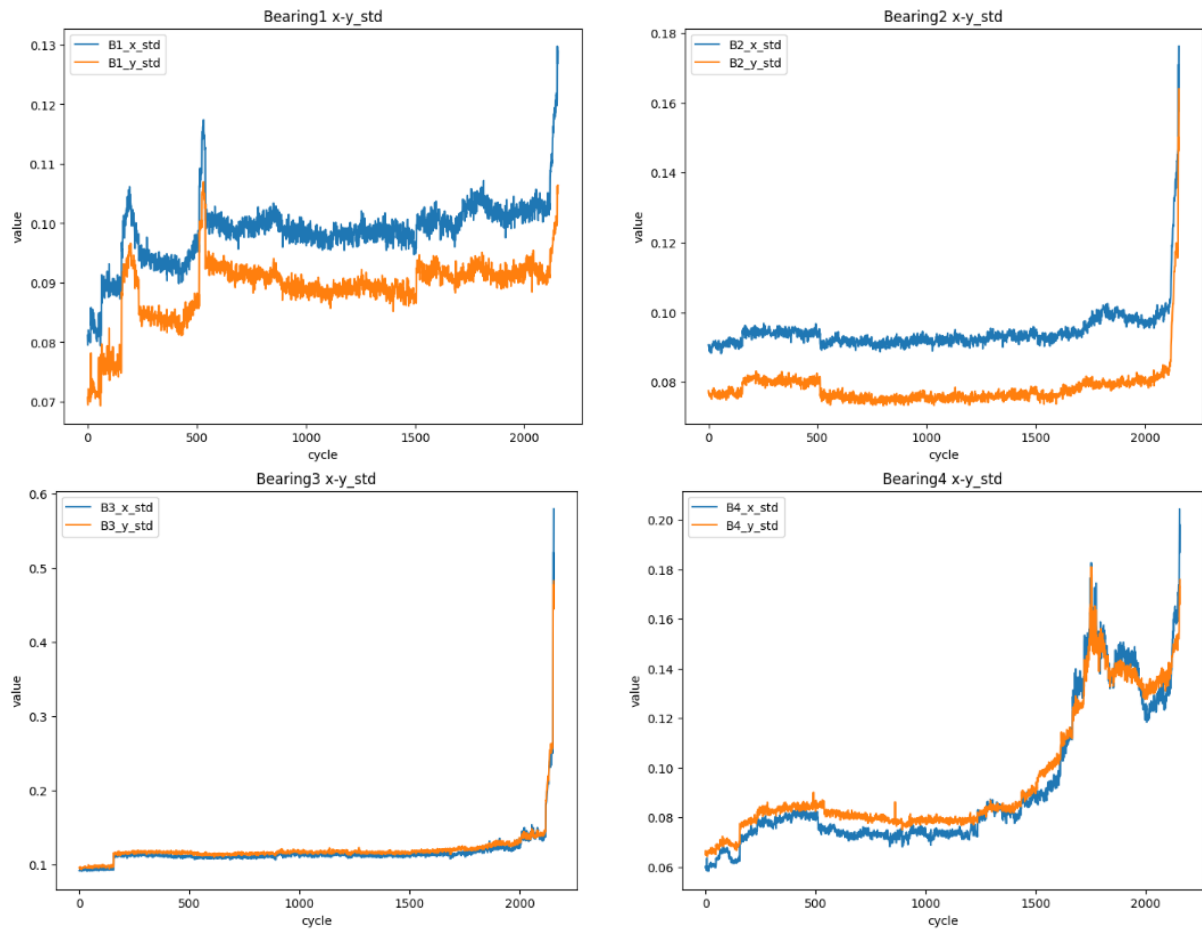


Figure III. 10 : Extraction de l'inducteur std pour signaux vibration de quatre roulement

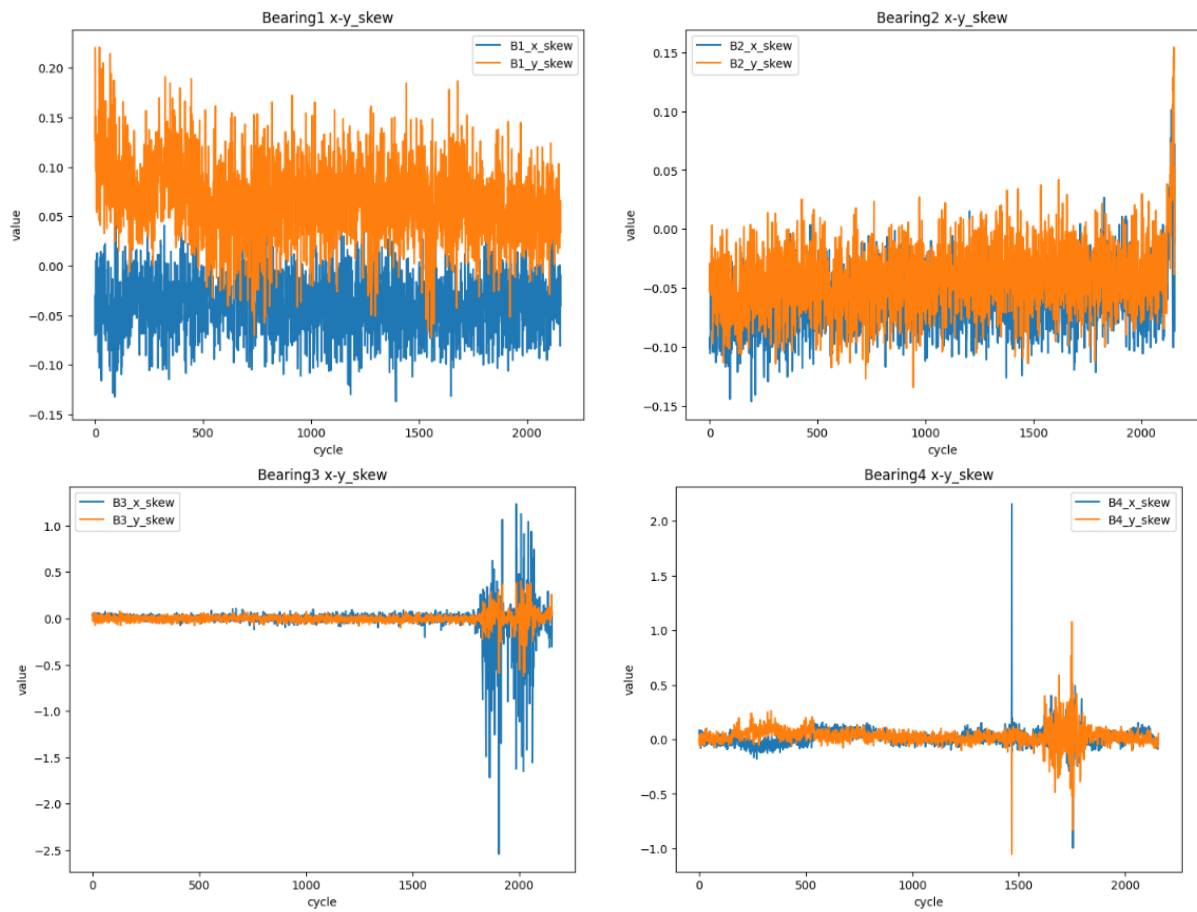


Figure III. 11: Extraction de l'inducteur skew pour signaux vibration de quatre roulement

