



République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement

Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Echahid Hamma Lakhdar - El Oued

Faculté de Technologie

Département de Génie Electrique

Filière : Electrotechnique

Thèse

Présentée par :

BOUSSEKSOU Radouane

Pour l'obtention du diplôme de doctorat

en science électrotechnique

Option : Electrotechnique

Intitulé

**Contribution au diagnostic des défauts mécaniques
dans les machines asynchrones: application à la
surveillance de l'excentricité du rotor et des
roulements à billes**

Thèse soutenue publiquement le 19 Octobre 2025 devant le jury composé de :

Nom et Prénom	Titre	Université	Rôle
Pr. Hettiri Messaoud	Professeur	Université d' El Oued	Président
Pr. Bessous Noureddine	Professeur	Université d' El Oued	Directeur de Thèse
Dr. Halem Noura	Maître de Conférences –A–	Université de Biskra.	Examineur
Dr. Labbi Yacine	Maître de Conférences –A–	Université d' El Oued	Examineur
Pr. Zarour Laid	Professeur	Université de Constantine	Examineur
Dr. Mohamed Yacine Rachedi	Maître de Conférences –A–	Université de Ouargla	Examineur

Remerciements

Louange à Allah, Seigneur des mondes, par Sa grâce les œuvres s'accomplissent. Je Le remercie pour les bienfaits dont Il m'a comblé, pour la patience, la force et la persévérance qu'Il m'a accordées tout au long de ce parcours.

Je tiens à exprimer mes plus vifs remerciements à Monsieur le **Pr. Bessous Noureddine**, mon encadreur respecté, pour ses orientations éclairées, ses précieux conseils et son accompagnement constant. Sa bienveillance, sa rigueur scientifique et sa disponibilité ont grandement contribué à l'aboutissement de ce travail.

Mes remerciements s'adressent également aux membres du jury de soutenance, pour l'honneur qu'ils m'ont fait en évaluant ce travail, pour leurs remarques constructives et leurs critiques enrichissantes.

Enfin, je tiens à exprimer ma reconnaissance éternelle à **ma famille**, dont l'amour, la patience et les prières m'ont toujours accompagné.

Résumé de la thèse

Cette thèse est consacrée au diagnostic avancé des défauts des machines asynchrones, en se concentrant sur trois types de défauts fréquents : l'excentricité, les défauts de roulements et les cassures de barres du rotor (RBR). L'objectif principal est de développer des méthodes de diagnostic fiables, efficaces, peu coûteuses et capables de fonctionner en temps réel, afin de renforcer la maintenance prédictive dans un environnement industriel.

Après une étude théorique approfondie du comportement des moteurs à induction et des techniques de détection, plusieurs approches innovantes ont été proposées :

1. L'analyse des signatures de courant (MCSA) pour identifier les composantes fréquentielles caractéristiques.
2. Une méthode hybride DWT–FFT pour améliorer la sensibilité du diagnostic en présence de bruit.
3. Une méthode basée sur la décomposition en paquets d'ondelettes (WPT) combinée à l'énergie des valeurs propres (EEV) pour détecter les défauts de roulements, même sans charge.
4. L'utilisation du réseau profond MobileNetV2, combiné aux classifieurs classiques (SVM, DT, RF), pour la classification automatique des défauts d'excentricité, atteignant jusqu'à 98,21 % de précision avec MobileNetV2–DT sans charge.

Les résultats expérimentaux, obtenus à partir de signaux mesurés dans différentes conditions de fonctionnement, ont montré une amélioration significative des performances de détection et de classification, ouvrant la voie à des systèmes intelligents de maintenance prédictive.

Mots-clés : diagnostic, moteur à induction, FFT, DWT, WPT, MobileNetV2, apprentissage profond, maintenance prédictive

Abstract of the thesis

This thesis focuses on the advanced fault diagnosis of induction machines, particularly targeting three common fault types: eccentricity, bearing defects, and rotor bar breakages (RBR). The main goal is to develop reliable, efficient, low-cost, and real-time diagnostic methods to support predictive maintenance in industrial environments.

