

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE
N° : MI-02



DOMAINE : SCIENCE ET TECHNOLOGIE
FILIERE : ELECTROMECHANIQUE
OPTION : MAINTENANCE INDUSTRIELLE

**Mémoire présenté pour l'obtention
du Diplôme de Master Académique**

Par :

CHALABI Chames

DJOUADI Ikram

Intitulé

**DIAGNOSTIC INTELLIGENT DES ROULEMENTS DANS LES
MACHINES ELECTRIQUES PAR FORET ALEATOIRE**

Soutenu le 19/06/2025 devant le jury composé de :

ZORIG Issam	Université Mohamed Boudiaf M'sila	Président
LAIB Abderrzak	Université Mohamed Boudiaf M'sila	Encadreur
HERIZI Abdelghafour	Université Mohamed Boudiaf M'sila	Co-Encadreur
HELLALI Lallouani	Université Mohamed Boudiaf M'sila	Examineur

Année universitaire : 2024 / 2025

Remerciements

La réalisation de ce mémoire a été possible grâce au concours de plusieurs personnes à qui nous voudrions témoigner toute notre gratitude.

Tout d'abord, ce travail ne serait pas aussi riche et n'aurait pas pu voir le jour sans l'aide et l'encadrement de **Dr. LAIB Abderrzak**, et **Dr. HERIZI Abdelghafour** que nous remercions pour la qualité de leur encadrement exceptionnel, pour leur patience, leur rigueur et leur disponibilité durant notre préparation de ce mémoire.

Nous adressons nos sincères remerciements à tous les professeurs, intervenants et toutes les personnes qui par leurs paroles, leurs écrits, leurs conseils et leurs critiques ont guidé nos réflexions et ont accepté de nous rencontrer et de répondre à nos questions durant nos recherches.

إهداء

الحمد لله الذي علّمني أن لا شيء يُدرك إلا بالصبر،

وأن في الدعاء تتحقق المعجزات، فله الحمد أولاً وآخرًا، على ما مضى، وما هو آتٍ. له الحمد على نور البصيرة، وقوة الإرادة، وتمام هذا الإنجاز.

يا من كنت الصخرة التي استندت إليها، والدعامة الأولى في حياتي، علمتني المعنى الحقيقي للثبات والعطاء دون انتظار، فكل ما أنا عليه اليوم هو امتداد لحكمتك، وصبرك، وتعبك من أجلي.

إلى والدي الحبيب.....

يا نبع الحنان، ومصدر الإلهام، دعاؤك كان نوري في الظلمة، وطمأنينتي في القلق، شكرًا لحنانك الذي وسع كل ضعف في، ولحبك الذي كان ملاذًا لا يشبهه شيء.

إلى أُمي الغالية.....

يا فرح الروح، وسند الأيام... كنتم الرفقة الطيبة التي لا تُقدّر بثمن، شكرًا لقلوبكم، لضحكاتكم، ولكلماتكم التي مسحت عن قلبي كل تعب.

إلى إخوتي الأعزاء.....

يا من كنت حاضرًا في كل مرحلة، بدعمك، بتشجيعك، وباهتمامك الحقيقي، لن أنسى وقوفك الصادق إلى جانبي، فلك من الشكر أعمقه، ومن الامتنان أصدقاه.

إلى عمي العزيز سيد علي.

يا من كنت عوني بعد الله، في لحظات ضعفي كنت قوتي، وفي لحظات تعبي كنت راحتي، شكرًا لاحتوائك الصادق، ودعمك الذي لا يُقدّر بثمن. نجاحي هذا لا يكتمل إلا بوجودك، ولا يُكتب إلا واسمك في طياتي.

وإلى زوجي الحبيب.....

أهدي هذا التخرج لكم جميعًا،

أنتم من كنتم النور في طريقي... واليد التي أمسكت بي حتى وصلت

إكرام.....

إهداء

أتقدّم بأسمى آيات الشكر والامتنان إلى أعز الناس على قلبي، إلى أول من علّمني كيف يكون الحب سندًا، والحنان
وطنًا...

إلى والديّ، نبض قلبي وسكن روحي:

أنتم المعنى الحقيقي للرحمة، للصبر، للعطاء بلا حدود.

في دعواتكم وجدت قوتي، وفي رضاكم تفتّحت دروب النجاح أمامي.

كل لحظة فخر أعيشها، هي امتداد لقلبيكما الكبيرين.

أبي... أمي... تخرّجني هذا منكم، ولكم، وبكم. لي إخوتي... إلى أخواتي العزيزات، أنتن سندي في الحياة، ورفيقات دربي
في الفرح والحزن،

وخصّ الله قلبي بنعمة لا تُقدّر بثمن: أختي زهراء،

التي لم تتركني يومًا، منارة الأمل حين خبت أنواري،

شكرًا لأنك كنتِ دائمًا لي أكثر مما أتمنى. وإلى رفيق دربي، زوجي الحبيب...

يا من كنت الضوء في آخر كل نفق، سندًا في كل لحظة انكسار، وفرحة في كل لحظة انتصار،

كل حرف في هذه الرحلة شهد لك...

تخرجي ليس ورقة، بل قصة كتبتها معي، بكل حب، صبر، واحتواء.

هذا التخرج...

ليس نهاية، بل بداية أحملها في قلبي وقلوبكم...

فأنتم السبب، وأنتم الفخر، وأنتم الحكاية الأجل

شمس.....

Liste de Figure :

Figure1.1: Eléments de constitution d'une machine asynchrone à cage d'écureuil	5
Figure 1.2: Composants de roulement.....	7
Figure: 1.3 Usure du roulement.....	10
Figure:1.4: Empreintes, indentations	11
Figure 1.5Grippage des faces et des chemins des rouleaux	11
Figure 1.6Déformation de surface	12
Figure 1.7Corrosion	12
Figure 1.8: Ecaillage.....	13
Figure 1.9: Fissuration.....	13
Figure 1.10: Défauts d'excentricité statique et dynamique.....	15
Figure 1.11: Exemple d'un défaut de cassure de barre d'un moteur asynchrone	16
Figure 1.12: vue en coupe transversale ci-dessus	34
Figure3.1: vue en coupe transversale ci-dessus	
Figure 3.2 : Méthode de diagnostic automatique des défauts dans les machines	
Figure3 .3: Signal de vibration d'une bague intérieure défectueuse.	36
Figure 3.4: Signal de vibration d'une bague extérieure défectueuse	36
Figure 3.5: Signal de vibration d'un roulement avec une bille défectueuse.....	36
Figure 3.6: Signal de vibration d'un roulement en bon état (machine saine).....	37
Figure 3.7: Matrice de confusion du classificateur forêt aléatoire (10 arbres) pour la localisation des défauts dans les machines électriques	39
Figure 3.8: Matrice de confusion du classificateur forêt aléatoire (30 arbres)	40
Figure3.9: Matrice de confusion du classificateur forêt aléatoire (90 arbres).....	42

Liste deTableau :

Tableau1 : Résultats de classification des défauts par la forêt aléatoire (10 arbres)	38
Tableau2 : Résultats de classification des défauts par la forêt aléatoire (30 arbres)	40
Tableau3 : Résultats de classification des défauts par la forêt aléatoire (90 arbres)	41
Tableau4 : Synthèse des performances de la forêt aléatoire en fonction du nombre d'arbres	42

Sommaire

Introduction Generala

Chapitre 01

Généralités sur les machines électriques, les défauts de roulements de diagnostic existantes et les méthodes

.1	Introduction.....	4
.2	Constitution et composants principaux.....	4
2.1	Applications des machines asynchrones	5
3.	Maintenance des Machines Électriques	5
3.1	Définition de la maintenance	5
3.2	Importance de la maintenance dans l'industrie.....	5
3.3	Types de maintenance	5
3.4	Maintenance préventive	6
.4	Définition de roulement.....	6
4.1	Définition 01	6
4.2	Définition 02	6
4.3	Rôle des roulements et efforts.....	6
4.4	Avantages de roulements.....	6
4.5	Composante du roulement	6
4.6	Bagues de roulements	7
4.7	Éléments roulant.....	7
4.8	Cages	7
4.9	les principaux types de roulements	8
4.10	Les défauts de roulement	10
.5	Défauts liés au moteur asynchrone.....	13
.6	Défaillances des roulements	14
6.1	Défauts d'excentricité	15
6.2	Défaillances électriques	15
.7	Méthodes de diagnostic des machines électriques.....	17
7.1	Les méthodes basées sur les connaissances.....	17
7.2	Méthodes de redondance analytique.....	18
.8	Diagnostic des défauts de machines.....	18
8.1	Signatures utilisées dans le diagnostic	18

.9 Conclusion	21
---------------------	----

Chapitre 02

Méthodologie proposée basée sur la transformée en ondelettes discrètes et la forêt aléatoire

.1 Introduction.....	23
.2 Introduction à l'algorithme forêts aléatoires	23
2.1 Prédiction de groupe.....	23
2.2 Fonctionnement de l'algorithme.....	24
.3 Forêts aléatoires	24
.4 Principe de fonctionnement du forêts aléatoires	25
.5 Arbre de décision	25
5.1 Définition.....	25
5.2 Construction de l'arbre de décision	25
5.3 Quand utiliser un arbre de décision.....	25
5.4 Classification à l'aide des arbres de décision	25
.6 Ensemble learning du forêts aléatoires	26
6.1 Pourquoi l'utiliser	26
6.2 Méthodes principales.....	27
6.3 Techniques d'apprentissage d'ensemble couramment utilisées.....	27
.7 elle les données manquantes-t-Comment la méthode Random Forest traite	27
7.1 Imputation avec MissForest.....	27
.8 Critères de sélection des variables dans forêts aléatoires.....	28
.9 Avantages du forêts aléatoires	28
.10 inconvénients du Random forest	28
.11 Transformation en ondelettes	28
11.1 Définition des ondelettes.....	28
11.2 Fonctionnement des ondelettes	28
.12 Transformée en ondelettes discrète (DWT).....	29
.13 Types d'ondelettes.....	29
13.1 Caractéristiques	29
13.2 Applications.....	29
13.3 Daubechies (dbN).....	29
13.4 Symlets (symN).....	29
13.5 flets (coifNCoi)	29
13.6 Biorthogonales (biorN.N).....	30

13.7 Meyer	30
13.8 Morlet.....	30
13.9 Ricker wavelet) Mexican Hat)	30
.14 Conclusion	31
Chapitre 03	32

Chapitre 03

Résultats et discussion

.1 Introduction	33
.2 Description de base de donnée CWRUe	33
.3 Méthode de diagnostic automatique des défauts dans les machines	35
.4 Localisation des défauts	36
.5 Localisation des défauts dans les machines électriques par les forêts aléatoires	37
5.1 Analyse des résultats obtenus avec la forêt aléatoire (10 arbres).....	38
5.2 Analyse des résultats obtenus avec la forêt aléatoire (30 arbres	39
5.3 Analyse des résultats obtenus avec la forêt aléatoire (90 arbres	41
5.4 Conclusion comparative des performances selon le nombre d'arbres.....	42
.6 Conclusion	44
générale Conclusion	46

Introduction

Introduction Générale :

Dans un contexte industriel en constante évolution, où la recherche de performance et la maîtrise des coûts sont devenues des priorités, la fiabilité et la disponibilité des équipements représentent des enjeux cruciaux pour les entreprises. Un arrêt inopiné d'une machine peut entraîner des conséquences économiques importantes, perturber la chaîne de production et compromettre la qualité des produits finis. Dès lors, la maintenance des équipements électriques, et en particulier des moteurs asynchrones largement utilisés dans le secteur industriel, revêt un caractère stratégique et dépasse le simple cadre technique.

Historiquement, la maintenance s'est appuyée sur des approches correctives – intervenant après l'apparition d'une panne – ou préventives, planifiées à intervalles réguliers. Si ces méthodes ont permis de réduire certains risques, elles montrent aujourd'hui leurs limites face à la complexité croissante des systèmes industriels modernes. En effet, elles peuvent engendrer des interventions inutiles ou, à l'inverse, laisser passer des défaillances non détectées. C'est dans ce contexte qu'émerge la maintenance intelligente, fondée sur l'exploitation des données et les technologies de l'intelligence artificielle pour anticiper les pannes et optimiser les actions de maintenance.

L'ambition de cette nouvelle approche est double : allonger la durée de vie des équipements tout en garantissant leur bon fonctionnement avec un minimum d'interruptions. Au cœur de cette révolution technologique se trouve le diagnostic intelligent des défauts, qui permet d'identifier les anomalies dès leurs premiers signes, voire avant même qu'elles n'impactent le processus de production. Parmi les éléments critiques des machines tournantes, les roulements jouent un rôle central. Leurs défaillances, souvent lentes et discrètes, peuvent compromettre sérieusement l'intégrité du moteur. Il est donc indispensable de surveiller leur état à l'aide de méthodes avancées.

Parmi les outils les plus prometteurs dans ce domaine figurent les transformées en ondelettes discrètes (DWT), qui permettent d'extraire des caractéristiques temporelles et fréquentielles à partir des signaux vibratoires, associées à des algorithmes d'apprentissage automatique tels que les forêts aléatoires (Random Forest), capables de classer intelligemment les défauts. Ce couplage méthodologique offre la possibilité non seulement de détecter les anomalies, mais également d'en identifier la nature et la gravité.

La présente étude s'inscrit dans cette logique. Elle a pour objectif de développer une méthode intelligente de diagnostic des défauts de roulement dans les moteurs asynchrones, en utilisant les signaux vibratoires issus de la base de données de la Case Western Reserve University (CWRU), reconnue pour sa précision et sa richesse. À travers une démarche expérimentale, nous évaluerons l'efficacité de la combinaison entre la DWT et l'algorithme Random Forest dans la détection et la classification des défauts touchant notamment la bague intérieure, la bague extérieure et la cage du roulement.

Ce mémoire est structuré en trois chapitres principaux :

- Le premier chapitre traite des fondamentaux des machines asynchrones, de leurs composants (notamment les roulements) et des différents types de défauts qu'elles peuvent présenter.
- Le deuxième chapitre présente les outils théoriques utilisés pour le diagnostic intelligent, en détaillant les principes de fonctionnement des forêts aléatoires et de la transformée en ondelettes.
- Le troisième chapitre est consacré à la mise en œuvre expérimentale, à l'analyse des résultats obtenus, ainsi qu'aux pistes d'amélioration en vue d'une application industrielle concrète.

À travers ce travail, nous espérons contribuer à l'évolution vers une maintenance plus prédictive, autonome et performante, au service d'une industrie plus moderne, durable et intelligente.

Chapitre 01:

**Généralités sur les machines électriques, les
défauts de roulements et les méthodes de
diagnostic existantes**

1. Introduction

Les machines asynchrones, également appelées moteurs à induction, figurent parmi les technologies les plus répandues dans le secteur industriel en raison de leur simplicité, leur robustesse et leur coût abordable. Elles sont utilisées dans une grande variété d'applications, allant des équipements industriels lourds aux appareils domestiques. Toutefois, malgré ces nombreux avantages, ces machines peuvent présenter divers défauts susceptibles de perturber leur fonctionnement et de diminuer leur durée de vie.