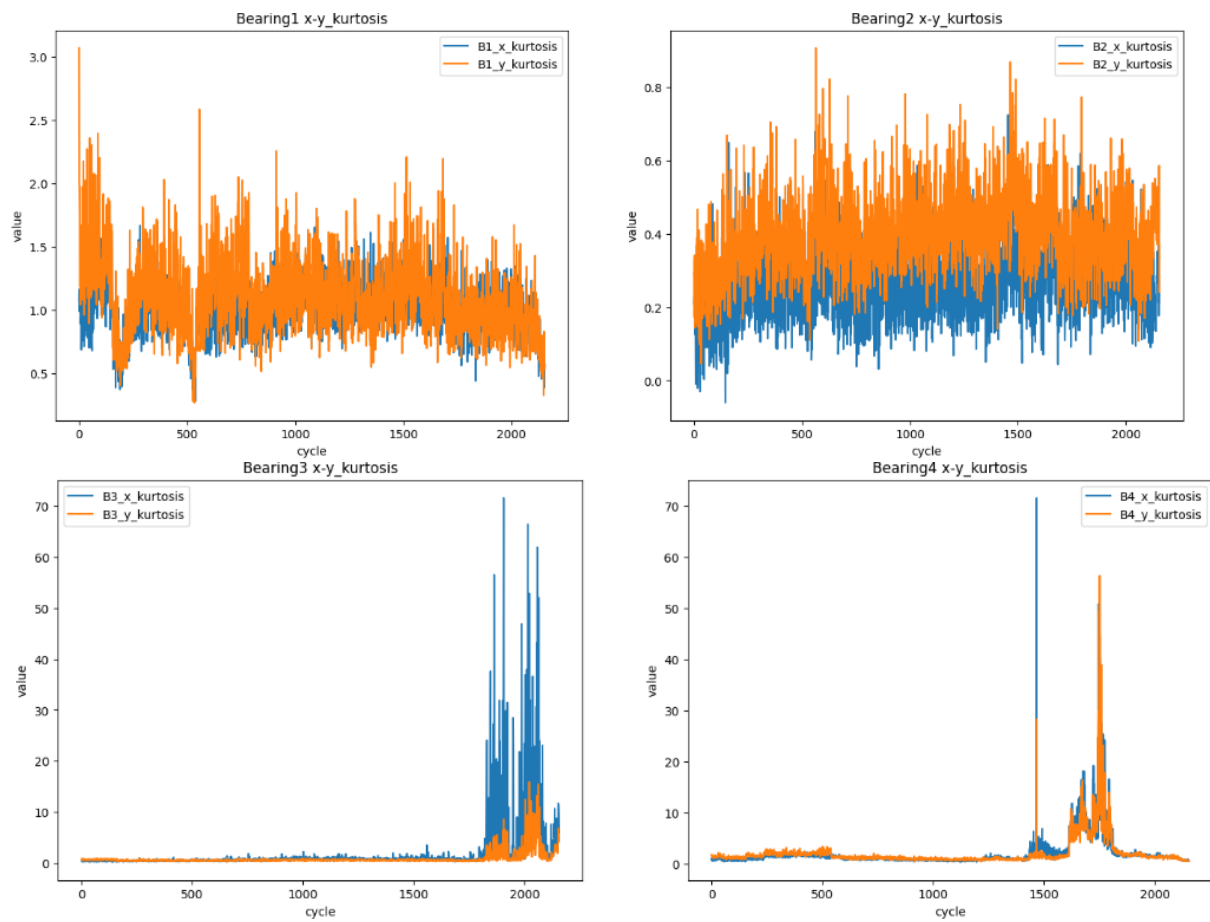


Figure III. 12 : Extraction de l'inducteur kurtosis pour signaux vibration de quatre roulement

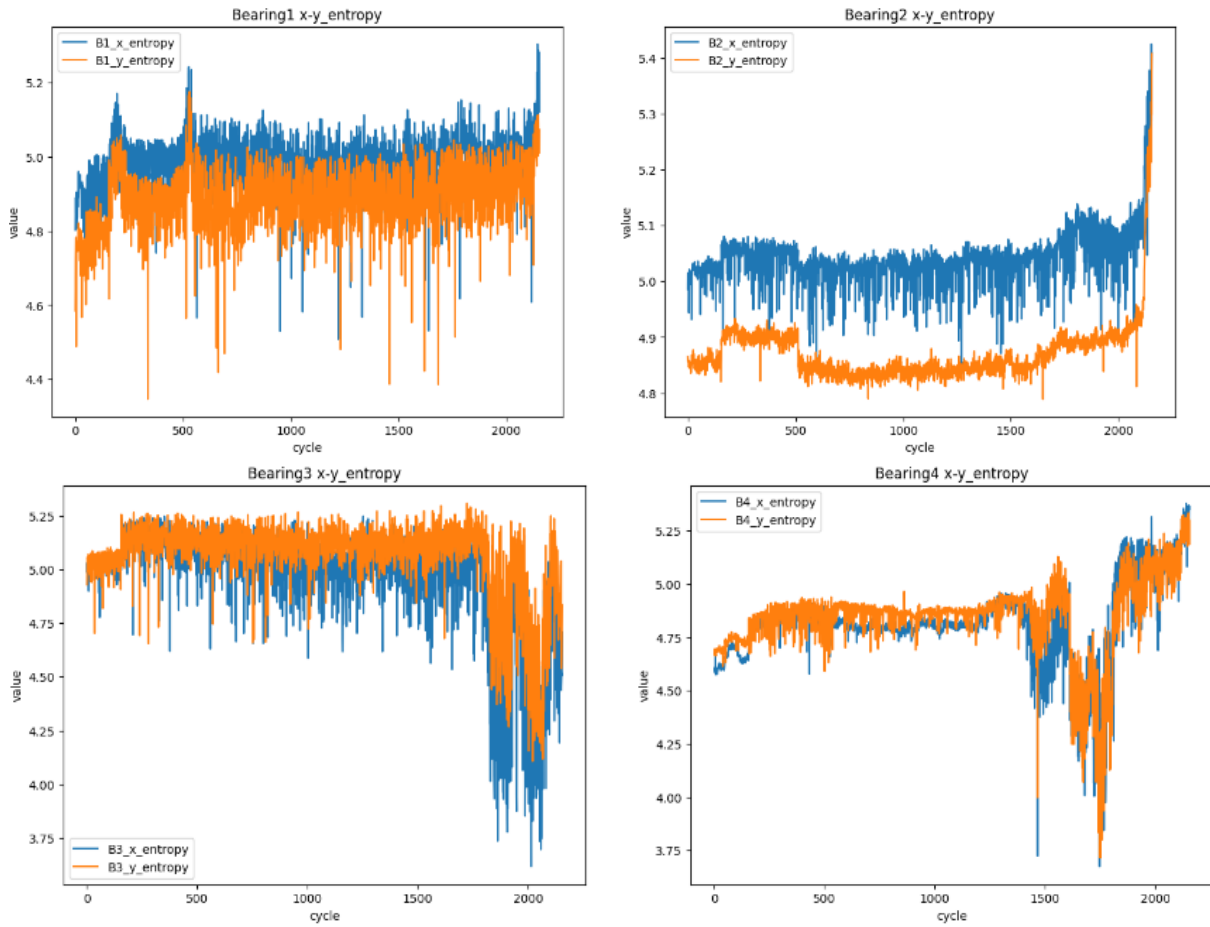
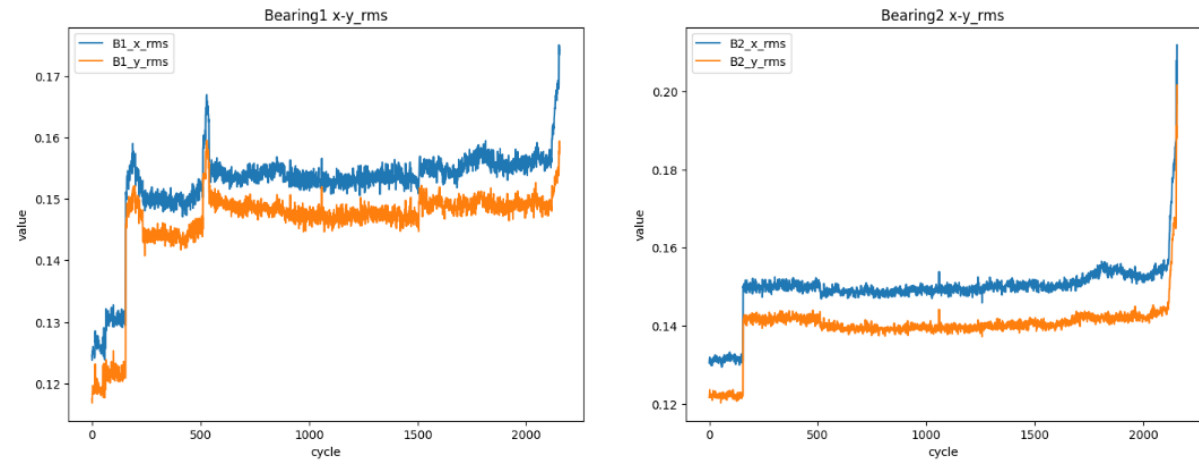


Figure III. 7: Extraction de l'inducteur entropy pour signaux vibration de quatre roulement