Following an in-depth theoretical study of motor behavior and fault detection techniques, several innovative approaches have been proposed:

1. Motor Current Signature Analysis (MCSA) to identify characteristic frequency components.
2. A hybrid DWT–FFT method to enhance diagnostic sensitivity in noisy environments.
3. A Wavelet Packet Transform (WPT)–Eigenvalue Energy (EEV) approach for detecting bearing defects under no-load conditions.
4. The use of MobileNetV2 deep learning network, combined with classical classifiers (SVM, DT, RF), for the automatic classification of eccentricity faults, achieving up to 98.21% accuracy with MobileNetV2–DT under no-load conditions.

Experimental results, based on signals acquired under various operating conditions, demonstrated significant improvements in fault detection and classification performance, paving the way for intelligent predictive maintenance systems.

Keywords: fault diagnosis, induction motor, FFT, DWT, WPT, MobileNetV2, deep learning, predictive maintenance.

ملخص الأطروحة

تركّز هذه الأطروحة على التشخيص المتقدم للأعطال في المحركات غير المتزامنة، مع التركيز بشكل خاص على ثلاثة أنواع شائعة من الأعطال: اللامركزية (Excentricité)، أعطال المحامل، وكسر قضبان الدوار (RBR). الهدف الرئيسي هو تطوير طرق تشخيص تكون موثوقة وفعّالة ومنخفضة التكلفة وقابلة للتنفيذ في الزمن الحقيقي، من أجل دعم الصيانة التنبؤية في البيئات الصناعية.

بعد دراسة نظرية معمقة لسلوك المحركات وتقنيات الكشف عن الأعطال، تم اقتراح عدة منهجيات مبتكرة، من بينها:

1. تحليل توقيع التيار (MCSA) لاستخراج الترددات المميزة للأعطال.
2. منهجية هجينة تجمع بين تحويل الموجات المنفصلة (DWT) وتحويل فورييه السريع (FFT) لتحسين دقة الكشف في وجود الضجيج.
3. استخدام تحويل الحزم المويجي (WPT) مع طاقة القيم الذاتية (EEV) للكشف عن أعطال المحامل حتى بدون حمل.
4. تطبيق شبكة MobileNetV2 العميقة مع مصنفات تقليدية SVM و DT و RF لتصنيف أعطال اللامركزية تلقائيًا، محققة دقة تصل إلى 98.21% مع MobileNetV2-DT في حالة عدم وجود حمل.

أظهرت النتائج التجريبية المستخلصة من إشارات حقيقية تحت ظروف تشغيل متعددة، تحسنًا كبيرًا في أداء التشخيص والتصنيف، مما يمهد الطريق نحو أنظمة صيانة تنبؤية ذكية.

الكلمات المفتاحية: التشخيص، المحركات الحثية، تحويل فورييه، الموجات، تحويل الحزم، STFT، MobileNetV2، التعلم العميق، الصيانة التنبؤية.

Table des matières

INTRODUCTION GENERALE	2
CHAPITRE I: ÉTAT DE L'ART SUR LA SURVEILLANCE DES MACHINES À INDUCTION	
INTRODUCTION	7
I-1 CONSTITUTION DE LA MACHINE ASYNCHRONE	7
I-1-1 Stator :	8
I-1-2 Le rotor	9
I-2 PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT D'UNE MACHINE ASYNCHRONE	10
I-3 DEFAILLANCES DES MACHINES ELECTRIQUES : CLASSIFICATION, CAUSES ET METHODES DE DIAGNOSTIC	11
I-3-1 Origines et conséquences	11
I-3-2 Répartition des défauts	14
I-3-2-1 Défauts statoriques	14
1-3-2-1-1 Causes et effets :	15
I-3-2-1-2 Techniques de détection dédiée aux défauts statorique	17
I-3-2-2 Défauts rotoriques	18
I-3-2-2-1 Défauts de roulements	19
I-3-2-2-1-1 Causes et effets de défaut des roulements	20
I-3-2-2-1-2 Techniques de détection dédiée aux défauts de roulement	22
I-3-2-2-2 Défauts d'excentricité	23
I-3-2-2-2-1 Causes et effets de défaut d'excentricité	24
I-3-2-2-2-2 Techniques de détection dédiée aux défauts d'excentricité	25
I-3-2-2-3 Défauts de barres	26
I-3-2-2-3-1 Causes et effets de défaut de barres :	27
I-3-2-2-3-2 Techniques de détection dédiée aux défauts de barres	29
I-4 TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL UTILISEES DANS LES PROCEDURES DE DIAGNOSTIC DES DEFAUTS	31
I-4-1 La transformée de Fourier	31
I-4-2 La transformée de Fourier à fenêtre glissante (STFT)	33
I-4-3 Transformée en Ondelettes	34
I-4-4 La décomposition en modes empiriques	36
CONCLUSION	38