Les défauts des machines asynchrones se répartissent principalement en plusieurs catégories :

- **Défauts électriques:** courts-circuits dans les enroulements du stator, anomalies au niveau des barres ou anneaux du rotor, ainsi que déséquilibres de tension.
- **Défauts mécaniques:** usure des roulements, mauvais alignement, vibrations excessives ou problèmes liés aux arbres.
- **Défauts thermiques:** surchauffes provoquées par une dissipation insuffisante de la chaleur ou par des surcharges prolongées.
- **Défauts magnétiques:** saturations ou pertes au niveau du circuit magnétique.

La détection précoce de ces anomalies est essentielle pour prévenir les arrêts imprévus, diminuer les coûts liés à la maintenance et garantir la sécurité des installations. Diverses méthodes de surveillance ont été développées à cet effet, parmi lesquelles l'analyse des courants statoriques (technique de signature de courant), la surveillance vibratoire, la thermographie, ainsi que des approches basées sur des modèles et des algorithmes intelligents.

Selon Krause et ses collaborateurs (2013), la surveillance et le diagnostic des défauts dans les machines asynchrones contribuent grandement à améliorer la fiabilité et la disponibilité des systèmes industriels, en minimisant les risques de défaillances graves et en optimisant les opérations de maintenance.

2. Constitution et composants principaux:

Les composants majeurs de la machine asynchrone sont les suivants :

- **Stator (élément statique):** composé d'un disque entôles magnétiques qui supporte les bobinages polyphasés (habituellement triphasés) élaborés à partir de fil de cuivre isolé, chargé de créer un champ magnétique.
- **Rotor (élément rotatif):** composé de barres (en cuivre ou en aluminium) qui forment une cage d'écureuil. Le rotor est déconnecté et en court-circuit.

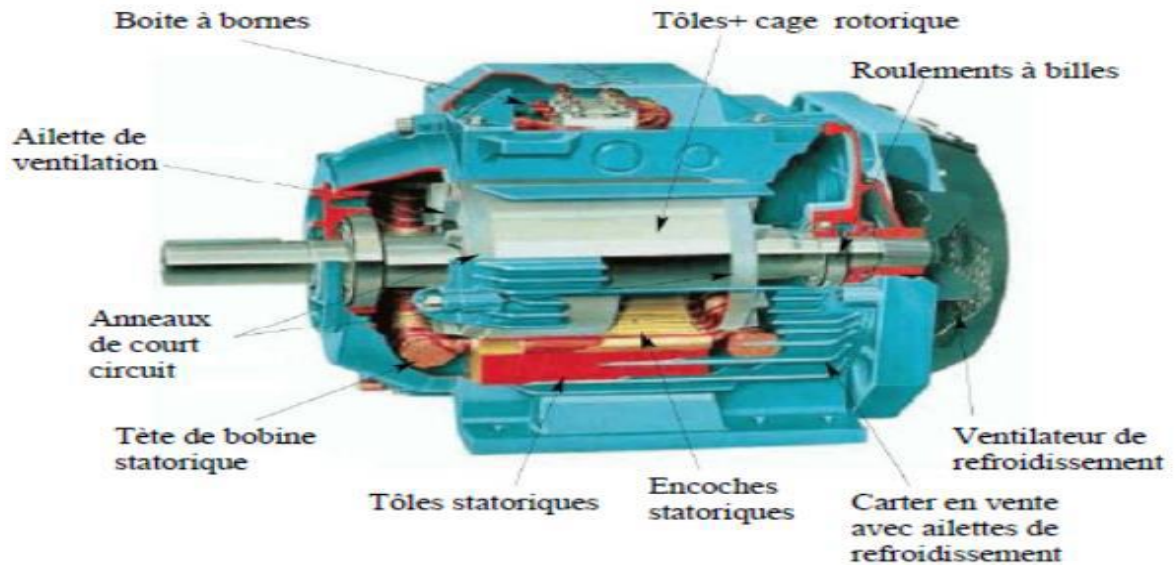


Figure 1.1: Eléments de constitution d'une machine asynchrone à cage d'écureuil.

2.1 Applications des machines asynchrones:

- On retrouve des moteurs asynchrones dans de nombreux secteurs industriels, en particulier .
- **L'automatisation en milieu industriel:** Les systèmes de transport et les robots de production.
- **Le déplacement:** Les trains électriques et les ascenseurs.
- **L'industrie énergétique:** Générateurs et systèmes de propulsion électrique.[2]

3. Maintenance des Machines Électriques:

3.1 Définition de la maintenance :

Les composants majeurs de la machine asynchrone sont les suivants. Pour rester compétitive, une entreprise est tenue de toujours offrir une qualité supérieure à un coût minimal.

Afin de réduire ce coût, on produit plus rapidement et sans rupture des articles parfaits pour parvenir à une production maximale qui répond aux attentes des clients dans l'unité de temps.

Ce but figure parmi les objectifs prioritaires de la fonction maintenance au sein d'une entreprise.

Cela implique de conserver un bien dans un état qui lui permet d'accomplir sa fonction de manière optimale.

Dans ce chapitre, on explore les définitions essentielles liées à la maintenance et l'importance de celle-ci dans le secteur industriel.

3.2 Importance de la maintenance dans l'industrie:

Une maintenance efficace est essentielle pour garantir la disponibilité, la fiabilité et la sécurité des équipements industriels, réduisant ainsi les coûts liés aux pannes et aux interruptions de production.

3.3 Types de maintenance :

3.3.1 Maintenance corrective:

Action prise suite à la découverte d'une défaillance pour restaurer l'opération normale de l'équipement.

3.3.2 Maintenance prédictive :

Surveillance continue des équipements à l'aide de capteurs et d'analyses pour anticiper la défaillance avant qu'elles ne surviennent.

3.4 Maintenance préventive:

- Stratégie visant à repérer et supprimer les origines des possibles pannes avant qu'elles ne surviennent..[3]

4. Définition de roulement :

4.1 Définition 01:

Composant mécanique qui optimise le frottement, le roulement existe sous plusieurs formes dans notre quotidien. Nous recensons des milliers de roulements différents, soit par leurs dimensions, soit par leurs propriétés. Le Bon Roulement vous aide à différencier les différents types de roulements.

4.2 Définition 02:

En mécanique, un roulement est un dispositif destiné à guider un assemblage en rotation, c'est-à-dire à permettre à une pièce de tourner par rapport à une autre selon un axe de rotation défini. Le roulement est donc un palier.

Par rapport aux paliers lisses, le roulement permet d'avoir une très faible résistance au pivotement tout en supportant des efforts importants. Nous pouvons en trouver dans les machines tournantes.

4.3 Rôle des roulements et efforts :

Permettent d'obtenir une liaison pivot entre un arbre et un moyeu (alésage), avec peu de frottement.

Efforts axial et radial :

axial A → suivant l'axe

radial R → suivant le rayon

Tous les roulements ne supportent des efforts axiaux et radiaux

4.4 Avantages de roulements :

- Frottement de roulement est inférieur à celui du glissement ⇒ diminution des pertes
- Production en série ⇒ précision et qualité à un prix raisonnable
- Faible sensibilité aux variations de charges, vitesses et températures ⇒ bonne fiabilité
- Utilisation et choix normalisés ⇒ inter changeabilité

4.5 Composante du roulement:

Un roulement typique est constitué des composants suivants (fig. 1) :

- une bague intérieure
- une bague extérieure
- des éléments roulants : billes ou rouleaux
- une cage

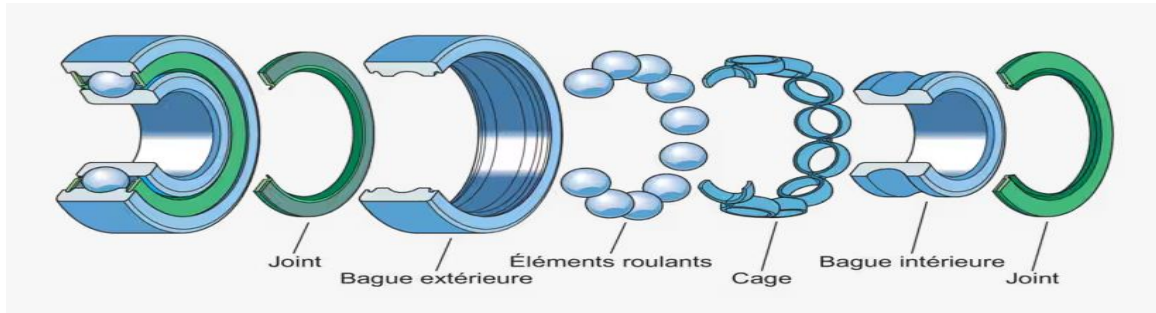


Figure 1.2: Composants de roulement

4.6 Bagues de roulements :

La pression de contact entre les éléments roulants et les pistes ainsi que le chargement cyclique lorsque le roulement est en rotation, conduisent à des contraintes de fatigue alternées dans les bagues. Pour résister à de telles contraintes, les bagues en acier doivent être trempées.

L'acier standard pour les bagues de roulement et les rondelles de butées est le 100C6, un acier contenant environ 1 % de carbone et 1,5 % de chrome.

4.7 Éléments roulants :

Les éléments roulants (billes ou rouleaux) transfèrent la charge entre la bague intérieure et la bague extérieure. En général, le même acier est utilisé pour les éléments roulants que pour les bagues et les rondelles. Si nécessaire, les éléments roulants peuvent être fabriqués en matériau céramique. Les roulements hybrides contiennent des éléments roulants en céramique

4.8 Cages :

Les principales fonctions d'une cage sont de :

- séparer les éléments roulants pour réduire l'échauffement dû au frottement présent dans le roulement
- maintenir les éléments roulants à intervalles égaux de manière à optimiser la répartition de la charge
- guider les éléments roulants dans la zone déchargée du roulement
- maintenir les éléments roulants des roulements à bagues séparables, lorsqu'ils sont désassemblés, pour le montage ou pour le démontage
- Le centrage radial des cages peut être assuré de trois manières possibles :
- par les éléments roulants
 - par la bague intérieure
 - par la bague extérieure

Les cages guidées par les éléments roulants permettent au lubrifiant de pénétrer facilement dans le roulement. Les cages centrées sur les bagues permettent un guidage plus précis et sont généralement utilisées lorsque les roulements doivent supporter des vitesses élevées, de hauts niveaux de vibrations ou des forces d'inertie dues aux mouvements de l'ensemble du roulement.

4.8.1 Les principaux types de cages sont :

- **Cages embouties:** Les cages embouties (en acier ou laiton) sont légères et acceptent des températures élevées.

- **Cages usinées en métal:** Les cages usinées en métal sont en laiton ou parfois en acier ou en alliage léger. Elles permettent des niveaux élevés de vitesse, de température, d'accélération ou de vibrations.
- **Cages en polymère:** Les cages en polymère sont en polyamide 66 (PA66), en polyamide 46 (PA46) ou parfois en polyétheréthercétone (PEEK) ou d'autres matériaux polymères. Grâce à leurs bonnes propriétés de glissement, les cages en polymère induisent peu de frottement et permettent donc des vitesses élevées. Dans des conditions de mauvaise lubrification, ces cages réduisent le risque de grippage et de dommages secondaires car elles peuvent fonctionner pendant un certain temps avec une lubrification limitée.
- **Cages à broches:** Les cages à broches en acier s'utilisent en présence de rouleaux percés et ne sont utilisées qu'avec des roulements à rouleaux de grandes dimensions. Ces cages sont relativement légères et peuvent intégrer un grand nombre de rouleaux.

4.8.2 Étanchéité intégrée :

Une étanchéité intégrée peut améliorer considérablement la durée de service du roulement car elle retient le lubrifiant et empêche la pénétration d'impuretés:

- **Flasques:** La distance entre le flasque et la bague intérieure est réduite. Les roulements équipés de flasques sont utilisés en présence d'environnements relativement propres ou lorsqu'un frottement réduit est recherché en raison de la vitesse ou de la température de fonctionnement.
- **Joints:** Les roulements équipés de joints sont préférables pour les montages en présence d'un niveau de pollution modéré. Lorsque la présence d'eau ou d'humidité ne peut pas être évitée, on utilise en général des joints frottants. La lèvre d'étanchéité des joints est en contact franc avec la surface de la bague du roulement. Les joints à faible frottement (et les joints non frottants peuvent accepter les mêmes vitesses que les roulements avec flasques, mais offrent un meilleur niveau d'étanchéité.

4.9 les principaux types de roulements:

- Le roulement à billes ;
- Le roulement à rouleaux ;
- Le roulement à rouleaux coniques ;
- Le roulement à rouleaux cylindriques ;
- Le roulement à rouleaux sphériques ;
- Le roulement à rotule sur rouleaux ;
- Le roulement à aiguilles.

4.9.1 Le roulement à billes :

Un roulement à billes est un type de roulement qui permet de faciliter le mouvement en réduisant la friction entre les pièces mobiles. Les roulements à billes sont constitués de petites billes en acier, en céramique ou en plastique qui roulent dans une bague intérieure et une bague extérieure. Ils sont utilisés dans de nombreuses applications :

- les moteurs ;
- les roues de véhicules ;
- les machines-outils ;

4.9.2 Le roulement à rouleaux :

Un roulement à rouleaux est un type de roulement utilisé pour supporter des charges axiales et radiales.

Il est composé d'un certain nombre de rouleaux et d'une cage qui les maintient en place.

Les roulements à rouleaux peuvent être utilisés dans une variété d'applications, telles que les roues de véhicules, les moteurs électriques, les machines-outils, etc. Ils sont généralement choisis lorsque l'application nécessite une charge lourde et/ou des vitesses élevées. Grâce à l'épaisseur de ses rouleaux, sa résistance et sa longévité sont ses principaux atouts.

Les roulements à rouleaux peuvent supporter des charges plus lourdes que les roulements à billes, mais ils ont un encombrement plus grand.

4.9.3 Le roulement à rouleaux coniques :

Un roulement à rx coniques est un roulement à contact angulaire. Il est composé d'éléments séparés: un élément rotatif conique, appelé cône et d'un élément fixe conique, appelé cuvette, qui forment ensemble un contact de surface conique et facilite le montage du roulement.

Il est utilisé pour supporter des charges combinées : axiales et radiales. Les charges supportées peuvent être très importantes (radiales dans une direction) et ils tolèrent les défauts d'auto-alignement très légers.

Les roulements à rouleaux coniques sont souvent utilisés dans les applications qui nécessitent des angles de contact plus grands que ceux des roulements à billes ou à rouleaux.

Ils sont également utilisés lorsque l'application nécessite des vitesses élevées et/ou des charges légères.

Le roulement à rouleaux coniques a plusieurs avantages par rapport aux autres types de roulements :

- Il est capable de supporter des **charges radiales et axiales**, ce qui le rend adapté à des applications où les charges peuvent être appliquées dans différentes directions.
- Ce type de roulement permet des **mouvements relatifs plus faciles** entre les pièces en mouvement, ce qui le rend idéal pour des applications où il y a des mouvements de pivotement ou de basculement.
- Il a une **faible friction**, ce qui le rend adapté à des applications où il est important de minimiser la résistance au mouvement.
- Le roulement à rouleaux coniques peut être facilement adapté à des **applications spécifiques** en modifiant sa géométrie et ses matériaux.