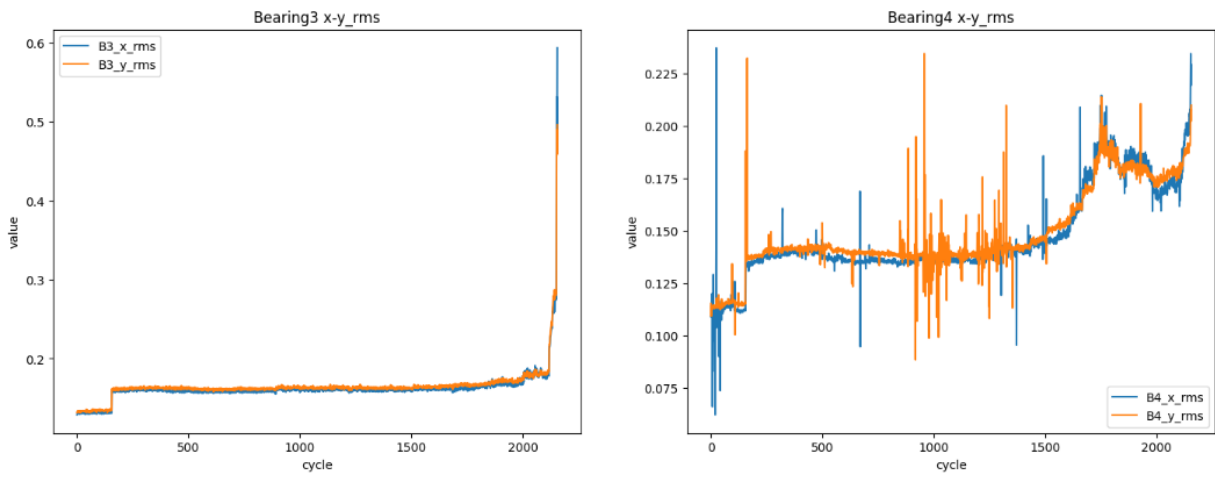


Figure III. 8: Extraction de l'inducteur Rms pour signaux vibration de quatre roulement

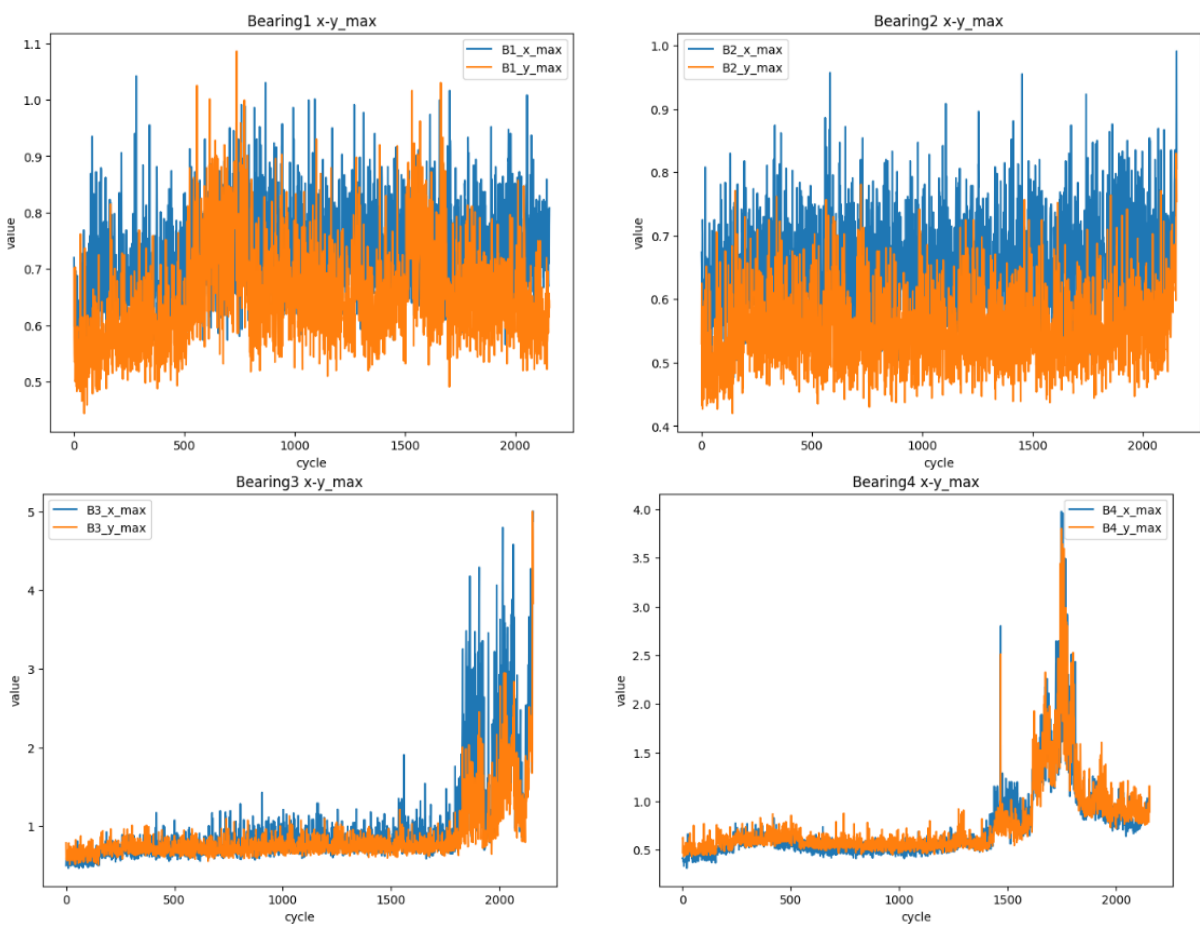


Figure III. 9: Extraction de l'inducteur Max pour signaux vibration de quatre roulement

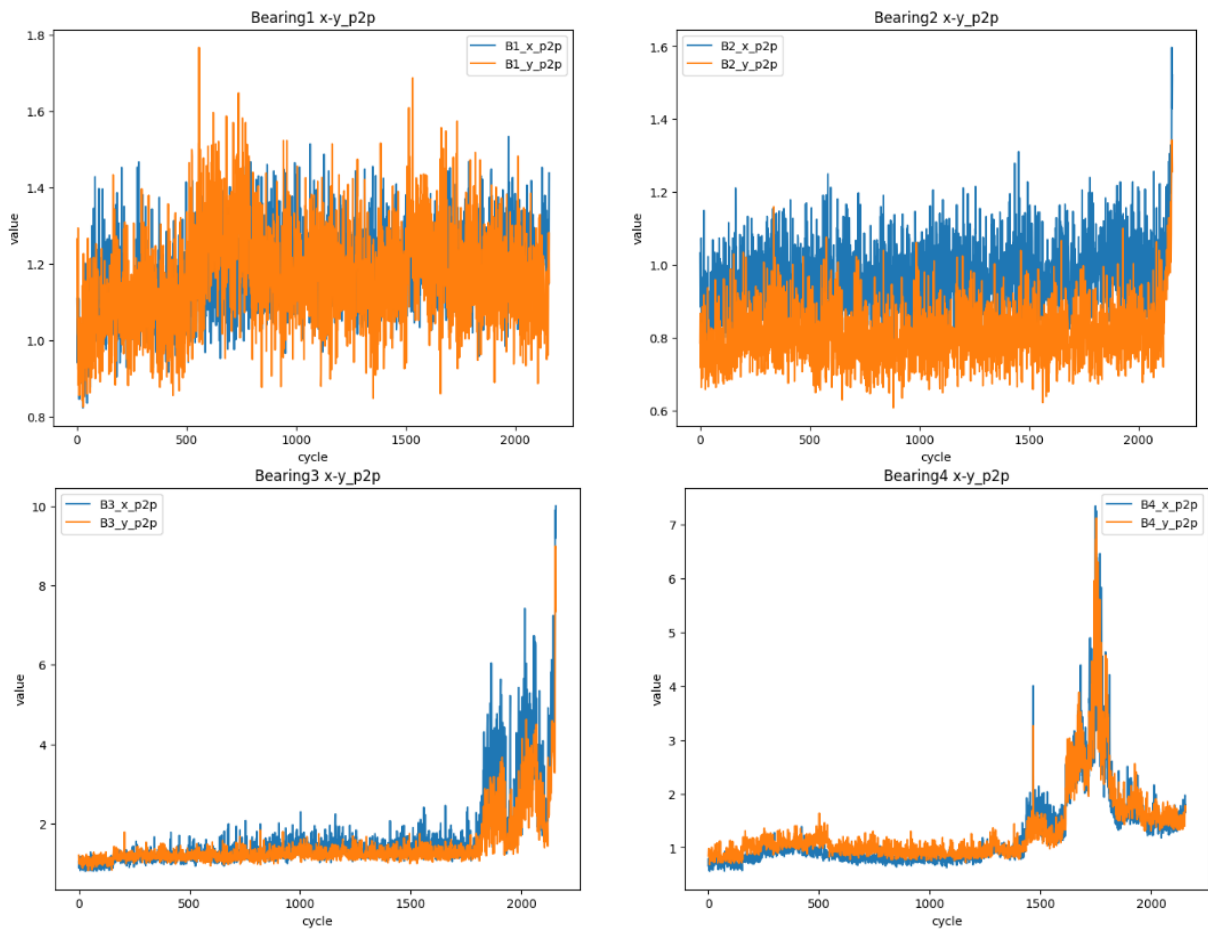


Figure III. 10: Extraction de l'inducteur P2P pour signaux vibration de quatre roulement