CHAPITRE II : CONTENU SPECTRAL DU COURANT STATORIQUE EN PRESENCE D'UN DEFAUT D'EXCENTRICITE

INTRODUCTION	40
II-1 CONTENU SPECTRAL DU SPECTRE DU COURANT STATORIQUE A L'ETAT SAIN	40
II-1-1 Harmoniques d'espace de la force magnétomotrice (FMM) statorique	40
II-1-2 Harmonique d'espace de la force magnétomotrice (FMM) rotorique.....	45
II-1-3 Condition de génération des harmoniques d'encoches rotoriques dans le spectre du courant statorique :	48
II-1-4 Harmoniques de perméance de saturation	50
II-1-5 Possibilité d'apparition des harmoniques de perméance dues à la saturation	51
II-2 CONTENU SPECTRAL DU COURANT STATORIQUE EN PRESENCE D'UN DEFAUT D'EXCENTRICITE	52
II-2-1 Excentricité statique.....	52
II-2-2 Possibilité d'apparition des harmoniques associées au défaut d'excentricité statique.	53
II-2-3 Excentricité dynamique	54
II-2-4 Excentricité mixte	54
II-3 ANALYSE DU CONTENU SPECTRAL DU COURANT STATORIQUE EN PRESENCE D'UN DEFAUT D'EXCENTRICITE	55
II-3-1 Banc d'essai	55
II-3-2 Excentricité statique.....	56
II-3-2 Excentricité dynamique	62
CONCLUSION	68

CHAPITRE III :ANALYSE DES DEFAUTS D'EXCENTRICITE EN UTILISANT LA TECHNIQUE DWT-FFT.

INTRODUCTION	70
III-1 COMPOSANTES FREQUENTIELLES DU COURANT STATORIQUE EN PRESENCE D'UN DEFAUT D'EXCENTRICITE	71
III-1-1 Les fréquences engendrées par un défaut d'excentricité	71
III-1-2 Les harmoniques des encoches rotoriques.....	72
III-1-3 Les harmoniques de perméance de saturation	72
III-2 LA TRANSFORMEE EN ONDELETTES.....	73
III-2-1 La transformée en ondelettes continue	73

III-2-2 La transformée en ondelettes discrètes :	75
III-2-3 Les énergies et les bandes de fréquence pour le TOD.....	77
III-3 DETECTION DU DEFAUT D'EXCENTRICITE A L'AIDE DE LA TECHNIQUE COMBINEE ONDELETTES–FFT	78
CONCLUSION.....	86

CHAPITRE IV :ANALYSE DES DEFAUTS DU RBs EN UTILISANT DES APPROCHES AVANCEES

INTRODUCTION	88
IV-1 FREQUENCES CARACTERISTIQUES ASSOCIEES AU DEFAUT DE ROULEMENT.....	89
IV-2 TRANSFORMEE EN ONDELETTES PAR PAQUETS	92
IV-3 ESTIMATION DE LA VALEUR PROPRE D'ENERGIE (EEV).....	93
IV-4 ANALYSE DES DEFAUTS DE ROULEMENTS.....	93
IV-4-1 Banc d'essai.....	94
IV-4-2 Analyse expérimentale du défaut de roulement (bague extérieure) par la méthode MCIA-FFT	94
IV-4-3 Analyse expérimentale du défaut de roulement (bague extérieure) par la méthode WPT-EEV	99
CONCLUSION.....	107