4.9.4 Le roulement à rouleaux cylindriques :

Un roulement à rouleaux cylindriques est recommandé pour les applications impliquant des charges radiales élevées et des vitesses de rotation importantes, mais doit être soumis à des charges axiales faibles. Il est couramment utilisé dans les transmissions et les changements de vitesse. Les roulements à rouleaux cylindriques se divisent en deux sous-catégories :

- Les roulements à une rangée de rouleaux cylindriques ;
- Les roulements à deux rangées de rouleaux cylindriques.

4.9.5 Le roulement à rouleaux sphériques :

Un roulement à rouleaux sphériques est un type de roulement qui peut supporter des charges radiales et axiales dans différentes directions. Il est composé d'une cage qui contient des billes ou des rouleaux en forme de sphère, qui sont guidés par une bague intérieure et une bague extérieure en forme de cuvette.

Utilisés dans de nombreux objets et équipements, on peut les trouver dans les roues de véhicules, les bras articulés, les mécanismes de levage, les systèmes de suspension, les palans, les grues, les treuils, les vannes, les pompes, les turbines, les générateurs, les ventilateurs, les compresseurs, les moteurs électriques, les instruments de mesure, les appareils médicaux, les outils électriques, les machines-outils et de nombreux autres objets. Ils sont souvent utilisés dans ces applications pour permettre des mouvements relatifs plus faciles entre les pièces en mouvement, ce qui le rend adapté à des applications où il y a des mouvements de pivotement ou de basculement, et pour minimiser la résistance au mouvement.

4.10 Les défauts de roulement :

4.10.1 Vie d'un roulement :

La durée de vie d'un roulement est le nombre de tours que celui-ci peut effectuer avant qu'un début de l'écaillage ne se produise.

- **Avariesprimaires**
 - Usure
 - Empreintes,
 - Indentations
 - Grippage
 - Déformation de surface
 - Corrosion
- **Avariessecondaires**
 - Ecaillage
 - Fissuration

1. Usure

- Causée par des particules abrasives (manque de propriété ou étanchéité insuffisante)
- Causée par une lubrification inadéquate (le lubrifiant s'est dégradé)
- Causée par les vibrations à l'arrêt



Figure1.3 :Usure du roulement

2. Empreintes, indentations

- Causées par les erreurs commises lors du montage (effort de montage sur la mauvaise bague, enfoncement excessif sur portée conique, etc.)
- Causées par une surcharge sur le roulement à l'arrêt
- Causées par des particules étrangères[8]

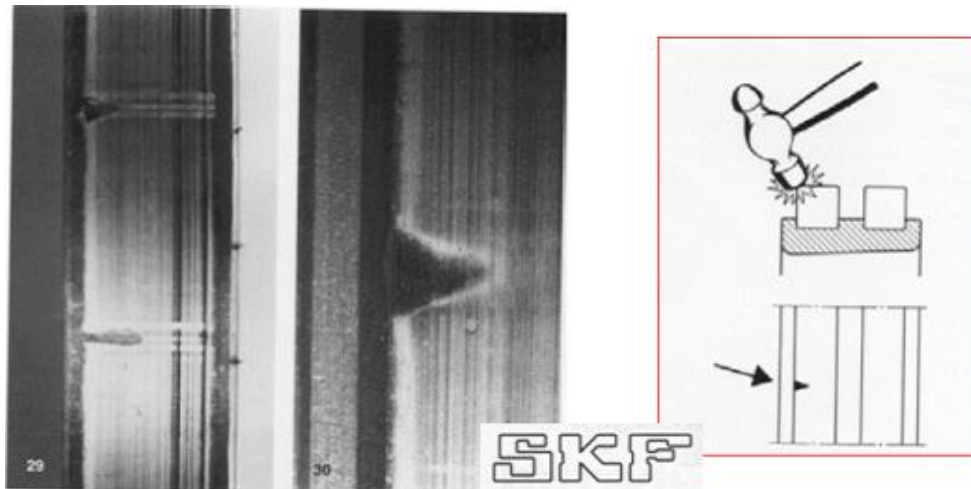


Figure1.4 :Empreintes, indentations

- **Grippage**

- Grippage des faces des rouleaux et des épaulements de guidage causé par un glissement sous forte charge axiale et une lubrification inadéquate
- Grippage des rouleaux et des chemins dû à l'accélération des rouleaux à l'entrée dans la zone de charge
- Grippage des surfaces extérieures causé par la rotation de la bague par rapport à l'arbre ou au logement
- Grippage dans les butées à billes causé par une charge trop faible par rapport à la vitesse de rotation [8]

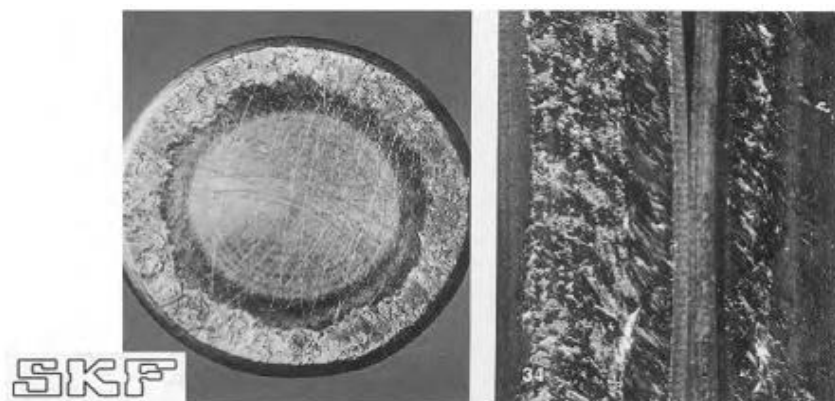


Figure1.5:Grippage des faces et des chemins des rouleaux

- **Déformation de surface**

Causée par une lubrification inadéquate ou par une charge excessive

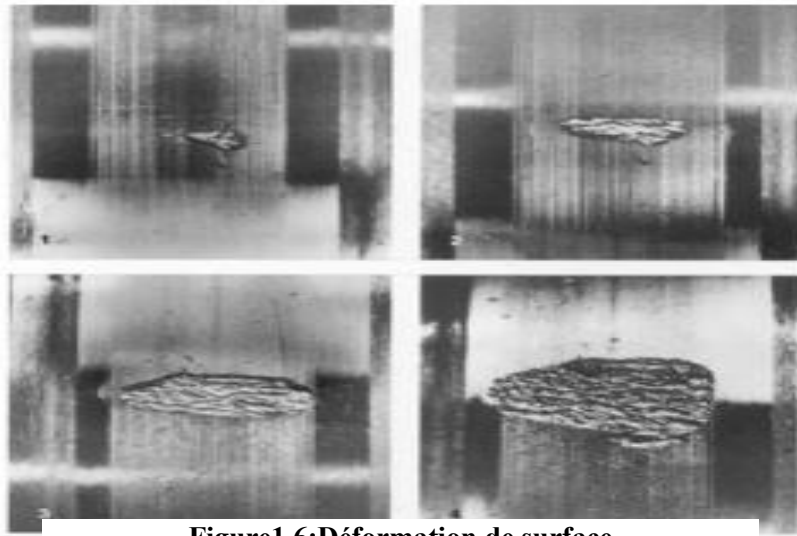


Figure1.6:Déformation de surface

- **1. Corrosion**

Causée par la présence d'eau, d'humidité ou de substances corrosives pendant une longue période (manque d'étanchéité, choix du lubrifiant sans bonnes propriétés antirouille ou ajustement insuffisamment serré)[8]

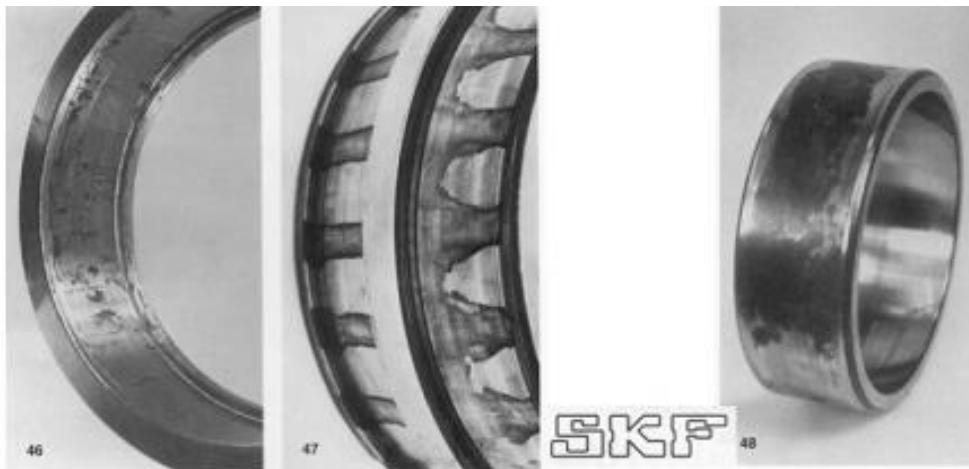


Figure1.7:Corrosion

- **Ecaillage**

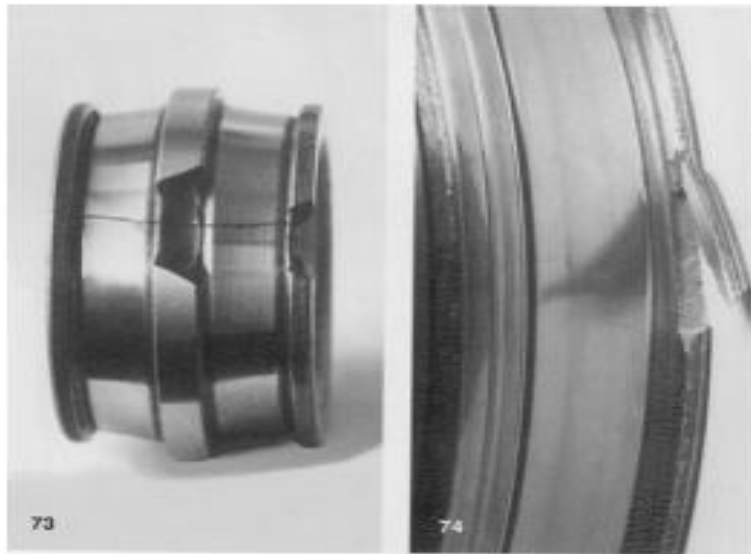


Figure1.8: Ecaillage

- **Fissuration**



Figure1.9: Fissuration

5. Défauts liés au moteur asynchrone :

Les pannes pouvant affecter la machine proviennent de diverses sources : électriques, mécaniques ou magnétiques

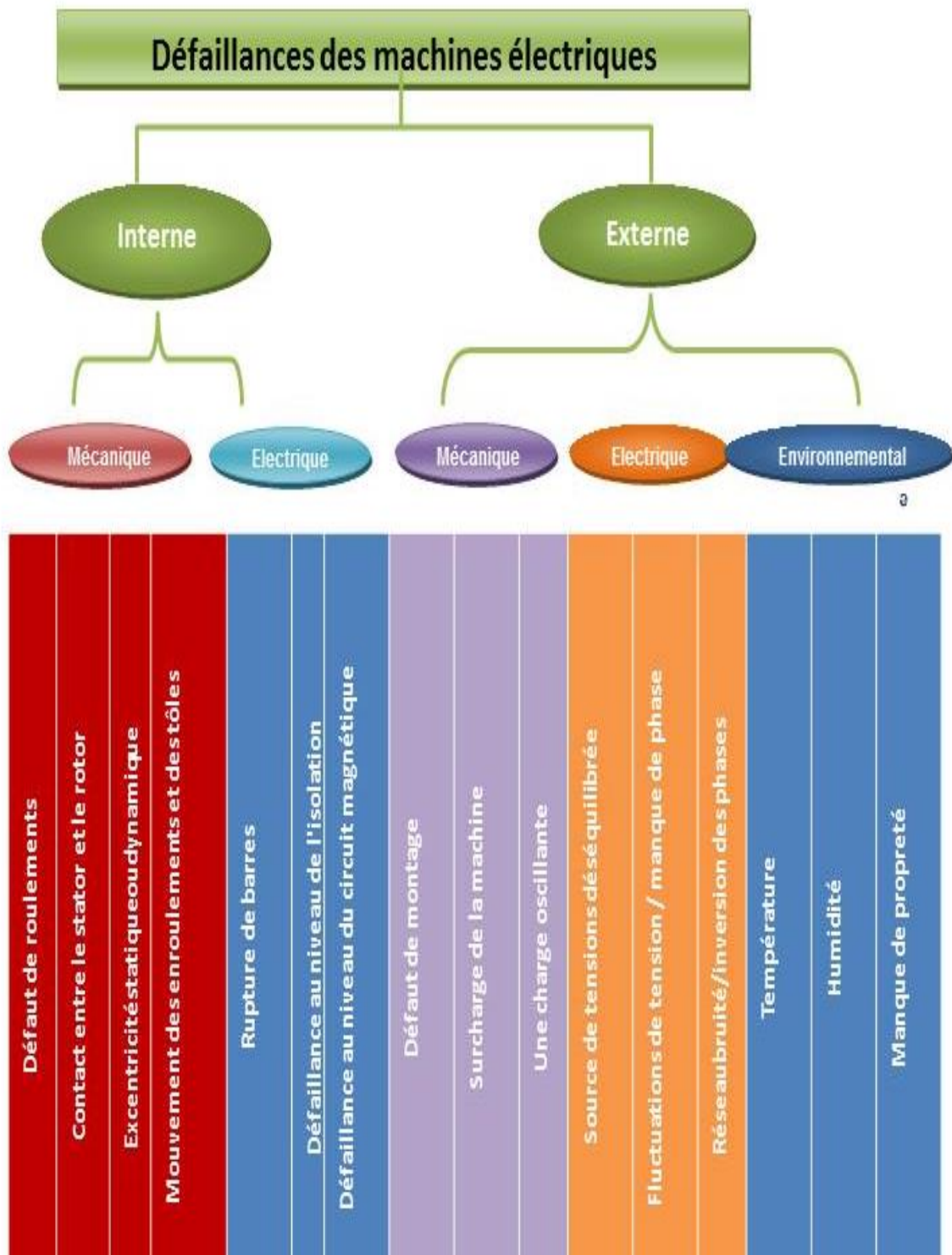


Figure 1.10 : Défaillances des machines Electriques

6. Défaillances des roulements :

Les roulements à billes jouent un rôle crucial dans le bon fonctionnement de tous les types de machines électriques

Les défaillances des roulements peuvent avoir de multiples causes, telles que l'écaillage dû à la fatigue, la contamination du lubrifiant, une surcharge ou des problèmes électriques, comme la circulation de courants de fuite induits par les onduleurs. De plus, des problèmes de rotation au sein de la culasse de roulement, causés par un enroulement endommagé, écaillé ou fissuré, peuvent engendrer des perturbations dans la machine. En effet, les courants électriques circulant au niveau des roulements d'une machine asynchrone, surtout à des vitesses élevées, peuvent.