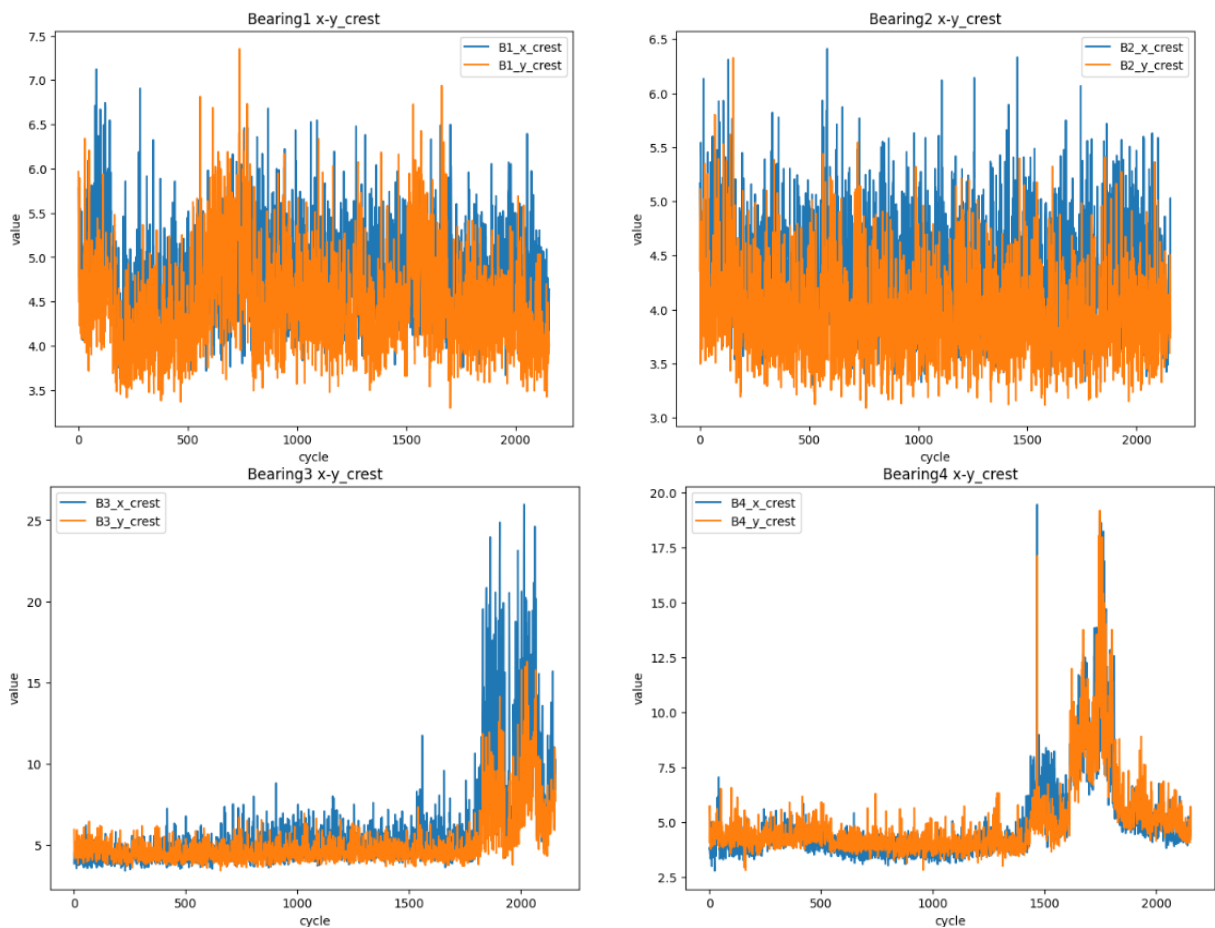


Figure III.17: Extraction de l'inducteur crest pour signaux vibration de quatre roulement

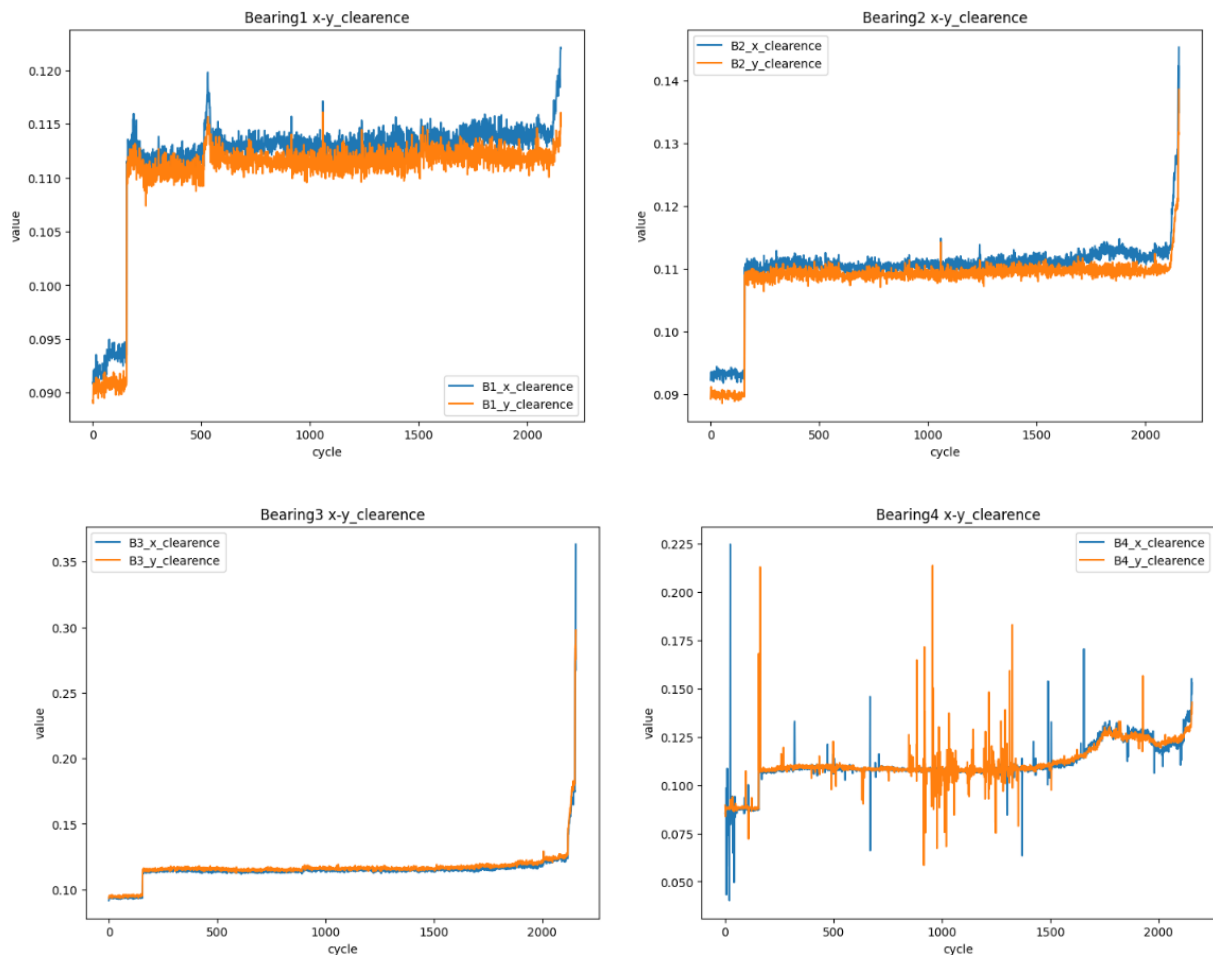


Figure III. 18: Extraction de l'inducteur clearance pour signaux vibration de quatre roulement