CHAPITRE V :DETECTION DES DEFAUTS D'EXCENTRICITE EN UTILISANT MOBILENETV2-CLASSIFIEURS

INTRODUCTION	109
V-1 LES RESEAUX DE NEURONES CONVOLUTIFS	109
V-1-1 La partie convolutive :	110
V-1-1-1 La couche de convolution :.....	111
V-1-1-2 Fonction d'activation :	112
V-1-1-3 Couche de regroupement (pooling)	113
V-1-2 La partie de classification :	113
V-1-2-1 Couche de mise à plat (flattening).....	113
V-1-2-2 Couche entièrement connectée	114
V-2 LES ALGORITHMES DE CLASSIFICATION.....	114
V-2-1 L'algorithme des arbres de décision (DT).....	115

V-2-2 L'algorithme des forêts aléatoires (RF).....	116
V-2-3 Support Vecteur Machine (SVM).....	117
V-3 MOBILENETV2	119
V-4 METHODOLOGIES	121
V-4-1 Description des données.	122
V-4-2 Prétraitement des données	123
V-4-2-1 Ingénierie des caractéristiques.....	124
V-4-2-2 Normalisation :	124
V-4-2-3 Segmentation :	124
V-4-3 Extraction des fonctionnalités.....	125
V-4-4 Classification	126
V-5 EVALUATION DE LA PERFORMANCE DES MODELES DE CLASSIFICATION	
.....	126
V-5-1 Matrice de confusion :	127
V-6 RESULTAT ET DISCUSSION :	128
CONCLUSION.....	133
CONCLUSION GENERALE.....	135
ANNEXE	139
REFERENCES BIBLIOGRAPHIE.....	141

Liste des figures

Figure I.1 éléments de constitution d'une machine asynchrone [BOL 2020]	7
Figure I.2 Vue schématique en perspective du stator [SCH-99]	8
Figure I.3 Stator d'une machine à induction [THE78]	9
Figure I.4 Rotor d'une machine asynchrone à cage d'écureuil	10
Figure I.5 Distribution des pannes de la machina [BON 08] [QIA 15].....	12
Figure I.6 Principales causes de pannes des machines électriques [BON 92]. (a) Causes externes. (b) Causes internes.....	13
Figure I.7 Défaut de court-circuit	14
Figure I.8 Stator en étoile montrant les modes de défaillance possibles	15
Figure I.9 Propagation dans le domaine fréquentiel d'un défaut de stator. Le signe moins (–) indique les composants de séquence inverse du courant.	17
Figure I.10 Éléments constitutifs du roulement.....	19
Figure I.11 Dimensions du roulement à billes	22
Figure I.12 Excentricité statique	23
Figure I.13 Excentricité dynamique.....	24
Figure I.14 Rotor de la machine à induction avec une barre cassée	27
Figure I.15 Propagation dans le domaine fréquentiel d'un défaut de stator.....	29
Figure I.16 Résolution en temps - fréquence pour STFT	34
Figure I.17 Résolution en échelle-fréquence pour TO	35
Figure I.18 Structure dyadique de la décomposition en ondelettes	36
Figure II.1 Banc d'essai expérimental dédié aux défauts d'excentricité.....	56
Figure II.2 <i>Spectre du courant statorique d'une machine saine et d'une machine présentant un degré d'excentricité statique $\delta_s = 45\%$, en fonctionnement à vide : (a) autour de la fréquence fondamentale, (b) autour des composantes PSH.</i>	59
Figure II.3 Spectre du courant statorique d'une machine à l'état sain et présentant un degré d'excentricité statique $\delta_s = 45\%$, en condition de fonctionnement à 75 % de la charge nominale : (a) autour de la fréquence fondamentale, (b) autour des composantes PSH.	61
Figure II.4 Spectre du courant statorique d'une machine à l'état sain présentant un certain degré d'excentricité dynamique $\delta_d = 30\%$, en régime de fonctionnement à vide : (a) autour de la fréquence fondamentale ; (b) autour des composantes PSH.....	63