6.1 Défauts d'excentricité:

Il arrive parfois que la machine soit affectée par un décalage du rotor, ce qui se traduit par des oscillations de couple, résultant d'un décalage entre le centre de rotation de l'arbre et celui du rotor. Ce phénomène est désigné sous le terme d'excentricité, dont les causes peuvent être attribuées à un positionnement incorrect des paliers lors de l'assemblage, à un défaut de roulement (comme l'usure), à une surcharge, ou à un défaut de fabrication (comme un problème d'usinage).[10]

On peut classer l'excentricité en trois catégories (voir figure 1.5)

6.1.1 Excentricité statique: Elle est généralement causée par un désalignement de l'axe de rotation du rotor par rapport à l'axe du stator.

6.1.2 Excentricité dynamique: Ce type se manifeste lorsque le centre de rotation du rotor ne coïncide pas avec le centre géométrique du stator, et de plus, le centre du rotor tourne autour de ce centre géométrique. Cette excentricité est souvent due à une déformation du cylindre rotorique ou statorique.

6.1.3 Excentricité mixte: Elle représente la combinaison des deux cas précédents, statique et dynamique.[10][9]

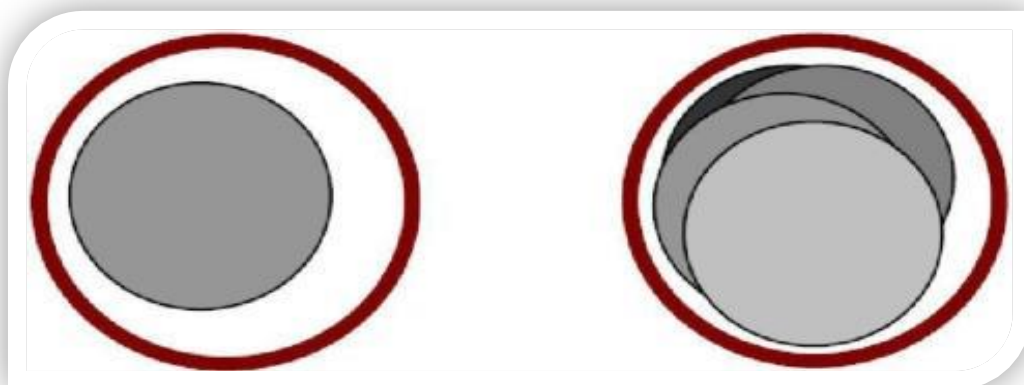


Figure1.11: Défauts d'excentricité statique et dynamique

Excentricité statique Excentricité dynamique

6.2 Défaillances électriques :

6.2.1 Défauts statoriques:

L'apparition de défauts dans les circuits électriques statoriques d'une machine asynchrone peut avoir plusieurs causes. Par exemple, les courts-circuits entre les spires d'une même phase sont des défauts fréquents qui peuvent se produire au niveau des têtes de bobines

ou dans les encoches. Ce type de défaut peut résulter d'une dégradation des isolants des spires du bobinage statorique. On peut également mentionner les courts-circuits entre une phase et le neutre, entre une phase et la carcasse métallique de la machine, ou entre deux phases statoriques.[10][11]

6.2.2 Défauts rotorique :

L'analyse du spectre du courant statorique en régime permanent permet d'identifier des défaillances rotoriques, telles que les ruptures de barres ou d'anneaux de court-circuit.[10][11]

6.2.3 Défaut de rupture des barres :

La rupture des barres dans une machine asynchrone est l'un des défauts les plus couramment étudiés en laboratoire.

La rupture d'une barre entraîne une dissymétrie du rotor. Cette dissymétrie se traduit par la formation d'un champ tournant dans le sens opposé à celui produit par le stator, à la fréquence de glissement. Par conséquent, un courant supplémentaire sera induit dans le bobinage statorique.[10]

Rupture d'une section d'anneau de court-circuit :

La rupture d'une section d'anneau est un défaut qui se manifeste aussi fréquemment que la rupture de barres. Ces défaillances peuvent être causées par des bulles de coulée ou par des dilatations différentielles entre les barres et les anneaux, d'autant plus que les sections d'anneaux de court-circuit transportent des courants plus élevés que ceux des barres du rotor. Étant donné la difficulté de détection, ce défaut est souvent regroupé, voire confondu, avec la rupture de barres dans les analyses statistiques. Ainsi, un dimensionnement inapproprié des anneaux, une dégradation des conditions de fonctionnement (température, humidité, etc.) ou une surcharge peuvent contribuer à ce problème.[10][11]

Noyau du rotor

Barre cassée
circuit

Anneaux de court-



Figure1.12: Exemple d'un défaut de cassure de barre d'un moteur asynchrone

Méthodes de diagnostic des machines électriques:

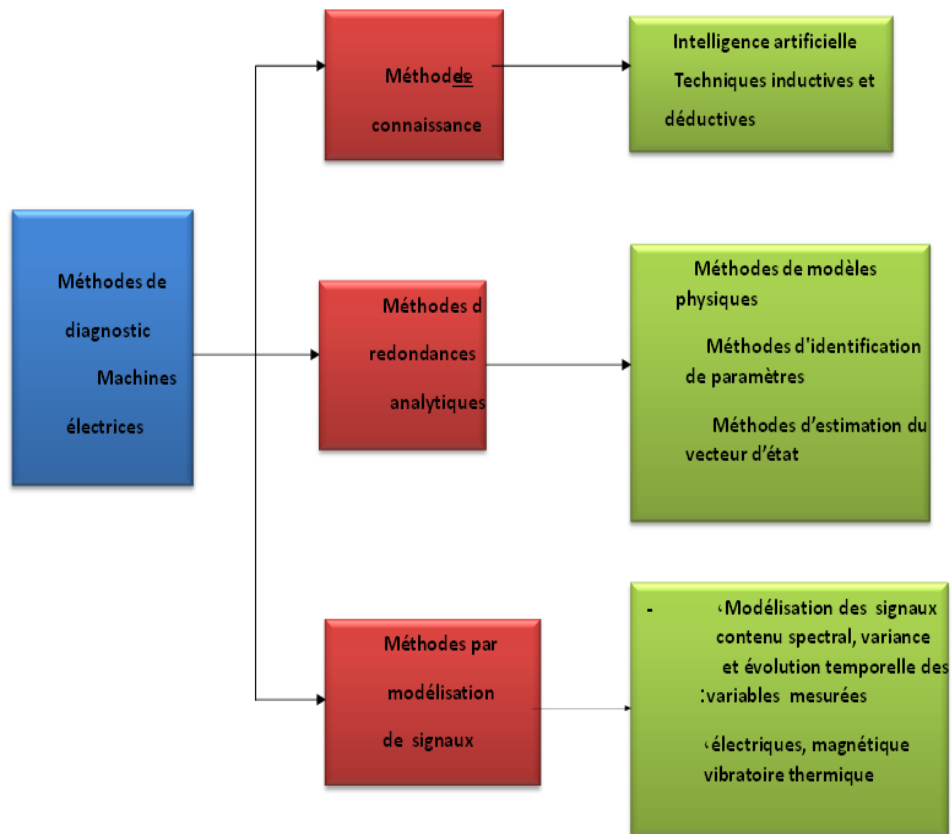


Figure 1.12: Présentation des méthodes de diagnostic des machines électriques

Dans les diverses études, on identifie trois axes principaux qui constituent le domaine du diagnostic des machines électriques, menant à l'élaboration de trois méthodologies de diagnostic : les méthodes basées sur les connaissances, les méthodes de redondance analytique et les méthodes de modélisation des signaux (voir Schéma 1.1). Ce schéma illustre les différentes méthodes de diagnostic des machines électriques.[14]

6.3 Les méthodes basées sur les connaissances :

Ces méthodes ne reposent pas sur des modèles mathématiques pour illustrer les relations de cause à effet. Elles s'appuient uniquement sur l'expérience humaine, renforcée par des retours d'expérience. La littérature présente plusieurs techniques de détection de défauts utilisant ces approches. Les techniques fondées sur l'intelligence artificielle intègrent la reconnaissance de formes, les systèmes experts, les réseaux de neurones et la logique floue, qui peuvent être appliquées de manière autonome ou en combinaison pour optimiser leur efficacité. Bien que les méthodes inductives ou déductives ne soient pas directement applicables au diagnostic, elles peuvent néanmoins apporter une aide précieuse. Elles sont principalement utilisées pour identifier les causes des défauts à l'aide de modèles de pannes. Il

convient de souligner que ces méthodes relèvent davantage du domaine des automaticiens que de celui des électrotechniciens

6.4 Méthodes de redondance analytique :

Ces méthodes reposent sur une modélisation quantitative du système se basent sur une modélisation quantitative du système et exploitent les relations entre les variables du système considéré pour identifier les paramètres physiques à surveiller. On y distingue trois classes : les méthodes de modèles physique, les méthodes d'identification de paramètres et les méthodes d'estimation du vecteur d'état.

Méthodes de modélisation des signaux:

Ces méthodes reposent sur la modélisation des signaux, en tenant compte du contenu spectral, de la variance et de l'évolution temporelle des variables mesurées. Elles exploitent principalement les signatures électriques, magnétiques, vibratoires, thermiques ou la puissance instantanée.

La méthode la plus couramment employée pour diagnostiquer les défauts des machines électriques consiste à analyser les grandeurs mesurables ainsi que les signaux de défaut. Parmi les grandeurs et signaux de défaut les plus fréquemment utilisés, on trouve : les courants statoriques, la tension d'alimentation, le flux de dispersion, le couple électromagnétique, la vitesse de rotation, la puissance instantanée et les vibrations mécaniques.

De nombreuses techniques de traitement du signal ont été mises en œuvre depuis longtemps pour analyser le contenu spectral des divers signaux provenant des machines électriques, tels que les courants, les puissances, le couple, la vitesse et le flux.

7. Diagnostic des défauts de machines:

Le diagnostic vise à détecter une pathologie en se basant sur les symptômes observés. Dans le contexte industriel, il permet d'identifier précisément les défaillances ainsi que leurs causes. Il joue un rôle essentiel dans la garantie de la disponibilité des équipements de production et dans la sûreté de leur fonctionnement.

Une défaillance se manifeste généralement par plusieurs signes ou symptômes qu'il est essentiel de bien comprendre afin de faciliter le processus de diagnostic. Un diagnostic efficace doit permettre d'identifier avec précision le composant défectueux, la nature et le type de la défaillance, ses causes ainsi que, si possible, son degré de gravité. Le diagnostic est généralement déclenché lorsqu'apparaissent des signes jugés anormaux. Toutefois, il nécessite en amont une bonne connaissance de la machine, de son fonctionnement habituel, des défauts potentiels et de leurs conséquences, des grandeurs à mesurer, des régimes de fonctionnement, ainsi que de l'influence des différents paramètres d'état.

Dans ce cadre, le diagnostic industriel constitue un pilier fondamental de la stratégie de maintenance d'une entreprise. Il permet de détecter les anomalies à partir des symptômes observés, en s'appuyant sur les données de fonctionnement et les paramètres propres à chaque machine.

7.1 Signatures utilisées dans le diagnostic:

Le fonctionnement des machines implique des mouvements de rotation ou de translation, générant ainsi des efforts mécaniques dus aux déplacements de leurs composants.

Ces éléments en mouvement sont soumis à des phénomènes tels que les vibrations, les frottements et les bruits. En fonction du type de système et des éventuelles anomalies, les

machines produisent des signatures caractéristiques renfermant des informations précieuses sur les défauts présents.

L'objectif du diagnostic est de détecter, identifier et évaluer la gravité des anomalies affectant les systèmes mécaniques, en s'appuyant sur des indicateurs définis au préalable et sur des méthodes d'analyse des signatures émises par les machines. Pour cela, la collecte de données issues de différentes mesures réalisées à l'aide de capteurs est essentielle. Ces mesures peuvent concerner les vibrations, les signaux acoustiques, les températures, les courants électriques, etc., et doivent contenir les informations nécessaires pour évaluer l'état de santé des équipements.

7.1.1 Signatures vibratoires:

Une vibration est un mouvement oscillatoire, ou de va-et-vient, autour d'un point d'équilibre stable ou dynamique. Dans un système, les vibrations peuvent être de nature libre ou forcée. Elles résultent des mouvements des composants et des pièces des systèmes mécaniques, reflétant ainsi les efforts dynamiques exercés sur la structure ainsi que l'état de santé de la machine.

Cependant, l'analyse d'un signal vibratoire mesuré en un seul point ne permet pas d'obtenir une vision complète de l'état de la machine. En effet, une vibration est un phénomène vectoriel tridimensionnel, ce qui nécessite des mesures effectuées en plusieurs points et selon différentes directions.

Le positionnement du capteur ainsi que la direction de la mesure jouent un rôle crucial dans la surveillance vibratoire. Un mauvais choix pourrait entraîner la perte d'informations représentatives de l'état réel de la machine. Les paliers à roulements, qui supportent les charges et les forces dynamiques internes, constituent les emplacements idéaux pour placer les capteurs. Les forces issues d'un défaut se propagent à travers la structure de la machine jusqu'au capteur, puis tout au long de la chaîne de mesure jusqu'à l'analyseur. L'amplitude observée est alors le résultat de la convolution entre la force générée par le défaut et la fonction de transfert du système. Selon cette fonction, le signal peut être atténué ou amplifié.

Chaque type de défaut génère des vibrations spécifiques, selon des fréquences et des directions caractéristiques. Pour une détection efficace, il est donc essentiel de réaliser des mesures axiales et radiales au niveau de chaque palier. Le signal ainsi obtenu est complexe, car il contient les vibrations provenant de tous les sous-systèmes mécaniques de la machine.

En général, les signatures vibratoires associées aux défauts sont périodiques et se répètent de manière régulière dans le temps. Toutefois, les défauts de type choc produisent des vibrations transitoires, brèves, pouvant être répétitives ou aléatoires. D'autres défauts encore peuvent engendrer des vibrations totalement aléatoires au fil du temps.

7.1.2 Signatures acoustiques:

Les signaux acoustiques sont utilisés pour détecter les fuites au niveau des canalisations, des réservoirs, des vannes, et autres composants similaires. Les fuites de fluides génèrent des bruits caractéristiques provoqués par des phénomènes tels que les turbulences, les cavitations, les vibrations, ou encore la détente de l'eau en surchauffe à travers les orifices de fuite.

La méthode couramment employée pour repérer ces fuites consiste à transformer les signaux acoustiques du domaine temporel vers le domaine fréquentiel. Toutefois, il n'est

généralement pas possible de quantifier précisément le débit des fuites en raison du bruit de fond élevé présent dans les environnements industriels.

7.1.3 Signatures ultrasonores:

Les composants mécaniques des machines peuvent présenter des défauts d'origine manufacturière. Pour les détecter, on utilise une méthode basée sur l'émission d'ondes ultrasonores à haute fréquence, souvent supérieures à plusieurs dizaines de kilohertz. Cette technique repose sur l'analyse des échos générés par la propagation de ces ondes à travers le matériau.

Lorsque les ondes rencontrent un défaut, elles sont partiellement réfléchies ou diffractées. L'étude du temps de retard entre le signal émis et l'écho renvoyé permet de localiser précisément l'emplacement du défaut. De plus, l'analyse de la forme de l'écho fournit des informations sur la géométrie et la gravité de l'anomalie.

Cette méthode est largement utilisée pour la détection de fissures dans les tuyauteries, les soudures, les boulons, et d'autres éléments critiques des systèmes industriels.