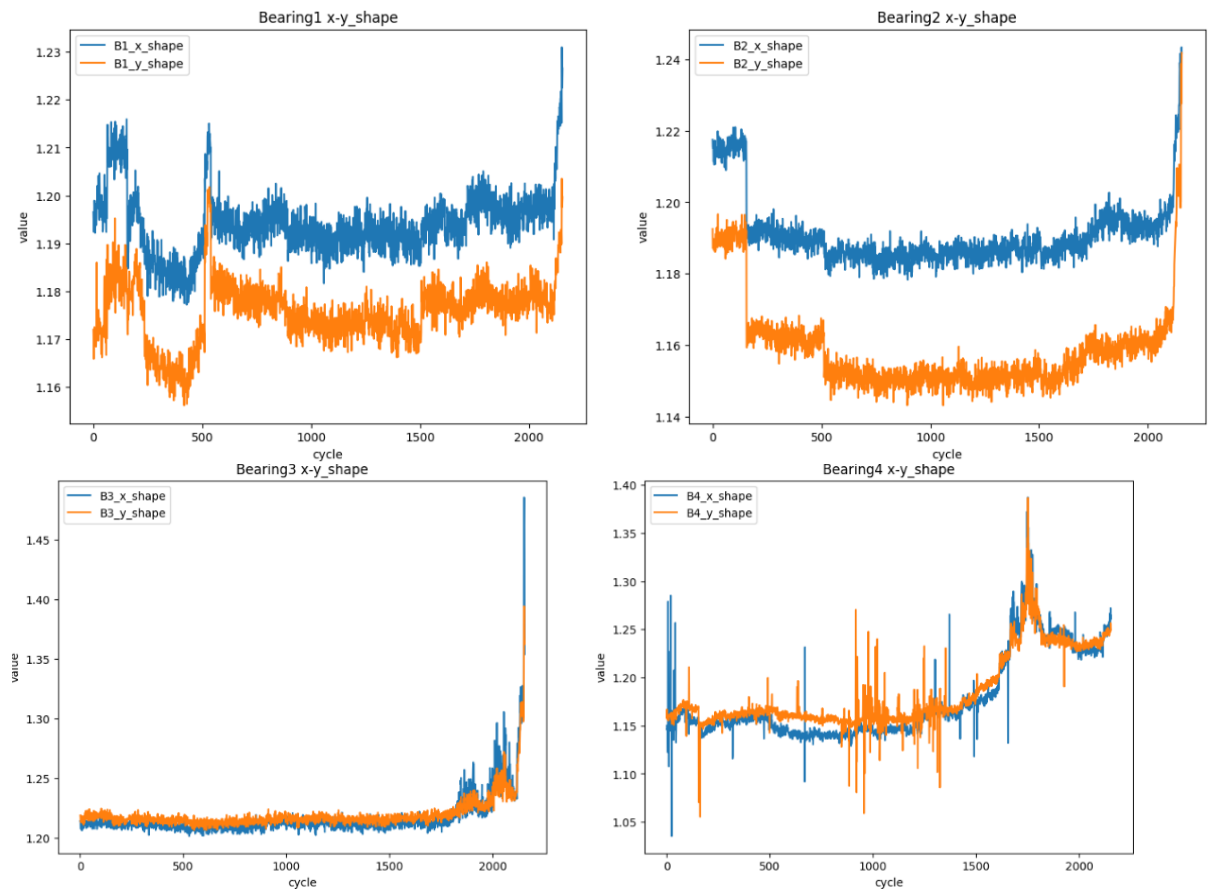


Figure III.. 19 : Extraction de l'inducteur snape pour signaux vibration de quatre roulement

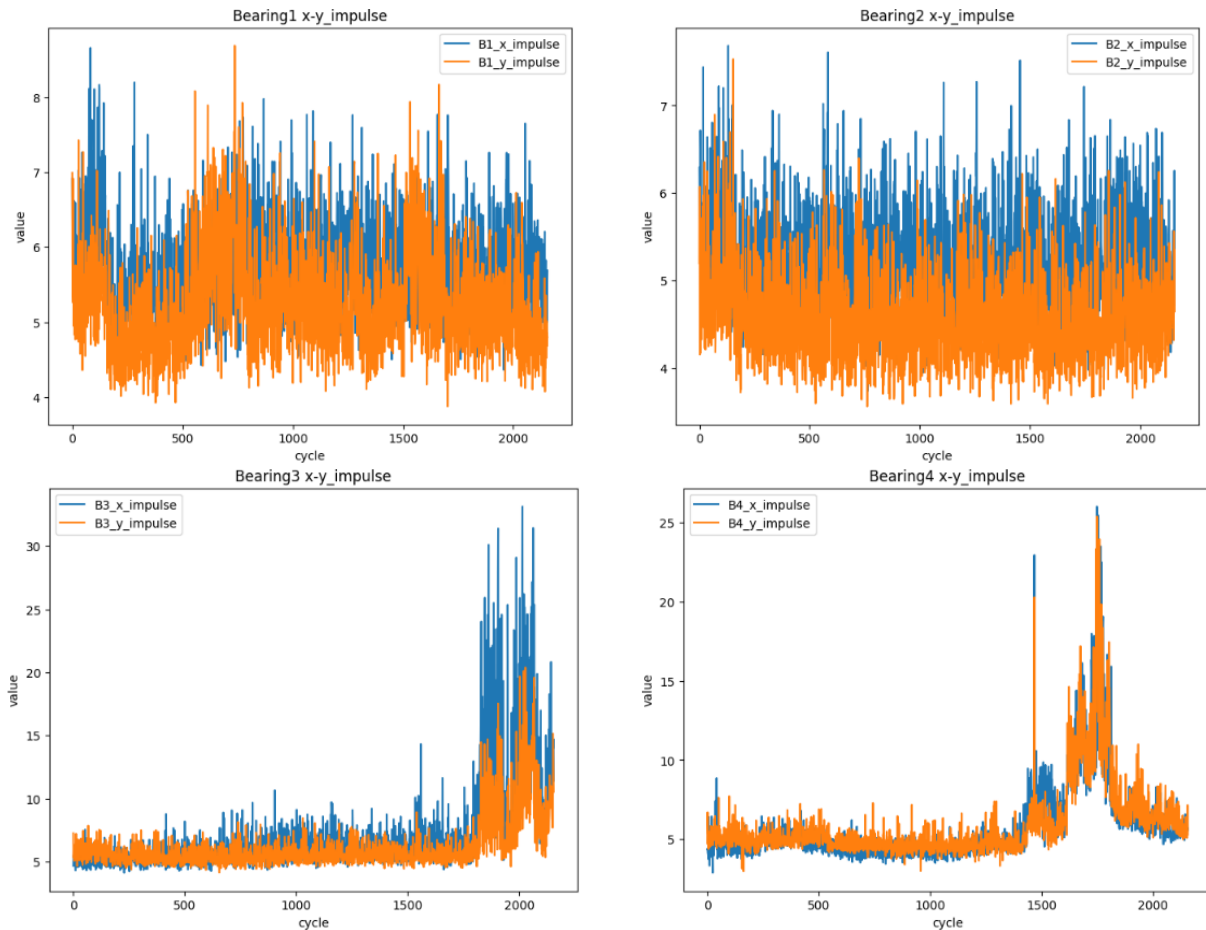


Figure III. 20: Extraction de l'inducteur impulse pour signaux vibration de quatre roulement

III.7 Les Critère de validation

Les critères de validation sont des critères ou des exigences utilisés pour évaluer si un produit, un système ou un processus répond aux spécifications et aux attentes énoncées. Ces normes peuvent varier selon le domaine d'application et le type de produit ou de procédé concerné. Voici quelques normes de validation couramment utilisées dans différents domaines :

III.7.1 Précision

La précision est une métrique couramment utilisée dans l'apprentissage automatique et la recherche d'informations. Il mesure la proportion (qu'il s'agisse de vrais positifs ou de faux positifs) d'instances positives correctement prédites (vrais positifs) sur toutes les instances prédites positives. En d'autres termes, l'exactitude se rapporte à l'exactitude des prédictions positives. Cela permet de déterminer dans quelle mesure le modèle réussit à identifier correctement les cas positifs tout en minimisant le nombre de faux positifs. La formule de précision est :

$$\text{Précision} = \text{vrais positifs} / (\text{vrais positifs} + \text{faux positifs})$$

III.13

III.7.2 recall

Dans l'apprentissage automatique, le rappel est une métrique d'évaluation qui mesure la capacité d'un modèle à identifier correctement tous les exemples positifs dans un ensemble de données. Il est également connu sous le nom de sensibilité ou taux de vrais positifs (TPR). Le rappel est particulièrement utile dans les situations où l'identification correcte des cas positifs est critique, mais les faux négatifs (classification erronée des cas positifs comme négatifs) sont coûteux ou indésirables. Par exemple, dans un système de diagnostic médical, le rappel mesurerait la capacité du modèle à identifier correctement les personnes atteintes d'une maladie particulière.

La formule de rappel est :

$$\text{recall} = \text{vrais positifs} / (\text{vrais positifs} + \text{faux négatifs}) \quad \text{III.14}$$

III.7.3 f1-score : Pour calculer le score F1, nous devons connaître les valeurs des vrais positifs (TP), des faux positifs (FP) et des faux négatifs (FN). Ces valeurs représentent les performances d'un modèle dans une tâche de classification binaire.