Figure II.5 Le spectre du courant statorique d'une machine en état sain et avec un degré d'excentricité dynamique $\delta_d = 30\%$ en condition de fonctionnement à 75% de la charge nominale, (a) autour du fondamental (b) autour des PSH.	65
Figure III.1 (a) temps-fréquence pour la TFCT et (b) temps-fréquence pour la TO.....	75
Figure III.2 Filtres pour décomposer un signal original S en approximations et en détails. .	76
Figure III.3 processus de diagnostic.....	79
Figure III.4 Analyse par TOD d'une phase du courant statorique en fonctionnement à vide : l'état sain est représenté en bleu et l'état défectueux en rouge.....	80
Figure III.5 Analyse par TOD d'une phase statorique sous charge : l'état sain est en bleu et l'état défectueux en rouge	81
Figure III.6 Évaluation des coefficients d'énergie des ondelettes du courant statorique pour un moteur sain (en bleu) et un moteur défectueux (en rouge), en fonctionnement à vide.....	82
Figure III.7 Évaluation des coefficients d'énergie des ondelettes du courant statorique pour un moteur sain (en bleu) et un moteur défectueux (en rouge), en régime chargé.....	82
Figure III.8 FFT du détail D4 du courant statorique décomposé, pour un moteur sain et un moteur défectueux en fonctionnement à vide.	84
Figure III.9 FFT du détail D4 du courant statorique décomposé, pour un moteur sain et un moteur défectueux en fonctionnement sous charge.	84
Figure IV.1 Eléments de constitution du roulement.....	89
Figure IV.2 Décomposition en paquets d'ondelettes d'ordre 2	93
Figure IV.3 Roulement défectueux (défauts sur sa bague extérieure).....	94
Figure IV.4 Le spectre du courant statorique de la machine, en état sain et en présence d'un défaut de bague extérieure, en fonctionnement à vide, est présenté pour différentes plages fréquentielles : (a):0-1000 (b): 0-200 (b):200-400 (c): autour des PSH.	95
Figure IV. 5 Le spectre du courant statorique de la machine, en état sain puis en présence d'un défaut de la bague extérieure sous charge, est présenté selon différentes plages fréquentielles, (a):0-1000 (b): 0-200 (b):200-400 (c): autour des PSH.....	97
Figure IV.6 Analyse WPT du courant statorique à vide pour les états défectueux (rouge) et sain (bleu).....	100
Figure IV.7 Analyse WPT du courant statorique en charge pour les états défectueux (rouge) et sains (bleu).....	101

Figure IV.8 EEV du courant statorique à vide pour les états défectueux (rouge) et sains (bleu)	102
Figure IV.9 EEV du courant statorique en charge pour les états défectueux (rouge) et sains (bleu)	103
Figure V.1 CNN Architecture.....	110
Figure V.2 Convolution	111
Figure V. 3 La représentation graphique de la fonction ReLU.....	112
Figure V.4 Exemple de max-pooling.....	113
Figure V.5 Structure d'un arbre de décision.....	116
Figure V.6 Forêts Aléatoires de décision.....	117
Figure V.7 Illustre le concept de marge dans le cadre de la classification par SVM définies par l'équation (V.9)	118
Figure V.8 L'architecture du réseau de neurones profonds MobileNetV2.....	120
Figure V. 9 Visualisation des cartes de caractéristiques intermédiaires dans la couche à résidus inversés avec goulots d'étranglement linéaires.....	121
Figure V.10 Schéma bloc de la méthodologie.....	121
Figure V.11 La structure élémentaire d'une matrice de confusion.....	128
Figure V.12 Les matrices de confusion obtenues pour un signal de courant à vide sont présentées pour les trois classifieurs suivants : (a) (RF), (b) (SVM) et (c) (DT).	129
Figure V.13 Les matrices de confusion obtenues pour un signal de courant en charge sont présentées pour les trois classifieurs suivants : (a) (RF), (b) (SVM) et (c) (DT).	131