7.1.4 Signatures thermiques:

La signature thermique repose sur la mesure de la température des composants des machines. Cette mesure est réalisée à l'aide de capteurs tels que les thermocouples, les sondes à résistance, les capteurs optiques ou encore les détecteurs infrarouges (comme les pyromètres, les radiomètres ou les caméras infrarouges). Ces capteurs peuvent être placés en contact direct avec les parties à surveiller, ou fonctionner à distance.

Cependant, les mesures sans contact peuvent parfois être imprécises. En effet, le flux thermique capté à distance peut être perturbé par des rayonnements parasites provenant d'équipements voisins, ou encore être altéré par l'absorption de l'atmosphère ambiante.

Cela rend indispensable une bonne maîtrise des principes de la physique du rayonnement infrarouge afin d'éviter des erreurs de diagnostic.

8. Conclusion:

À l'issue de ce premier chapitre, nous avons établi les fondements nécessaires à la compréhension de notre problématique en examinant les éléments essentiels relatifs aux machines asynchrones, leurs domaines d'application dans l'industrie, ainsi que les principales typologies de défauts pouvant nuire à leur bon fonctionnement. Nous avons particulièrement souligné l'importance des roulements, qui constituent l'une des causes majeures de défaillance, ainsi que la nécessité de leur surveillance constante.

Par ailleurs, nous avons passé en revue les différentes stratégies de maintenance, en mettant l'accent sur l'évolution vers des approches plus intelligentes, orientées vers la prédiction des pannes. Nous avons également présenté un aperçu des méthodes de diagnostic existantes, en insistant sur l'intérêt d'exploiter des signatures issues de différentes natures de signaux — vibratoires, acoustiques, thermiques et électriques — pour une évaluation fiable de l'état des équipements.

Cet ensemble théorique constitue une base solide pour les chapitres à venir, où nous développerons un système de diagnostic automatique en nous appuyant sur des outils avancés d'analyse du signal et d'intelligence artificielle.

Chapitre 02:

**Méthodologie proposée basée sur la
transformée en ondelettes discrètes et la
forêt aléatoire**

1. Introduction:

Dans la continuité de l'analyse des défaillances au sein des machines électriques, et plus particulièrement celles liées aux roulements, ce deuxième chapitre se focalise sur les outils intelligents mobilisés pour le diagnostic automatique. Grâce à l'essor du traitement des données et à l'amélioration constante des capacités de calcul, l'intelligence artificielle — et en particulier l'apprentissage automatique — s'impose aujourd'hui comme un levier incontournable de la maintenance prédictive.

Parmi les différentes approches développées dans ce domaine, l'algorithme des forêts aléatoires (Random Forest) se distingue par sa robustesse, sa capacité à gérer des données complexes et sa performance en matière de classification. Parallèlement, l'analyse par ondelettes s'avère particulièrement efficace pour extraire des caractéristiques pertinentes à partir des signaux vibratoires, en fournissant une lecture à la fois temporelle et fréquentielle du phénomène étudié. La combinaison de ces deux techniques — traitement avancé du signal et apprentissage supervisé — permet d'envisager des solutions de diagnostic à la fois fiables, rapides et entièrement automatisées.

Ce chapitre a donc pour objectif de présenter les fondements théoriques de ces méthodes, en commençant par une explication détaillée de l'algorithme Random Forest, puis en exposant les principes de la transformée en ondelettes discrètes (DWT). Ces outils formeront la base méthodologique du système de diagnostic que nous mettrons en œuvre dans le chapitre suivant.

2. Introduction à l'algorithme forêts aléatoires :

L'algorithme Random Forest (**forêts aléatoires**) est une technique d'apprentissage automatique basée sur le concept de l'apprentissage d'ensemble, où plusieurs arbres de décision sont combinés pour faire des prédictions précises. Voici une introduction simple:

Des arbres sont créés : Des échantillons aléatoires sont sélectionnés à partir des données originales pour former chaque arbre de décision. Ce processus est connu sous le nom d'échantillonnage bootstrap.

Sélection des caractéristiques : À chaque nœud de l'arbre décisionnel, un sous-ensemble aléatoire de caractéristiques est sélectionné pour déterminer la meilleure division.[16]

2.1 Prédiction de groupe:

Dans le cas de la classification : un vote majoritaire est obtenu à partir des résultats de tous les arbres.

Dans le cas de la régression : La moyenne de toutes les prédictions est calculée. Cette approche rend l'algorithme robuste contre l'ajustement excessif et augmente la précision. L'algorithme Random Forest est un algorithme d'apprentissage automatique supervisé utilisé pour les tâches de classification et de régression. Cet algorithme est basé sur le concept de « l'apprentissage d'ensemble », où plusieurs arbres de décision sont combinés pour améliorer la précision du modèle et minimiser le risque de biais.

2.2 Fonctionnement de l'algorithme :

Création d'arbres de décision : Des échantillons aléatoires sont sélectionnés à partir des données d'apprentissage pour créer un ensemble d'arbres de décision

Prédiction individuelle : Chaque arbre de décision effectue une prédiction de manière indépendante de la forêt aléatoire
Réduction des biais : L'utilisation de plusieurs arbres permet de minimiser les erreurs dues à la partialité des données.

Précision accrue : La combinaison des résultats de différents arbres améliore la précision de la prédiction
Traitement des données manquantes : Il peut traiter efficacement les valeurs manquantes.

Chaque arbre est généré à partir d'un échantillon aléatoire de données.

À chaque nœud de l'arbre, un ensemble aléatoire de caractéristiques est choisi pour partitionner les données.

Les résultats de tous les arbres sont combinés pour obtenir la prédiction finale.

Il s'agit d'un algorithme d'apprentissage automatique supervisé utilisé pour la classification et la régression. Il est basé sur la construction d'un grand nombre d'arbres de décision et la combinaison de leurs résultats pour obtenir un résultat plus précis.[19]

3. Forêts aléatoires:

Par définition, un modèle de Random Forest nécessite la définition de trois hyperparamètres principaux avant l'entraînement : la profondeur maximale des arbres (ou le nombre maximal de nœuds), le nombre d'arbres constituant la forêt, ainsi que le nombre de variables sélectionnées aléatoirement à chaque division (split) parmi l'ensemble des variables explicatives. Une fois ces paramètres fixés, le modèle peut être utilisé pour des tâches de régression ou de classification.

1- La première étape consiste à appliquer le principe du bagging, qui consiste à générer plusieurs sous-échantillons aléatoires de l'ensemble de données d'origine, avec remise, c'est-à-dire que certaines observations peuvent être sélectionnées plusieurs fois.

2- Des arbres de décision individuels sont ensuite construits à partir de chaque sous-échantillon. Chaque arbre est entraîné sur un échantillon aléatoire distinct afin de produire sa propre prédiction. Il est important de souligner que ces arbres sont peu corrélés entre eux, chacun étant construit de manière indépendante.

Pourquoi cela est-il essentiel ? Parce que c'est la combinaison de ces modèles indépendants qui permet de réduire la variance de l'ensemble du modèle, le rendant ainsi plus stable et moins sensible aux fluctuations. En d'autres termes, cela permet de compenser l'instabilité intrinsèque des arbres de décision, qui peuvent fortement varier en fonction de petites modifications dans les données d'apprentissage.

3- Enfin, chaque arbre de la forêt produit sa propre prédiction (cible). Dans le cas d'un problème de classification, la prédiction finale du modèle correspond à la classe obtenant le plus de votes (la plus fréquente parmi les arbres). En revanche, pour un problème de régression, la prédiction finale est obtenue en calculant la moyenne des prédictions fournies par l'ensemble des arbres.[22]

4. Principe de fonctionnement du forêts aléatoires:

Bootstrap Sampling De multiples copies des données originales sont créées par échantillonnage aléatoire avec retours.

Construire plusieurs arbres de décision indépendants. Pour chaque échantillon, un arbre de décision indépendant est construit à chaque point de division de l'arbre, un sous-ensemble aléatoire de caractéristiques est choisi pour sélectionner la meilleure division.

5. Arbre de décision :

5.1 Définition:

Il s'agit d'un algorithme supervisé qui prend la forme d'une structure arborescente. Chaque nœud effectue un test sur une variable, chaque branche correspond à un résultat possible de ce test, et chaque feuille indique une prédiction (valeur ou classe).

5.2 Construction de l'arbre de décision :

- La construction de l'arbre de décision se fait de manière descendante et récursive (top-down), selon les étapes suivantes :
- Initialement, tous les tuples (données) sont regroupés au niveau de la racine de l'arbre.
- Les attributs utilisés doivent être qualitatifs ; si ce n'est pas le cas, une discrétisation est nécessaire.
- Les tuples sont ensuite partitionnés en fonction de l'attribut sélectionné.
- La sélection de l'attribut de test repose sur des heuristiques, comme par exemple le gain d'information (information gain), que nous détaillerons plus tard.

Conditions d'arrêt du partitionnement :

Le processus s'arrête lorsque tous les tuples d'un nœud appartiennent à une seule et même classe.

5.3 Quand utiliser un arbre de décision :

Les arbres de décision sont particulièrement adaptés à la gestion de grands ensembles de données non linéaires. Ils trouvent des applications dans de nombreux domaines concrets tels que le droit, le management, la planification urbaine ou encore l'ingénierie.

Dans le domaine de la Data Science et de l'analyse de données, l'arbre de décision est un outil couramment utilisé pour construire des modèles de classification compréhensibles et visuellement interprétables.

De plus, les arbres de décision sont privilégiés dans les situations où l'interprétabilité du modèle est plus importante que la performance pure, ou encore lorsque l'algorithme ne peut pas être facilement industrialisé.

5.4 Classification à l'aide des arbres de décision :

Un arbre de décision est un modèle où :

- Les nœuds internes représentent des tests sur les attributs.
- Chaque arc correspond au résultat d'un test.

- Les nœuds feuilles représentent les classes finales.

5.4.1 La génération d'un arbre de décision se fait en deux phases Construction de l'arbre :

- Au départ, tous les tuples sont situés à la racine.
- Les tuples sont ensuite partitionnés récursivement, en choisissant à chaque étape l'attribut le plus pertinent selon une heuristique donnée.

Simplification (Élagage) de l'arbre :

Cette étape consiste à identifier et supprimer les branches qui correspondent à des exceptions ou cas particuliers, afin de réduire la complexité de l'arbre et améliorer la généralisation.

5.4.2 Utilisation :

Pour classer un nouveau tuple, on parcourt l'arbre en testant ses attributs selon les nœuds rencontrés, jusqu'à atteindre une feuille qui donne la classe prédite.[19]

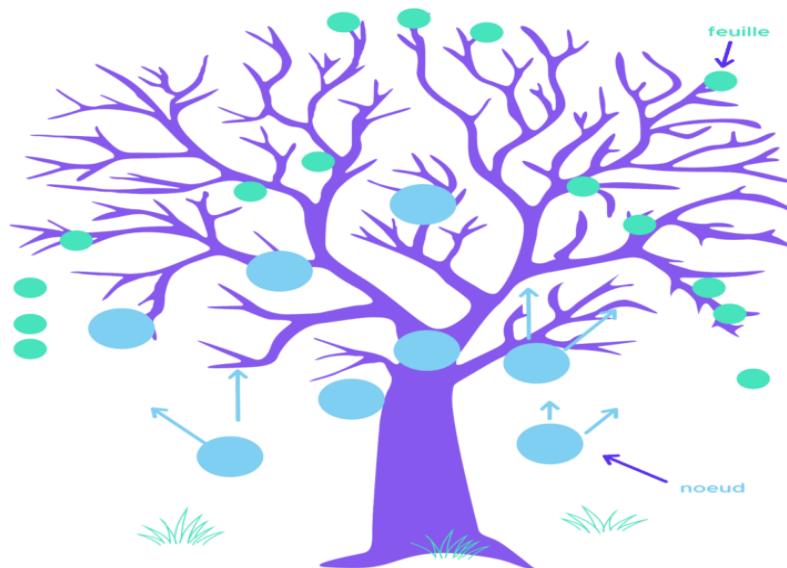


Figure 2.1 :d'arbre de décision

6. Ensemble learning du forêts aléatoires :

L'apprentissage d'ensemble est le processus par lequel de multiples modèles, tels que des classificateurs ou des experts, sont stratégiquement générés et combinés pour résoudre un problème particulier d'intelligence informatique. L'apprentissage d'ensemble est principalement utilisé pour améliorer les performances (classification, prédiction, approximation de fonction, etc.) d'un modèle, ou pour réduire la probabilité d'une sélection malheureuse d'un mauvais modèle. Parmi les autres applications de l'apprentissage d'ensemble figurent l'attribution d'un degré de confiance à la décision prise par le modèle, la sélection de caractéristiques optimales (ou quasi optimales), la fusion de données, l'apprentissage incrémental, l'apprentissage non stationnaire et la correction d'erreurs.

6.1 Pourquoi l'utiliser :

- Pour minimiser l'erreur (Error)
- Minimiser la variance

- Minimiser le biais
- Pour surmonter le surajustement ou le sous-ajustement

6.2 Méthodes principales :

Agrégation par Bootstrap (Bagging) Plusieurs modèles sont formés sur des sous-ensembles distincts (avec répétition) du jeu de données.

Ensuite, nous consolidons leurs résultats (par exemple, une majorité pour la classification, une moyenne pour la régression).

Amélioration

L'apprentissage des modèles se fait de manière séquentielle.

Chaque modèle ultérieur rectifie les fautes de son prédécesseur

Empilage

Mélange de divers modèles hétérogènes.

Un méta-modèle est formé à partir des résultats des modèles de base.

6.3 Techniques d'apprentissage d'ensemble couramment utilisées:

▪ Boosting (dynamisation) :

Le boosting est une technique d'ensemble qui vise à améliorer les performances des apprenants faibles (modèles qui sont légèrement meilleurs qu'une supposition aléatoire) en les combinant de manière séquentielle

▪ Bagging (agrégation Bootstrap) :

Le bagging est une technique d'ensemble fondamentale qui vise à réduire la variance et à améliorer la stabilité d'un modèle. Pour ce faire, plusieurs instances du même algorithme d'apprentissage sont entraînées sur différents sous-ensem[20]

$$f_n(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(x)$$

7. Comment la méthode Random Forest traite-t-elle les données manquantes :

7.1 Imputation avec MissForest:

MissForest est une méthode d'imputation itérative basée sur les forêts aléatoires. Elle permet de prédire les valeurs manquantes de manière non supervisée, en exploitant la capacité des forêts aléatoires à modéliser des relations complexes.

Voici les principales étapes :

- **Initialisation:** les valeurs manquantes sont d'abord remplacées par des estimations simples (comme la moyenne pour les variables numériques ou la valeur la plus fréquente pour les variables catégorielles).
- **Imputation itérative:** pour chaque variable contenant des valeurs manquantes, un modèle de forêt aléatoire est entraîné à partir des autres variables. Ce modèle est ensuite utilisé pour prédire les valeurs manquantes. Ce processus est répété pour toutes les variables concernées.
- **Convergence:** les étapes précédentes sont répétées jusqu'à ce que les prédictions deviennent stables, c'est-à-dire que les différences entre deux itérations consécutives deviennent négligeables.