Le score F1 est calculé à l'aide de la formule suivante :

$$\text{F1-score} = 2 * (\text{precision} * \text{recall}) / (\text{precision} + \text{recall}) \quad \text{III.15}$$

III.7.3 Accursay :

$$(\text{vrais négatifs} + \text{vrais positifs}) / (\text{vrais négatifs} + \text{vrais positifs} + \text{faux négatifs} + \text{faux positive}) \quad \text{III.16}$$

III.8Modèle des classification

Class	Nome de défauts
0	Suspect
1	Normale
2	Bague extérieur
3	Bague intérieur
4	Elément roulant
5	Cage
6	autre defaults

tableau III. 1 : le Nome class les défauts

III.8.1 Modèle xgboost

```
xgb_cl = xgb.XGBClassifier(use_label_encoder=False)
xgb_cl.fit(X_train, y_train)
preds = xgb_cl.predict(X_test)

accuracy_score(y_test, preds)
```

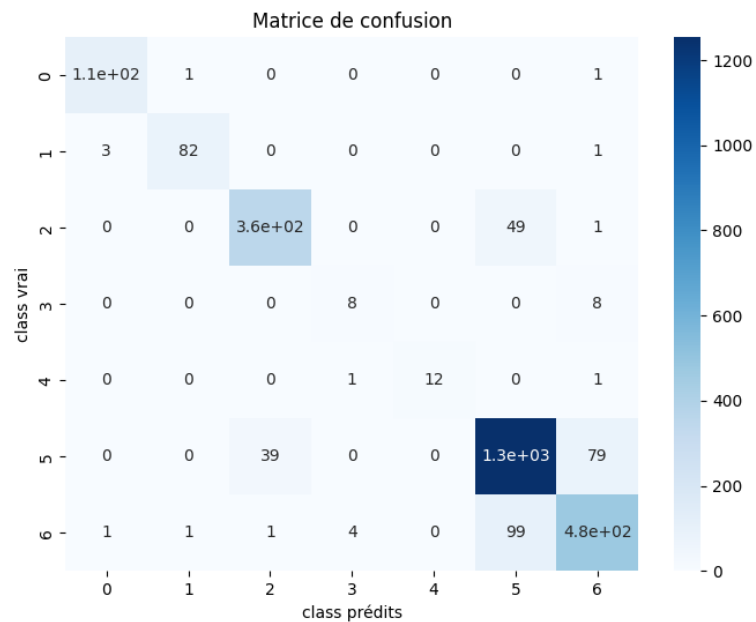


Figure III . 11: Matrice de confusion des défauts pour le classificateur de xgboost

	précision	Recall	f1-score
0	0.95	0.98	0.97
1	0.98	0.93	0.95
2	0.90	0.87	0.88
3	0.88	0.44	0.58
4	1.00	0.93	0.96
5	0.90	0.92	0.91
6	0.85	0.84	0.84

tableau III. 2: Résultat Les Critère de validation de l’algorithme xgboost

III.8.2 Modèle Arbre de décision

```
model=DecisionTreeClassifier(max_depth=5)
model.fit(X_train, y_train)
preds = model.predict(X_test)
```

```
accuracy_score(y_test, preds)
```

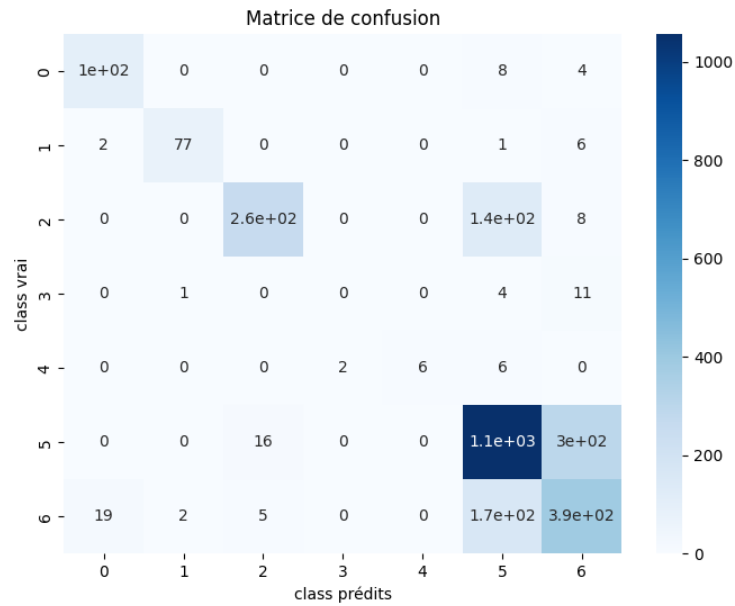


Figure III.22: Matrice de confusion des défauts pour le classificateur de Arbre de decision

	précision	recall	f1-score
0	0.96	0.97	0.96
1	0.98	0.97	0.97
2	0.80	0.84	0.82
3	0.37	0.44	0.40
4	1.00	0.71	0.83
5	0.86	0.85	0.86
6	0.77	0.76	0.76

Tableau III.3: Résultat Les Critère de validation de l'algorithme Arbre de décision

III.8.3 Modèle Svm

```
model=SVC(kernel="linear", C=0.025)
model.fit(X_train, y_train)
preds = model.predict(X_test)
accuracy_score(y_test, preds)
```

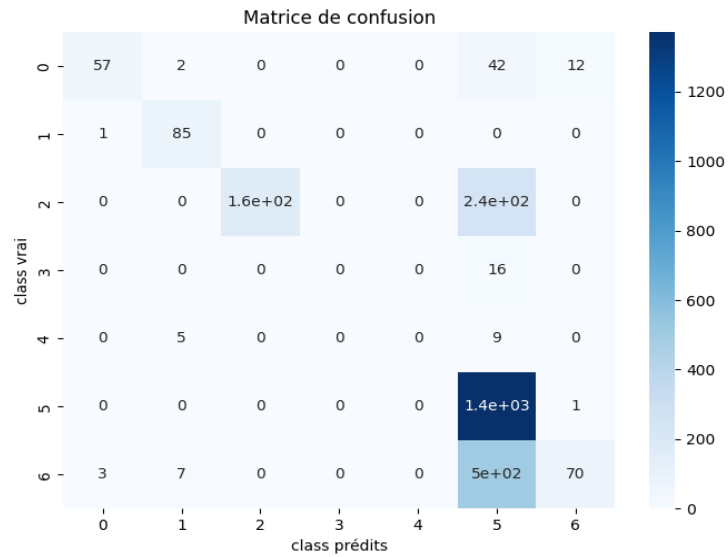


Figure III. 23: Matrice de confusion des défauts pour le classificateur de Svm

	Précision	recall	f1-score
0	0.78	0.82	0.80
1	0.91	0.94	0.93
2	0.96	0.40	0.57
3	0.00	0.00	0.00
4	1.00	0.64	0.78
5	0.63	0.99	0.77
6	0.63	0.09	0.17

Tableau III.4: Résultat Les Critère de validation de l’algorithme Svm

III.8.4 Modèle Adaboost

```

model= AdaBoostClassifier()
model.fit(X_train, y_train)
preds = model.predict(X_test)

accuracy_score(y_test, preds)

```

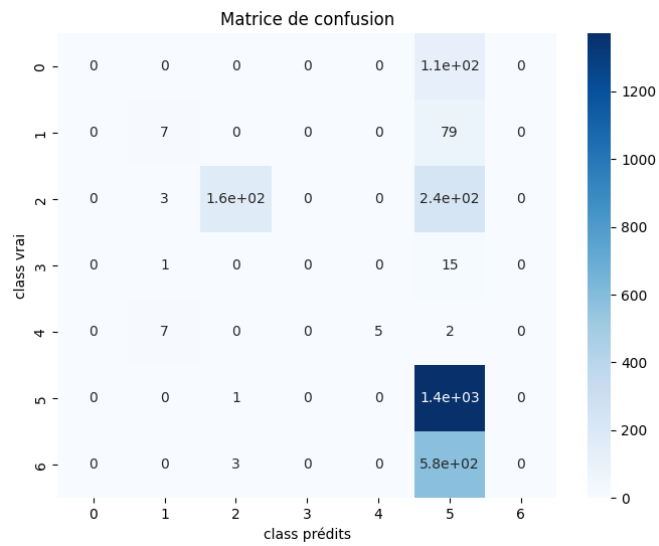


Figure III .24 : Matrice de confusion des défauts pour le classificateur de Adaboost

	précision	recall	f1-score
0	0.00	0.00	0.00
1	0.39	0.8	0.13
2	0.98	0.40	0.57
3	0.00	0.00	0.00
4	1.00	0.36	0.53
5	0.57	1.00	0.73
6	0.00	0.00	0.00

tableau III. 5 : Résultat Les Critère de validation de l’algorithme Adaboost

III.8.5 Modèle Neural Net

```

model= MLPClassifier(alpha=1, max_iter=1000)
model.fit(X_train, y_train)
preds = model.predict(X_test)

accuracy_score(y_test, preds)