Cette méthode est très efficace, notamment parce qu'elle prend en charge les données mixtes (numériques et catégorielles) et s'adapte bien aux données complexes.

2. Autres approches associées à Random Forest:

- **Imputation par proximité:** cette méthode utilise les mesures de proximité générées par la forêt aléatoire pour estimer les valeurs manquantes à partir des observations similaires.
- **Imputation dynamique (on-the-fly):** certaines implémentations de Random Forest sont capables de gérer directement les données manquantes pendant l'apprentissage, sans avoir besoin d'une étape d'imputation préalable..

8. Critères de sélection des variables dans forêts aléatoires:

Dans Genuer et al. (2010b) – voir également Genuer et al. (2015) pour le package correspondant – nous proposons une méthode de sélection de variables qualifiée d'« automatique », dans la mesure où elle ne requiert aucun a priori de la part de l'utilisateur. Par exemple, il n'est pas nécessaire de spécifier à l'avance le nombre de variables souhaité: la procédure s'adapte aux données afin de déterminer le sous-ensemble final de variables retenues. Cette méthode se déroule en deux étapes. La première, de type descendante et relativement grossière, repose sur un seuillage des importances des variables afin d'éliminer celles qui sont inutiles. La seconde étape, plus fine et ascendante, consiste à introduire progressivement les variables dans des modèles de forêts aléatoires.

Nous distinguons deux objectifs principaux dans la sélection de variables, que nous désignons — bien que cette terminologie puisse prêter à confusion — par **interprétation** et **prédiction** .[16]

9. Avantages du forêts aléatoires:

- Reconnaissance TRES RAPIDE
- Donne des résultats précis dans de nombreux cas
- Traite bien les données manquantes et changeantes
- Efficace sur inputs de grande dimension [21]

10. inconvénients du Randomforest :

- Apprentissage souvent long
- Valeurs extrêmes souvent mal estimées dans cas derégression[21]
 - Nécessite davantage de ressources informatiques (surtout si le nombre d'arbres est important).

11.Transformation en ondelettes:

11.1 Définition des ondelettes:

Les ondelettes sont des fonctions mathématiques permettant d'analyser un signal en le décomposant en éléments à la fois localisés dans le temps (ou l'espace) et dans la fréquence. Elles proviennent d'une fonction de base appelée **ondelette mère**, dont on dérive une famille d'ondelettes par **translation** (déplacement dans le temps) et **dilatation** (changement d'échelle)

11.2 Fonctionnement des ondelettes:

L'ondelette mère est une fonction courte présentant des oscillations. Elle peut être **étirée** (dilatée) ou **rétrécie** (contractée) pour analyser différentes bandes de fréquences. En la **déplaçant** (translation) tout au long du signal, on peut explorer les variations locales dans le temps. Cela permet une analyse fine des composantes fréquentielles selon leur position temporelle.

La transformée continue en ondelettes (CWT) s'écrit :

$$W_f(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \cdot \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt$$

où :

- $f(t)$ est le signal à analyser
- ψ est l'ondelette mère
- a est le facteur d'échelle (fréquence)
- b est la translation (temps)

12. Transformée en ondelettes discrète (DWT):

La transformée en ondelettes discrète (DWT) est une version discrétisée de l'analyse en ondelettes, conçue pour une mise en œuvre numérique efficace. Elle divise le signal à chaque niveau en deux parties :

- une **approximation**, qui contient les basses fréquences représentant le comportement général du signal,
 - et un **détail**, qui regroupe les hautes fréquences, révélatrices des variations rapides et des défauts.
- Cette décomposition est répétée de manière hiérarchique selon le principe de l'analyse multi-niveaux.

13. Types d'ondelettes:

13.1 Caractéristiques :

- Ondelette discontinue, prenant la forme d'une "marche".
- Support compact.
- Calcul rapide.
- Orthogonale.

13.2 Applications :

- Compression de données.
- Traitement rapide de signaux simples.

13.3 Daubechies (dbN) :

- Ondelettes orthogonales
- Support de taille finie (compact)
- Nombre variable de moments nuls (plus le nombre NNN est élevé, plus l'ondelette est régulière)
- Absence de symétrie exacte

13.4 Symlets (symN) :

- Ondelettes quasi symétriques
- Orthogonales
- Meilleure régularité et symétrie que les ondelettes **dbN**
- Support compact
- Applications : traitement du signal et de l'image avec une distorsion de phase réduite

13.5 Coiflets (coifN) :

- Ondelettes orthogonales

- Support de taille finie (compact)
- Possèdent des moments nuls, tant pour l'ondelette que pour la fonction d'approximation
- Offrent un bon équilibre entre régularité et localisation

13.6 Biorthogonales (biorN.N):

- Ondelettes biorthogonales (utilisent deux jeux de filtres distincts pour l'analyse et la synthèse)
- Symétriques
- Support compact
- Pas strictement orthogonales, mais permettent une reconstruction parfaite du signal

13.7 Meyer :

- Support non compact
- Ondelette très lisse
- Orthogonale
- Bonne localisation fréquentielle

13.8 Morlet:

- Ondelette à valeurs complexes
- Bonne localisation en fréquence
- Particulièrement adaptée à la transformée en ondelettes continue (CWT)

13.9 MexicanHat (Rickerwavelet) :

- Ondelette réelle et symétrique
- Bonne localisation temporelle et fréquentielle
- Non orthogonale
- Utilisée dans la transformée en ondelettes continue (CW)

14. Conclusion:

Ce deuxième chapitre nous a permis d'approfondir les outils fondamentaux nécessaires à la mise en place d'un système de diagnostic intelligent des défauts mécaniques. Nous avons tout d'abord détaillé l'algorithme Random Forest, apprécié pour sa facilité d'implémentation, sa robustesse face au surapprentissage, ainsi que sa capacité à gérer des données bruitées ou incomplètes. Par la suite, nous avons étudié la transformée en ondelettes discrète (DWT), reconnue pour son efficacité dans l'extraction des caractéristiques pertinentes à partir des signaux vibratoires générés par des roulements défectueux.

L'association de ces deux approches constitue une solution fiable et performante pour la détection automatique des anomalies dans les machines tournantes.

Cette combinaison sera évaluée dans le chapitre suivant à travers une étude expérimentale basée sur une base de données de référence, dans le but de valider leur efficacité dans un cadre de maintenance prédictive.

Chapitre 03:

Résultats et discussion

1. Introduction:

La détection et la localisation précises des défauts dans les machines électriques constituent des enjeux majeurs pour la maintenance conditionnelle et la fiabilité des systèmes industriels.

Les roulements, en particulier, sont des composants critiques dont les défaillances peuvent entraîner des arrêts imprévus et des coûts importants. Dans ce contexte, l'exploitation des signaux vibratoires associés aux roulements permet de révéler des informations pertinentes sur leur état de santé.

Ce chapitre présente une approche basée sur l'analyse des signaux vibratoires bruts, issus de la base de données CWRU, et leur traitement par transformée en ondelettes pour extraire des caractéristiques discriminantes.

Ces caractéristiques, reposant principalement sur les coefficients d'énergie issus des différentes bandes fréquentielles, sont ensuite utilisées pour entraîner un classificateur de type forêt aléatoire. Différents scénarios ont été évalués en faisant varier le nombre d'arbres du modèle (de 10 à 100), afin d'analyser l'impact de ce paramètre sur les performances de classification.

Les résultats ont été analysés à l'aide de tableaux de correspondance et de matrices de confusion, permettant d'évaluer la précision du modèle et sa capacité à identifier correctement les défauts de la bague intérieure, de la bague extérieure, de la bille, ainsi que l'état sain.

2. Description de base de données CWRU :

L'ensemble de données CWRU, proposé par la Case Western Reserve University, est un ensemble de données open source largement utilisé et facilement accessible. Il est reconnu comme la référence standard et fondamentale pour la validation des performances de divers algorithmes d'apprentissage automatique (ML) et d'apprentissage profond (DL). Cette base de données recueille des données sur les défauts de roulement normal, d'extrémité d'entraînement (DE) et d'extrémité de ventilateur (FE) à point unique.

Passons maintenant au dispositif expérimental utilisé pour enregistrer la base de données :

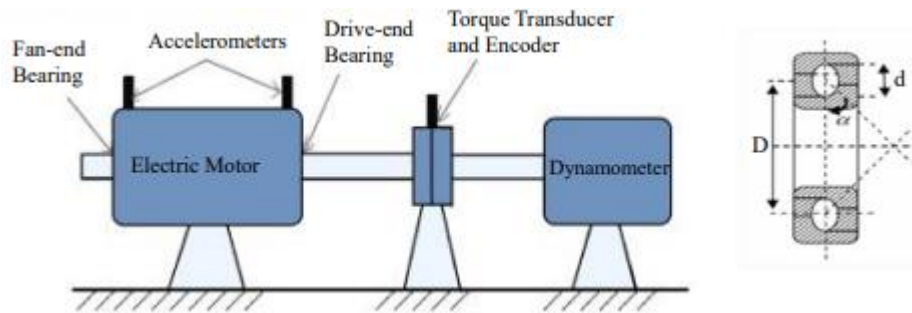
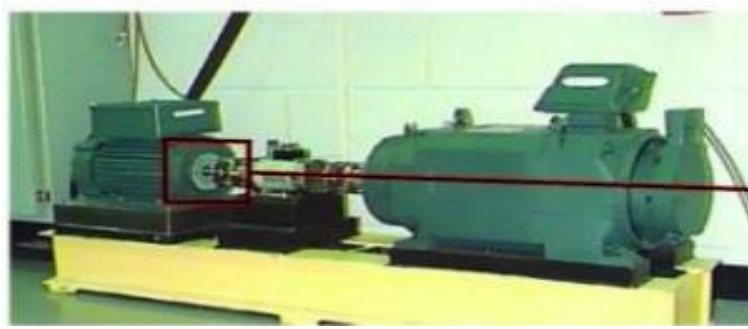


Figure3.1: vue en coupe transversale ci-dessus

Les données du roulement CWRU ont été acquises à l'aide d'un banc d'essai comprenant un moteur à induction Reliance de 2 CV, un capteur de couple, un dynamomètre et une électronique de commande. L'ensemble de données inclut divers défauts :

- L'ensemble de données comprend 161 enregistrements, organisés en quatre classes.
- 48 000 valeurs de base normales.
- 48 000 défauts côté entraînement.
- 12 000 défauts côté entraînement.
- 12 000 défauts côté ventilateur.

Chaque classe est ensuite divisée en ensembles de données pour différents types de défauts :

- Défaut de roulement à billes (B) Défaut de bague intérieure.
- Défauts de bague extérieure, classés en fonction de leur emplacement par rapport à la zone de charge :
 - « Centré » (défaut en position 6h00)
 - « Orthogonal » (3h00)
 - « Opposé » (12h00)

Pour induire ces défauts, un usinage par électroérosion a été utilisé sur les roulements d'essai. Les défauts étaient caractérisés par des diamètres spécifiques, à savoir 7 mils, 14 mils, 21 mils, 28 mils et 40 mils.

Il est à noter qu'un mil équivaut à 0,001 pouce. Après avoir été collectées à l'aide d'un enregistreur DAT 16 canaux, les données ont été traitées dans un environnement MATLAB, et tous les fichiers de données résultants ont été stockés au format MATLAB (.mat).

Chaque fichier comprend un ou plusieurs ensembles de données enregistrées d'accélération côté entraînement (DE), côté ventilateur (FE) et de plaque de base (BA).

La collecte de données a été réalisée à deux fréquences d'échantillonnage différentes: 12 kHz et 48 kHz.[23]

3. Méthode de diagnostic automatique des défauts dans les machines :

Ce diagramme de flux décrit un processus de diagnostic automatique des défauts basé sur l'analyse des signaux vibratoires, appliqué spécifiquement aux roulements.

Le processus commence par l'acquisition des signaux vibratoires provenant du système surveillé, comme un roulement, suivie d'une transformation en ondelettes permettant de décomposer le signal en plusieurs niveaux de fréquences.

Cette décomposition produit deux types de composantes: l'approximation, qui représente les basses fréquences, et les détails, correspondant aux hautes fréquences, riches en informations sur les défauts.

À partir de ces composantes, une méthode d'extraction des caractéristiques est appliquée, basée sur les coefficients d'énergie, lesquels quantifient l'énergie contenue dans chaque composante et servent de descripteurs représentatifs de l'état du roulement. Ces caractéristiques sont ensuite utilisées par un classificateur de type forêt aléatoire (Random Forest), capable d'identifier automatiquement la présence et la nature d'un éventuel défaut. Enfin, le système permet de localiser précisément le défaut, en fournissant un diagnostic parmi quatre cas : défaut sur la bague intérieure, défaut sur la bague extérieure, défaut sur la cage, ou absence de défaut (roulement sain).

Ce schéma illustre ainsi une méthode efficace, automatique et non intrusive pour la surveillance de l'état des roulements, reposant sur le traitement du signal et l'intelligence artificielle.

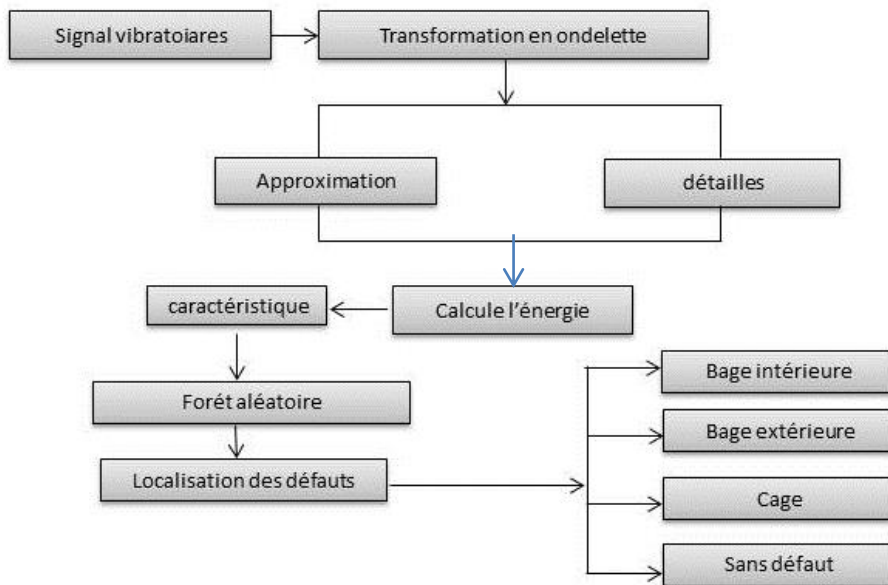


Figure 3.2 : Méthode de diagnostic automatique des défauts dans les machines

4. Localisation des défauts:

La détection des défauts consiste à identifier et à localiser avec précision l'emplacement d'une anomalie ou d'une défaillance dans un système mécanique, en particulier au niveau des roulements, en utilisant des techniques de surveillance telles que l'analyse des vibrations, l'analyse acoustique ou l'imagerie thermique.

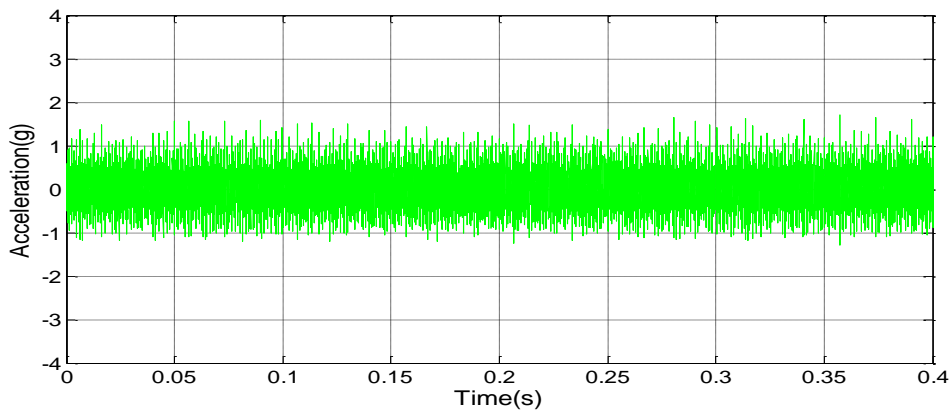


Figure3.3: Signal de vibration d'une bague intérieure défectueuse.

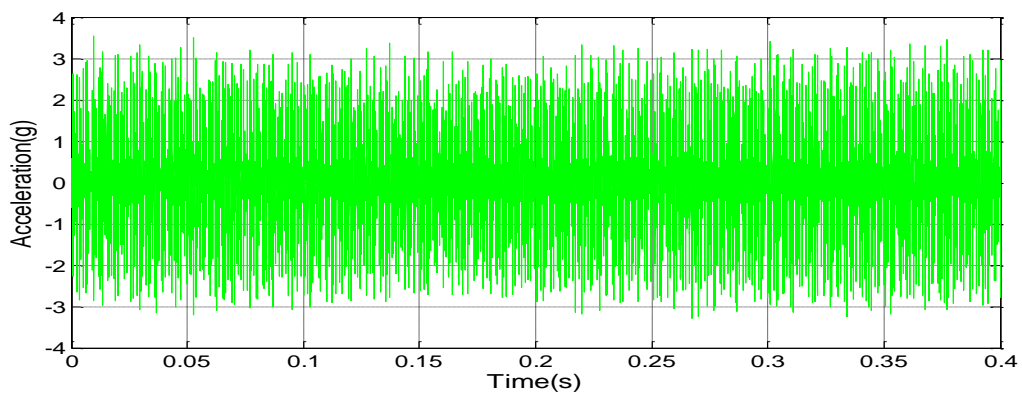


Figure3.4: Signal de vibration d'une bague extérieure défectueuse

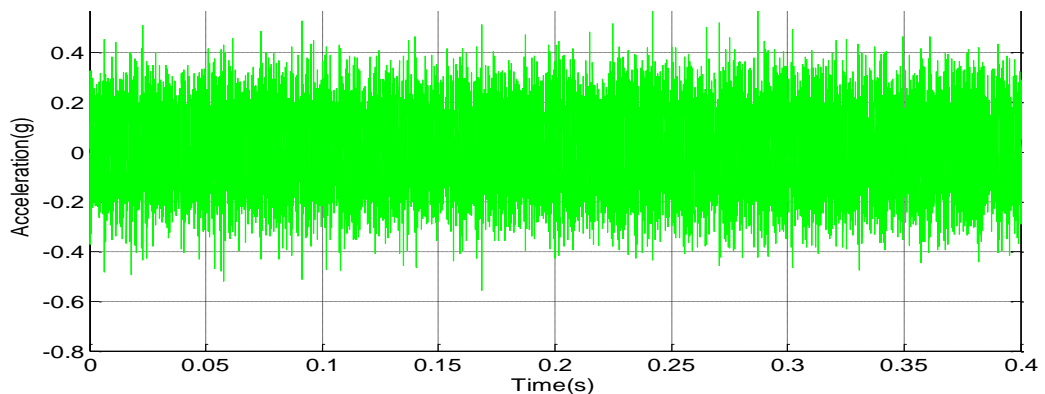


Figure 3.5: Signal de vibration d'un roulement avec une bille défectueuse

La figure 2 présente le signal de vibration brut correspondant à une bague intérieure défectueuse.

La figure 3 illustre le signal de vibration brut associé à une bague extérieure défectueuse.

La figure 4 montre le signal de vibration brut d'un roulement présentant une bille défectueuse. Enfin, la figure 5 représente le signal de vibration brut d'un roulement en état sain.

Ces signaux proviennent de la base de données CWRU (Case Western Reserve University), reconnue pour son utilisation extensive dans l'étude et le diagnostic des défauts de roulements. Les données ont été acquises à l'aide de capteurs de vibrations montés sur les roulements, avec une fréquence d'échantillonnage de 12 kHz et une durée d'enregistrement adaptée pour capturer les caractéristiques dynamiques liées aux défauts mécaniques sous différentes charges et vitesses de rotation.

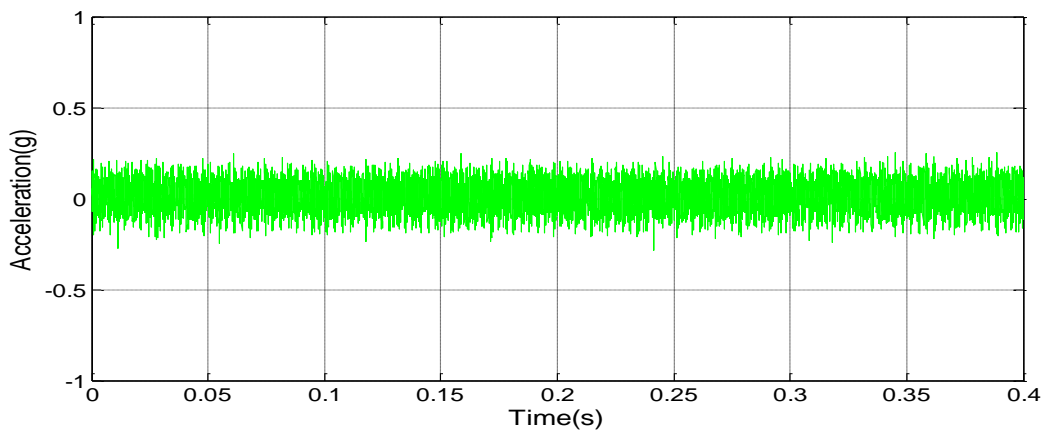


Figure3.6: Signal de vibration d'un roulement en bon état (machine saine)

5. Localisation des défauts dans les machines électriques par les forêts aléatoires :

La localisation des défauts dans les machines électriques repose sur l'extraction précise de caractéristiques à partir des signaux vibratoires.

Nous appliquons une décomposition en ondelettes pour séparer le signal en composantes fréquentielles, extrayant ainsi des coefficients d'énergie représentatifs des différentes bandes de fréquence.

Ces caractéristiques quantifient l'état vibratoire de la machine et servent d'entrées pour le classificateur basé sur les forêts aléatoires.

Pour optimiser la performance du modèle, nous avons varié le nombre d'arbres dans la forêt de 10 à 90. Les résultats obtenus, présentés dans un tableau ainsi que sous forme de matrices de confusion, illustrent l'impact du nombre d'arbres sur la précision et la fiabilité du diagnostic, permettant une identification et une localisation robustes des défauts, tels que ceux affectant la bague intérieure, la bague extérieure, ou la cage du roulement.

5.1 Analyse des résultats obtenus avec la forêt aléatoire (10 arbres) :

Le tableau des classes estimées par la forêt aléatoire, configurée avec 10 arbres, montre une correspondance parfaite entre les classes prédites et les classes de référence pour l'ensemble des échantillons testés. Chaque défaut a été correctement identifié, qu'il s'agisse de l'état sain (classe 1), d'un défaut sur la bague intérieure (classe 2), d'un défaut sur la bague extérieure (classe 3) ou d'un défaut au niveau de la bille (classe 4).

Cette performance est confirmée par la matrice de confusion, qui présente une diagonale parfaite, indiquant une absence totale d'erreurs de classification:

- **Classe 1 (état sain):** 1 prédiction correcte sur 1,
- **Classe 2 (bague intérieure défectueuse):** 1 prédiction correcte sur 1,
- **Classe 3 (bague extérieure défectueuse):** 4 prédictions correctes sur 4,
- **Classe 4 (bille défectueuse):** 2 prédictions correctes sur 2.

Tableau1: Résultats de classification des défauts par la forêt aléatoire (10 arbres)

Classe estimée par la forêt aléatoire	Classe de référence
3	3
2	2
3	3
1	1
4	4
3	3
3	3
4	4
3	3

Ces résultats traduisent une **précision de classification de 100 %** avec seulement 10 arbres, démontrant l'efficacité du classificateur Forêt Aléatoire ainsi que la pertinence des caractéristiques extraites des signaux vibratoires.

Cette performance confirme la capacité du modèle à localiser de manière fiable les défauts dans les machines électriques, ce qui constitue un atout majeur pour la maintenance prédictive et la prévention des pannes.

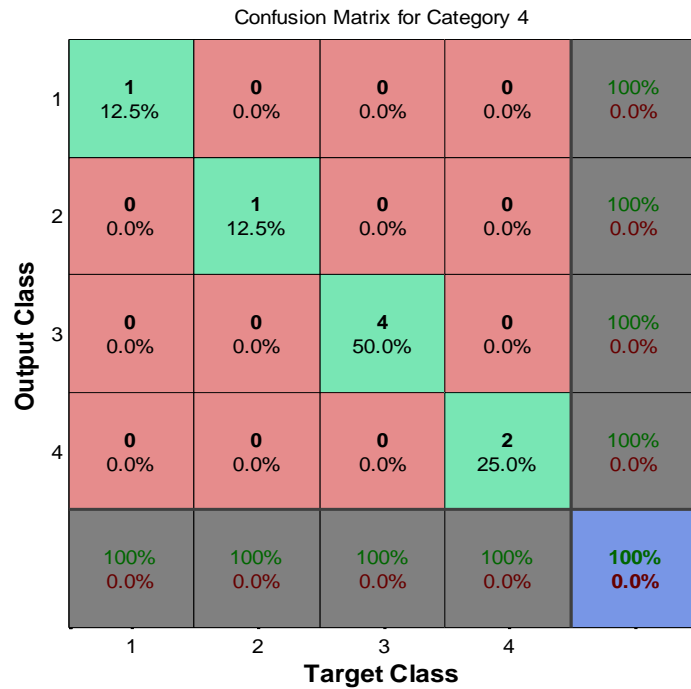


Figure3.7: Matrice de confusion du classificateur forêt aléatoire (10 arbres) pour la localisation des défauts dans les machines électriques

5.2 Analyse des résultats obtenus avec la forêt aléatoire (30 arbres) :

Lorsque le nombre d'arbres dans la forêt aléatoire est porté à 30, les résultats montrent une légère dégradation des performances par rapport au cas avec 10 arbres. Sur les huit échantillons testés, une erreur de classification est observée : un défaut de la **bague intérieure (classe 2)** a été incorrectement classé comme un **défaut de la bague extérieure (classe 3)**.

La matrice de confusion obtenue reflète cette situation :

- **Classe 1 (état sain):** 2 échantillons correctement classés,
- **Classe 2 (bague intérieure défectueuse):** 2 échantillons correctement classés, 1 mal classé en classe 3,
- **Classe 3 (bague extérieure défectueuse):** 2 échantillons correctement classés,
- **Classe 4 (bille défectueuse):** 2 échantillons correctement classés.

Malgré cette erreur isolée, le modèle conserve une bonne capacité de discrimination des différents types de défauts.

Toutefois, cette variation souligne que l'augmentation du nombre d'arbres ne conduit pas systématiquement à une amélioration des performances, mettant en évidence la nécessité d'un réglage soigné des hyperparamètres.

Tableau2: Résultats de classification des défauts par la forêt aléatoire (30 arbres)

Classe estimée par la forêt aléatoire	Classe de référence
2	2
3	3
3	4
4	4
1	1
2	2
4	4

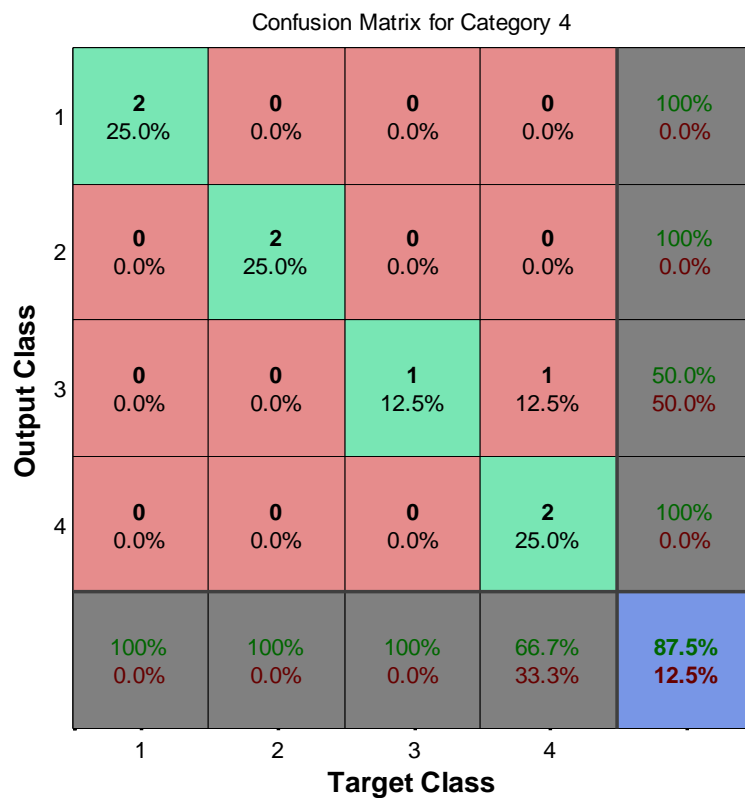


Figure3.8: Matrice de confusion du classificateur forêt aléatoire (30 arbres)

5.3 Analyse des résultats obtenus avec la forêt aléatoire (90 arbres) :

Lorsque le nombre d'arbres est porté à 90, la forêt aléatoire continue de démontrer une performance exemplaire.

Les résultats du tableau révèlent que chaque échantillon a été correctement classifié, qu'il s'agisse d'un roulement en état sain (classe 1), d'un défaut sur la bague intérieure (classe 2), d'un défaut sur la bague extérieure (classe 3) ou d'un défaut au niveau de la bille (classe 4).

La matrice de confusion correspondante est strictement diagonale, ce qui confirme l'absence totale d'erreurs de classification:

- **Classe 1 (état sain):** 1 prédiction correcte sur 1,
- **Classe 2 (bague intérieure):** 1 prédiction correcte sur 1,
- **Classe 3 (bague extérieure):** 4 prédictions correctes sur 4,
- **Classe 4 (bille défectueuse):** 2 prédictions correctes sur 2.

Ainsi, le modèle atteint une **précision de 100 %** pour cette configuration avec 90 arbres, consolidant les observations faites avec un plus faible nombre d'arbres. Ces résultats démontrent la stabilité et la robustesse du classificateur, même lorsque la complexité du modèle augmente.