```

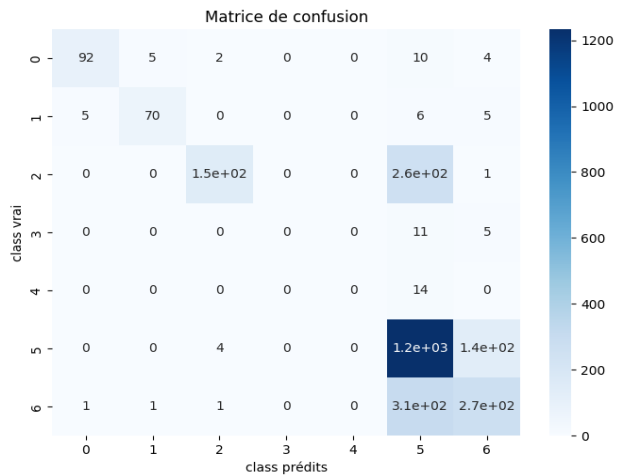


Figure III. 25 Matrice de confusion des défauts pour le classificateur de Neural Net

	précision	recall	f1-score
0	0.94	0.92	0.93
1	0.98	0.98	0.98
2	0.96	0.44	0.60
3	1.00	0.19	0.19
4	1.00	0.71	0.83
5	0.71	0.89	0.79
6	0.68	0.54	0.61

tableau III. 6: Résultat Les Critère de validation de l’algorithme Neural Net

III.8.6 Modèle Nearest Neighbors

```

model=KNeighborsClassifier(3)
model.fit(X_train, y_train)
preds = model.predict(X_test)

accuracy_score(y_test, preds)

```

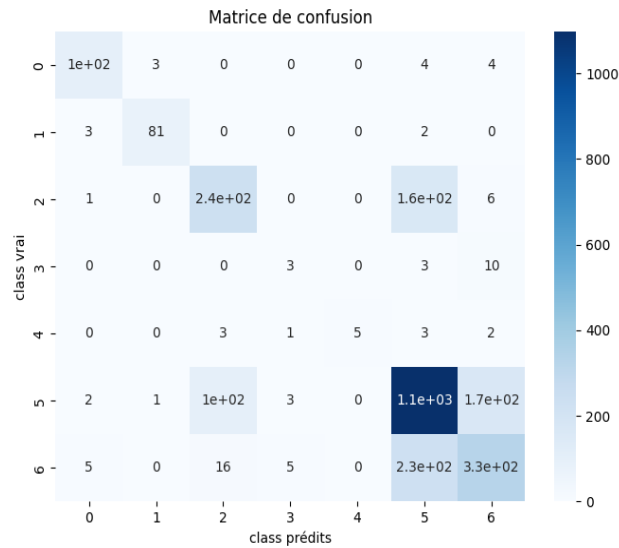


Figure III.26 Matrice de confusion des défauts pour le classificateur de Nearest Neighbors

	Précision	recall	f1-score
0	0.90	0.90	0.90
1	0.95	0.94	0.95
2	0.66	0.58	0.62
3	0.25	0.19	0.21
4	1.00	0.36	0.53
5	0.73	0.86	0.76
6	0.63	0.56	0.59

tableau III. 7: Résultat Les Critère de validation de l'algorithme Nearest Neighbors

III.8.7 Modèle CatBoost

```

model= cb.CatBoostClassifier(verbose = False)
model.fit(X_train, y_train)
preds = model.predict(X_test)

accuracy_score(y_test, preds)

```

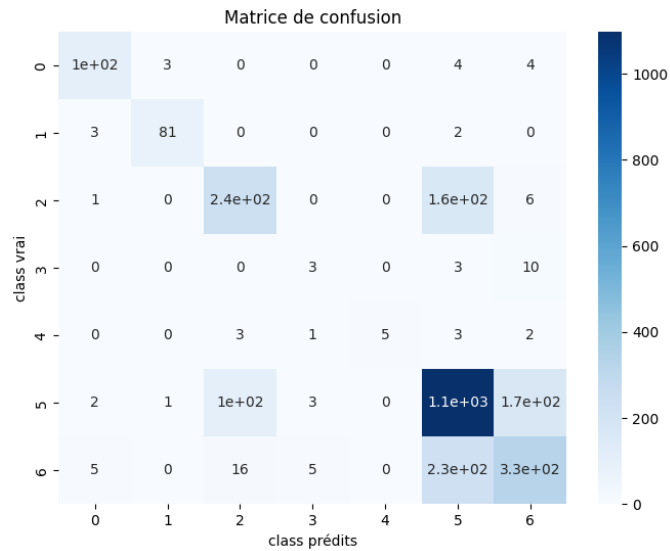


Figure III.27: Matrice de confusion des défauts pour le classificateur de CatBoost

	Précision	recall	f1-score
0	0.96	0.99	0.97
1	1.00	0.95	0.98
2	0.89	0.88	0.88
3	0.62	0.62	0.62
4	1.00	0.79	0.88
5	0.90	0.91	0.91
6	0.86	0.83	0.84

tableau III. 8: Résultat Les Critère de validation de l'algorithme CatBoost

III.8.8 Modèle LightGBost

```

model= lgbm.LGBMClassifier()
model.fit(X_train, y_train)
preds = model.predict(X_test)

accuracy_score(y_test, preds)

```

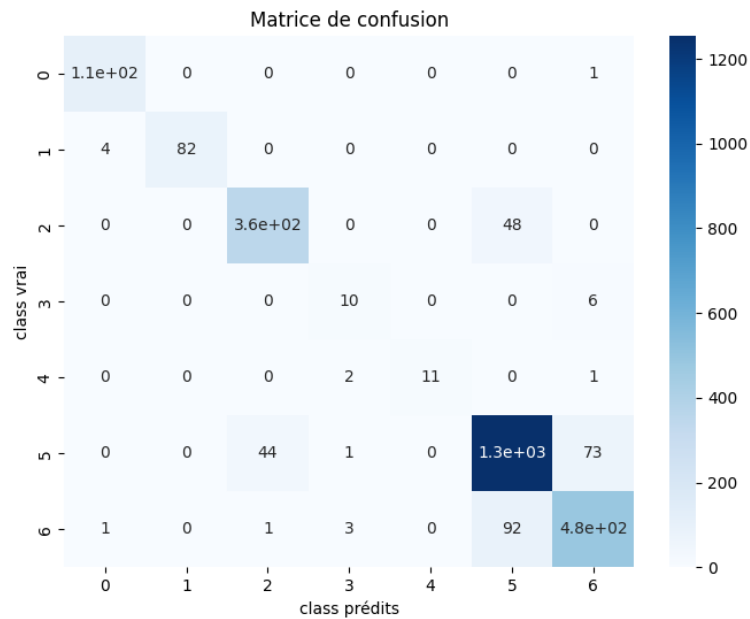


Figure III.28: Matrice de confusion des défauts pour le classificateur de LightGBM

	Précision	recall	f1-score
0	0.90	0.90	0.90
1	0.95	0.94	0.95
2	0.66	0.58	0.62
3	0.25	0.19	0.21
4	1.00	0.36	0.53
5	0.73	0.86	0.76
6	0.63	0.56	0.59

tableau III. 9: Résultat Les Critère de validation de l'algorithme LightGBM

Algorithme	Xgboost	Arbre de décision	Svm	Adaboost	Neural Net	KNearest Neighbors	CatGBoost	LightGBoost
Accursay	0.88	0.73	0.60	0.59	0.70	0.71	0.75	0.80

tableau III. 10: accursay des algorithme de apprentissage automatique

Après les résultat de Matrice de confusion et accursay pour la détection et classification défauts de roulement on a choisir la modèle **Xgboost** la meilleur modèle

III.9 Conclusion

En conclusion, ce chapitre présente la mise en œuvre pratique des techniques apprentissage automatique pour la détection et la classification des défauts de roulement dans les machines asynchrones en utilisant Python comme environnement de travail. Les résultats obtenus démontrent efficacité de ces techniques dans la détection des défauts de roulement et soulignent importance de Python en tant qu'outil puissant pour le développement de modèles d'apprentissage automatique. Dans ce travail algorithme XGBoost nous donne le meilleur score de précision.

Conclusion générale :

Ce travail s'est concentré sur la détection et la classification des défauts de roulement des machines asynchrones en utilisant des techniques d'apprentissage automatique. L'intérêt des machines asynchrones réside dans leur utilisation répandue dans diverses industries, où leur bon fonctionnement est essentiel pour une conversion d'énergie efficace. Les défauts de roulement ont été identifiés comme des facteurs importants pouvant affecter les performances des machines et entraîner des temps d'arrêt coûteux s'ils ne sont pas détectés.

L'importance des techniques d'intelligence artificielle et d'apprentissage automatique dans le domaine de la détection des défauts de roulement ne peut être surestimée. Ces techniques avancées ont démontré leur efficacité dans l'analyse de schémas de données complexes et l'identification d'anomalies liées aux défauts de roulement. En exploitant les algorithmes d'apprentissage automatique, il devient possible de développer des systèmes automatisés capables de détecter et de classifier avec précision les défauts de roulement de manière opportune.

Les trois chapitres de cette thèse ont fourni un aperçu complet des machines asynchrones, de la nature et des effets des défauts de roulement, ainsi que des principes et des applications des techniques d'apprentissage automatique pour la détection des défauts. De plus, la thèse a exploré des techniques de détection spécifiques telles que l'analyse des vibrations, la surveillance acoustique, la surveillance de la température, l'analyse de l'huile, l'analyse de la signature du courant du moteur (MCSA), l'approche du vecteur de parc du courant statorique, l'analyse par transformée en ondelettes et les algorithmes d'apprentissage automatique.

En combinant plusieurs techniques de détection et de classification, une évaluation plus complète et précise de l'état des roulements dans les machines asynchrones peut être obtenue. La détection précoce des défauts de roulement permet des interventions de maintenance en temps opportun, réduisant ainsi le risque de défaillances catastrophiques et optimisant les performances des machines. De plus, l'application des techniques d'apprentissage automatique offre la possibilité d'améliorer la précision et l'efficacité de la détection des défauts.

En conclusion, cette thèse a contribué au domaine en soulignant l'importance de la détection des défauts de roulement, le potentiel des techniques d'apprentissage automatique et la nécessité de la recherche continue et des avancées technologiques. En adoptant ces techniques, les ingénieurs et le personnel de maintenance peuvent améliorer la fiabilité, l'efficacité et la longévité des machines asynchrones tout en réduisant les temps d'arrêt et les coûts de maintenance.

Les futures recherches dans ce domaine devraient se concentrer sur le raffinement et l'expansion de l'application des techniques d'apprentissage automatique, l'exploration de nouvelles méthodes de détection et l'intégration de systèmes de surveillance en temps réel. Avec les progrès technologiques continus et la disponibilité croissante des données, le potentiel d'amélioration de la détection et de la classification des défauts de roulement est prometteur. de celui-ci, ainsi que leurs causes. Nous avons ensuite donné une présentation des diverses méthodes maintenance et de diagnostic où nous avons détaillé le contexte.

Dans le deuxième chapitre, nous avons présenté la conception de l'apprentissage automatique et connaître les types de l'apprentissage et les algorithmes utilisés pour la détection des défauts

Enfin, le troisième chapitre présente les résultats et la discussion de l'application de l'apprentissage pour la détection des défauts de roulement et choisit le meilleur modèle pour la détection et la classification (XGBOOST).

III.10 Bibliographique

- [1] **A.Abderrahmane**, « La Commande par DTC-SVM d'une machine asynchrone triphasé à cage » Université M'hamed Bougara De Boumerdes ,2012
- [2] **S.Haremim**, Cours 4eme année électrotechnique .UMMTO
- [3] : R.Lakhdar, « Modélisation, identification expérimentale et commande vectorielle d'un moteur asynchrone triphasé à cage », Mémoire de Master, Université d'Ouargla, 2015
- [4] **MERABET HICHEM**, « surveillance et détection de défauts d'une machine à induction ». Mémoire de Magister en électrotechnique université de Badji Mokhtar Annaba, 2009.
- [5] : **A.Bouguerne**, « Diagnostic automatique des défauts des moteurs asynchrones », Mémoire de Magister, Université de Constantine, 2009.
- [6] : **L.Kerszenbaum** et C. F. Landy, « The existence of large inter bar currents in the three phase squirrel cage motors with rotor-bar and en-ring faults » IEEE Transactions on Power Apparatus Systems, Vol. PAS-103, n°7, pp.1854- 1862, July 1984.
- [7] : **Z.Ahmed**, « Diagnostic des défauts de cassure de barresrotoriques dans la machine asynchrone triphasée » Mémoire de Master, 2013, Université Mohamed Khider Biskra
- [8] : **ROLAND Casimir**, « Diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance de formes » ; Ecole centrale de Lyon. 2003.
- [9] : **KHEMCHANE Nour et TIZZAOUI Arezki**, « technique de diagnostic des défauts statorique d'un moteur asynchrone », Mémoire de Master en Électrotechnique université d'Abderrahmane Mira Bejaïa Promotion 2016-2017.
- [10] : **HARIR Miloud**, « Etude des Défauts dans La Machine Asynchrone à Cage d'Ecureuil par l'Emploi de la Fonction d'Enroulement Modifiée ». Mémoire de Magister en électrotechnique université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohammed Boudiaf Oran, 2008/2009.
- [11] : **ANDRIAN CEBAN** 2012 « Méthode globale de diagnostic des machines électriques ». Thèse de doctorat, 2012
- [12] **KERFALI SAMIR**, « Contribution à la Surveillance et au Diagnostic des Défauts De la Machine Asynchrone ». Thèse Présentée en vue de l'obtention du diplôme de Doctorat Soutenue le 30/05/2016
- [13] **Allianz**, « Présentation des avaries. Machines électriques tournantes ». Cahier des Préventions.CP2. 1988.
- [14] : **Roland casimir**, « diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance des formes » ; 1992.
- [15] **O. Ondel**, « Diagnostic par reconnaissance des formes : application à un ensemble convertisseur machine asynchrone ». Thèse de doctorat, Ecole centrale de Lyon, 2006.
- [16] : **Tarek Boumegoura**. « Recherche de Signatures Electromagnétiques des défauts dans une machine asynchrone et Synthèse d'observateurs en vue du diagnostic » Thèse de Doctorat
- [17] : **Didier G**, « Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillances », Thèse de doctorat, Université Nancy 1, France, 2004.
- [18] : **Babak Vaseghi**, « Contribution à l'étude des machines électrique en présences de défaut entre spires Modélisation –Réduction du courant de défaut », Thèse de doctorat l'institut national polytechnique de Lorraine, Université de Nancy, 2009.
- [19] : **Razik H**, « Notes de cours sur le diagnostic de la machine asynchrone », Groupe de Recherches en Electrotechnique et Electronique, Université de Henri Poincaré Nancy, France, 2003.
- [20] : **A.H.Bonnett** and G.C.Soukup, « Cause and analysis of stator and rotor failures in threephasesquirrel-cage induction motors », IEEE Trans. onIndustry Applications, vol. 28, no. 4, July/August 1992, pp. 921-937.
- [21] **J. JUNG, Y. PARK, S. B. LEE, C. H. CHO, K. KIM, E. J.WIEDENBRUG et M. TESKA**, « Monitoring

Journal-Bearing Faults : Making Use of Motor Current Signature Analysis for Induction Motors », IEEE Industry Applications Magazine, vol. PP, no. 99, p. XX1–XX1, 2017. 00000.

[22] : **Abdelkarim bourase**, « Détection Prédicative des Anomalies des Moteurs de Moyenne Tension lors des Défauts Combinés ». Thèse de doctorat, Université Badji Mokhtar Annaba 2015.

[23] **Fatima BABAA**, docteur en guinée électrique, contribution a la modélisation et la commande

de machine asynchrone : application a la diagnostic des machines électriques.

[24] **Makara KHOV** ;Surveillance et diagnostic des machines synchrones à aimants permanents Détection des court-circuit par suivi paramétrique ;DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE;17 Décembre 2009

[25] **Ilhem BOUCHEREB**: Modalisation et outillés d'aide au diagnostic de défauts de machines synchrones et a reluctance variable Magistère en Electrotechnique de l'Université de Constantine1

[26] **Aïcha ABED**, Docteur de l'Université Henri Poincaré, Nancy-I en Génie Electrique Contribution à l'étude et au diagnostic de la machine asynchrone

[27] : **Smail Bachir, Jean Claude Trigeassau, Slim Tnani**, « Diagnostic des défauts statorique et rotoriques par identification paramétrique sans capteur de vitesse ». Conférence internationale francophone d'automatique Nantes8-10 juil. 2002. floue, des réseaux de neurones

[28] **YOUSFI TOUATI** : Analyse spectrale des courants statoriques appliquées au diagnostic des défauts de la barre USTO.

[29] **A. Cornuéjols**, L. Miclet, Y.Kodratoff, « Apprentissage Artificiel, Concepts et algorithmes » ISBN 2-212-11020-0 , 2002.

[30] **V. Vapnik**, "La nature de la théorie de l'apprentissage statistique". Springer Verlag, New York, États-Unis, 1995.

[31] **P. Vincent**, « Modèles à noyaux à structure locale », Thèse de Phd en informatique , Université de Montréal,2003

[32] UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

APPROCHES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE POUR LA DÉTECTION DU SPAM WEB : EXPLORATION DE DIVERSES CARACTÉRISTIQUES

[33] **Bouktif, S.**, Fiaz, A., Ouni, A., & Serhani, M. A. (2018). Optimal deep learning LSTM model for electric load forecasting using feature selection and genetic algorithm: Comparison with machine learning approaches.