Tableau3: Résultats de classification des défauts par la forêt aléatoire (90 arbres)

Classe estimée par la forêt aléatoire	Classe de référence
4	4
2	2
4	4
3	3
3	3
1	1
3	3

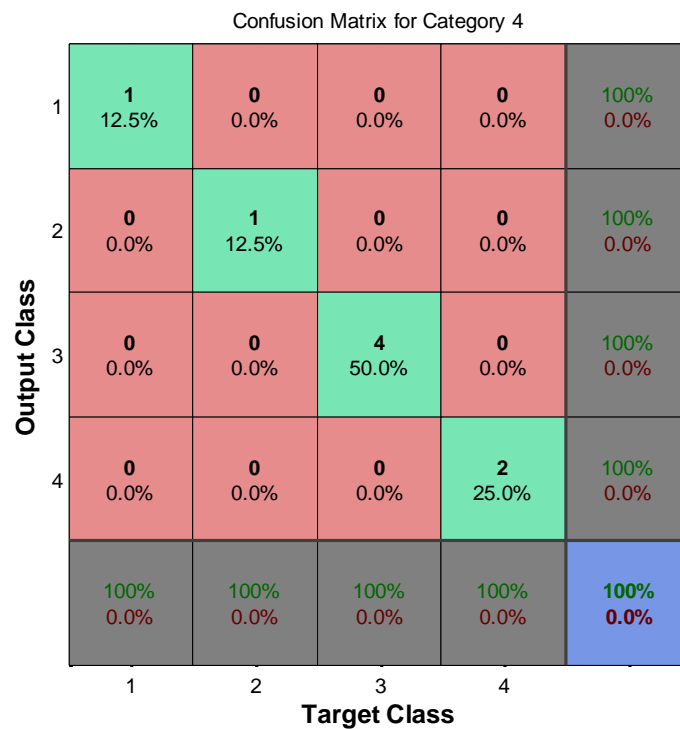


Figure3.9: Matrice de confusion du classificateur forêt aléatoire (90 arbres)

5.4 Conclusion comparative des performances selon le nombre d'arbres :

Tableau4: Synthèse des performances de la forêt aléatoire en fonction du nombre d'arbres

Nombre d'arbres	Nombre d'échantillons testés	Précision (%)	Nombre d'erreurs	Observation principale
10	7	100	0	Classification parfaite, matrice de confusion diagonale
30	7	85,7	1	Une confusion entre classe 2 et 3
90	7	100	0	Précision retrouvée, bonne stabilité du modèle

L'évaluation du classificateur **forêt aléatoire** avec différentes tailles (10, 30, et 90 arbres) montre l'impact direct du nombre d'arbres sur la précision de la classification des défauts dans les machines électriques :

- **Avec 10 arbres**, le modèle atteint une **précision parfaite de 100 %**. Tous les échantillons testés sont correctement classés, comme l'indique une **matrice de confusion parfaitement diagonale**. Cela témoigne d'un excellent compromis entre complexité du modèle et capacité de généralisation.
- **Avec 30 arbres**, une **légère baisse de performance** est observée. Une seule erreur de classification est enregistrée (un défaut de la bague intérieure confondu avec un défaut de la bague extérieure), ce qui suggère une certaine sensibilité du modèle à la redondance des arbres. La matrice de confusion reste majoritairement diagonale, et la **précision globale demeure élevée**, mais inférieure à celle obtenue avec 10 arbres.
- **Avec 90 arbres**, le modèle retrouve une **précision de 100 %**, identique à celle obtenue avec 10 arbres. Cela confirme la stabilité du modèle lorsqu'un nombre suffisant d'arbres est atteint, bien qu'au-delà d'un certain seuil, l'ajout d'arbres n'améliore pas nécessairement les résultats.

En résumé, le nombre optimal d'arbres ne suit pas une règle linéaire. Un petit nombre d'arbres (10) peut suffire à obtenir une excellente précision, tandis qu'un nombre intermédiaire (30) peut introduire un léger déséquilibre. À partir d'un seuil plus élevé (90), la stabilité et la précision du modèle sont rétablies. Ce comportement souligne **l'importance d'un réglage judicieux des hyperparamètres**, notamment le nombre d'arbres, pour optimiser les performances du classificateur.

6. Conclusion :

Les expérimentations menées dans ce chapitre ont permis de démontrer l'efficacité du classificateur forêt aléatoire pour la localisation automatique des défauts dans les roulements de machines électriques.

En utilisant des caractéristiques extraites via l'analyse en ondelettes des signaux vibratoires, la méthode a permis d'obtenir une précision de 100 % pour certaines configurations, notamment avec 10 et 90 arbres.

Toutefois, une légère dégradation des performances a été observée avec 30 arbres, mettant en évidence l'importance du choix des hyperparamètres dans l'optimisation du modèle.

Ces résultats confirment que la combinaison d'une extraction pertinente des caractéristiques et d'un algorithme d'apprentissage robuste peut fournir une solution fiable, automatique et non intrusive pour la maintenance prédictive.

Le recours aux forêts aléatoires, en raison de leur simplicité de mise en œuvre, de leur capacité à gérer des données bruitées, et de leur aptitude à éviter le surapprentissage, constitue une stratégie prometteuse dans le cadre du diagnostic intelligent des machines tournantes.

Conclusion

générale

Conclusion générale :

Dans un environnement industriel où la performance, la sécurité et la compétitivité sont des impératifs croissants, la maintenance réactive ne suffit plus.

L'industrie moderne, confrontée à des rythmes de production accélérés et à des contraintes économiques strictes, exige des stratégies de maintenance prévisionnelle et autonome, capables d'anticiper les défaillances avant qu'elles ne surviennent.

C'est dans ce contexte que s'inscrit le présent travail, qui vise à explorer et à mettre en œuvre une approche intelligente de diagnostic des défauts dans les machines électriques, en particulier les moteurs asynchrones.

Ces machines, bien que robustes et largement répandues, restent vulnérables à certains types de défaillances mécaniques, notamment celles affectant les roulements, composants critiques assurant la rotation fluide et stable des systèmes. Notre démarche a été structurée en trois volets principaux.

Analyse des fondamentaux: Une étude approfondie des machines asynchrones et de la maintenance industrielle a permis d'identifier les enjeux, les types de défaillances courantes et les limites des méthodes traditionnelles.

Outils modernes de diagnostic: L'introduction d'outils modernes d'intelligence artificielle et de traitement du signal, tels que les forêts aléatoires (Random Forest) et la transformée en ondelettes discrète (DWT), a permis d'extraire les signatures des défauts et de les classer avec une grande précision.

Validation expérimentale: Une application pratique sur la base de données expérimentale CWRU a permis de valider l'efficacité de notre approche sur des cas réels de défaillances de roulements.

Les résultats obtenus démontrent l'efficacité de l'approche proposée pour le diagnostic des défauts dans les moteurs asynchrones.

L'utilisation combinée des forêts aléatoires et de la transformée en ondelettes discrète a permis d'atteindre des taux de classification élevés, offrant ainsi une solution robuste pour la maintenance prédictive des systèmes industriels.

En conclusion, l'intégration de l'intelligence artificielle et des techniques avancées de traitement du signal dans la maintenance des moteurs asynchrones représente une avancée significative vers une industrie plus fiable, sécurisée et compétitive.

Bibliographie

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Chorfi Sofiane; CONCEPTION MECANIQUE ; catalogue des cours en ligne ufmc1; 2016.
- [2] METIQUI, Sirine Amira; CHERGUI, Bouchra; MENDAZ, KHEIRA. Régulateur glissant neuronal de la vitesse d'un moteur asynchrone. 2024. PhD Thesis.
- [3] KOUADRI, ISMAIL, and BACHIR AZIEZ. Etude de maintenance d'un moteur asynchrone triphasé. Diss. université Ghardaia, 2022.
- [4] A. Menacer, "Contribution à l'identification des paramètres et des états d'une machine à induction pour diagnostic et développement de commande robuste : robustesse vis-à-vis de défauts", Thèse de doctorat, Université de Batna, Décembre 2007
- [5] Chelbi, Yacine. *Diagnostic des défauts dans la machine synchrone*. Diss. Annaba, 2007.
- [6] SKF : fournisseur de produits et de solutions sur les marchés des roulements, des systèmes de lubrification, de la mécatronique, de l'étanchéité et de services. %<http://www.skf.com>
- [7] HAMIS Rabia; Mémoire, Multi-Classification des Défauts de Roulements d'une Machine Asynchrone par Combinaison de l'Analyse en Composantes Principales et des Séparateurs à Vaste Marges, 2017/2018
- [8] Manuel de maintenance pour roulements SKF
- [9] STACK J.R., HABELTLER T.G., Harley R.G., "Experimentally generating faults in rolling element bearings via shaft current", IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 41, no. 1, p. 25-29, January-February 2005
- [10]: BELHAMDI SAAD « Diagnostic des défauts de la machine asynchrone contrôlée par différents techniques de commande », Thèse de doctorat Université de Biskra Mai 2014.
- [11]: HAKIMA CHERIF « Détection des défauts statorique et rotorique dans la machine asynchrone en utilisant l'analyse par FFT et ondelettes », Mémoire de Magistère, Université de Biskra, sep 2014
- [12] CHAPITRE, I. Les défauts Machine Asynchrone
http://archives.univ-biskra.dz/bitstream/123456789/14787/1/harzelli_mohamed_redouane.pdf
- [13] Maquin, D., & Approfondies, D. D. E. (2003). Surveillance des processus. *Diplôme d'Etudes Approfondies Contrôle, Signaux et Communications Vandœuvre-les-Nancy, février 2003*.
- [14] livre 'LE GRAND LIVRE D'ARDUINO' Erik Bartmann. 3eme edition .2018 . ÉDITIONS EYROLLES

- [15] I.khelf 2014 Thèse de doctorat «Diagnostic des machines tournantes par les techniques de l'intelligence artificielles » Université Badj Mokhtar Annaba.
- [16] Heutte, L., Bernard, S., Adam, S., & Oliveira, É. (2008). De la sélection d'arbres de décision dans les forêts aléatoires. In 10ème Colloque International Francophone sur l'Ecrit et le Document (CIFED) (pp. 163-168). Groupe de Recherche en Communication Ecrite.
- [17] Mémoire, Multi-Classification des Défauts de Roulements d'une Machine Asynchrone par Combinaison de l'Analyse en Composantes Principales et des Séparateurs à Vaste Marges/ Présenté par: Mlle. HAMIS Rabia ,2017/2018
- [18] Akazan, A. C. Forêts Aléatoires et Applications
- [19] Girard, A. (2007). Exploration d'un algorithme génétique et d'un arbre de décision à des fins de catégorisation (Doctoral dissertation, Université du Québec à Trois-Rivières.)
- [20] Arlot, S. Forêts aléatoires
- [21] Moutarde, F. (2017). Arbres de décision et Forêts aléatoires. CAOR, MINES Paris Tech, PSL Fév..
- [22] Équipe Blent. Random Forest : principe et applications. Blent, 12 janvier 2022. [En ligne].
- [23] Akhter, M. N. (2024, January 28). *All you need to know about CWRU dataset*. Medium.

المخلص

في ظل بيئة صناعية تتزايد فيها متطلبات الأداء، والسلامة، والتنافسية، لم تعد الصيانة التفاعلية كافية لمواكبة التحديات المتسارعة. إذ تواجه الصناعة الحديثة ضغوطاً متزايدة نتيجة ارتفاع وتيرة الإنتاج والقيود الاقتصادية الصارمة، مما يفرض الحاجة إلى تبني استراتيجيات صيانة تنبؤية وذاتية، قادرة على التنبؤ بالأعطال قبل وقوعها.

وفي هذا الإطار، يهدف هذا العمل إلى تطوير منهج ذكي لتشخيص الأعطال في الآلات الكهربائية، وبشكل خاص في المحركات غير المتزامنة. فرغم ما تتميز به هذه المحركات من متانة وانتشار واسع في مختلف التطبيقات الصناعية، إلا أنها تظل عرضة لأعطال ميكانيكية، خصوصاً تلك المرتبطة بالمحامل التي تُعد من المكونات الحيوية لضمان دوران مستقر وسلس.

وقد تم بناء هذا العمل على ثلاث مراحل رئيسية: أولاً، تحليل دقيق للأسس النظرية المتعلقة بالمحركات غير المتزامنة ومنهجيات الصيانة الصناعية؛ ثانياً، توظيف أدوات متقدمة في الذكاء الاصطناعي ومعالجة الإشارات، مثل خوارزمية لاختبار فعالية المنهجية CWRU "الغابات العشوائية" وتحويل الموجات؛ وثالثاً، التحقق التجريبي باستخدام قاعدة بيانات المقترحة.

أظهرت النتائج دقة عالية في تصنيف الأعطال، مما يؤكد كفاءة النهج المتبع، ويعزز من موثوقية نظم الصيانة التنبؤية، ويمثل خطوة متقدمة نحو صناعة أكثر ذكاءً، وأماناً، وكفاءة.

الكلمات المفتاحية

الصيانة التنبؤية، المحركات غير المتزامنة، تشخيص الأعطال، الذكاء الاصطناعي، الغابات العشوائية، تحويل الموجات، CWRU المحامل،

Résumé :

Dans un contexte industriel marqué par l'exigence croissante de performance, de sécurité et de compétitivité, la maintenance réactive ne suffit plus. L'industrie moderne, soumise à des cadences de production élevées et à des contraintes économiques strictes, requiert des stratégies de maintenance prédictive et autonome capables de prévenir les défaillances. Ce travail s'inscrit dans cette dynamique et propose une approche intelligente de diagnostic des défauts dans les machines électriques, en particulier les moteurs asynchrones. Bien que robustes, ces moteurs sont sensibles à certains défauts mécaniques, notamment au niveau des roulements. La méthodologie suivie repose sur trois axes : une analyse des fondements, l'utilisation d'outils modernes tels que les forêts aléatoires et la transformée en ondelettes discrète, et enfin une validation expérimentale sur la base de données CWRU. Les résultats obtenus confirment l'efficacité de cette approche, offrant une solution fiable et performante pour la maintenance prédictive dans l'industrie.

Mots-clés :

Maintenance prédictive, moteurs asynchrones, diagnostic des défauts, intelligence artificielle, forêts aléatoires, transformée en ondelettes discrète, roulements, CWRU.

Abstract:

In an industrial environment where performance, safety, and competitiveness are increasingly critical, reactive maintenance is no longer sufficient. Modern industry, facing accelerated production rates and strict economic constraints, requires predictive and autonomous maintenance strategies capable of anticipating failures before they occur. This study aims to develop an intelligent fault diagnosis approach for electrical machines, particularly asynchronous motors. Although widely used and robust, these motors remain vulnerable to certain mechanical faults, especially in bearings. The proposed methodology includes three main phases: foundational analysis, application of modern tools such as Random Forest and Discrete Wavelet Transform (DWT), and experimental validation using the CWRU dataset. The results demonstrate high accuracy in fault classification, highlighting the potential of this approach for robust predictive maintenance. This work represents a significant step towards a more reliable, secure, and competitive industrial landscape.

Keywords:

Predictive maintenance, asynchronous motors, fault diagnosis, artificial intelligence, random forest, discrete wavelet transform, bearings, CWRU dataset.