Liste des tableaux

Tableau II.1 Présente les valeurs des fréquences de certains harmoniques ainsi que l'évaluation de leurs amplitudes en cas d'excentricité statique	66
Tableau II.2 présente les valeurs des fréquences de certains harmoniques ainsi que l'évaluation de leurs amplitudes en cas d'excentricité dynamique.....	67
Tableau III.1 Bandes fréquentielles de chaque détail.....	80
Tableau IV.1 <i>Fréquences expérimentales et théoriques des composantes harmoniques associées au défaut de la bague extérieure (fonctionnement à vide).</i>	98
Tableau IV.2 Fréquences expérimentales et théoriques des composantes harmoniques associées au défaut de la bague extérieure (en fonctionnement sous charge).	99
Tableau IV.3 présente un récapitulatif des valeurs théoriques de certaines fréquences et leurs bandes fréquentielles, dont l'énergie associée a enregistré une augmentation lors de l'apparition d'un défaut (fonctionnement à vide).	105
Tableau IV.4 Présente un récapitulatif des valeurs théoriques de certaines fréquences et leurs bandes fréquentielles, dont l'énergie associée a enregistré une augmentation lors de l'apparition d'un défaut (fonctionnement en charge).....	106
Tableau V. 1 Présentation détaillée de la base de données relative à l'excentricité rotorique..	123
Tableau V.2 Présente les performances des différentes combinaisons de MobileNetV2 avec les trois classifieurs (RF, SVM et DT), pour un signal de courant à vide	130
Tableau V.3 Présente les performances des différentes combinaisons de MobileNetV2 avec les trois classifieurs (RF, SVM et DT) , pour un signal de courant en charge	132

Liste des Abréviations

AD: Arbre de Décision

ASCS : Analyse de la Signature du Courant Statorique

BE : bague extérieure

CNN: Convolutional Neural Network

CWT : Continuous Wavelet Transform / Transformée en ondelettes continue

DE : Dynamic Eccentricity / Excentricité Dynamique

DNN : Deep Neural Network / Réseau de Neurones Profond

DWT: Discrete Wavelet Transform

EEV: Energy Eigenvalue

EMD : Empirical Mode Decomposition / Décomposition en modes empiriques

FA: Forêt Aléatoire

FFT: Fast Fourier Transform

FT : Fourier Transform / Transformée de Fourier

IM : Induction Machine

IMF : Intrinsic Mode Function / Fonction de Mode Intrinsèque

MCSA :Motor Current Signature Analysis

MLP : Multi-Layer Perceptron

MMF: MagnetoMotive Force / Force magnétomotrice

PSH: Principal Slot Harmonics

PSPH : Principal Slot Permeance Harmonics

RB : Roulement à Billes

RBB : Rotor Broken Bar(s)

RBR: Rupture des Barres Rotoriques

RF : Random Forest

RSH : Rotor Slot Harmonics / Harmoniques des encoches rotoriques

SE : Static Eccentricity / Excentricité statique

SPH : Slot Permeance Harmonics / Harmoniques de perméance d'encoches

STFT: Short-Time Fourier Transform

SVM: Support Vector Machine

TFCT: Transformée de Fourier à Court Terme

TO: transformée en ondelettes

TOC: Transformée en Ondelettes Continue

TOD: Transformée en Ondelettes Discrètes

UMP: Unbalanced Magnetic Pull / Force magnétique déséquilibrée

WPT: Wavelet Packet Transform

WT : Wavelet Transform / Transformée en Ondelettes

ZSC: Zero Sequence Current

Liste des symboles

g : glissement .

N_s : la vitesse synchrone (vitesse du champ tournant) .

N_r : la vitesse du rotor.

θ : l'angle de contact des billes .

D_p : le diamètre de la portée du roulement .

D_B : le diamètre des billes.

f_r : la fréquence de rotor.

N_b le nombre de billes.

n_d : représente l'ordre de l'excentricité.

f_s : la fréquence fondamentale de l'alimentation

P : le nombre de paires de pôles.

k : représente un entier positif quelconque.

ν : indique l'ordre des harmoniques statoriques présents dans l'alimentation électrique du moteur $\nu = 1, 3, 5, \dots$

f_{mix} : les composantes fréquentielles des défauts d'excentricité mixte.

f_{BC} : les fréquences liées au défauts de rupture des barres.

$x(t)$: Signal dans le domaine temporel.

$X(f)$: Représentation dans le domaine fréquentiel.

f : fréquence angulaire en rad/s.

j : Unité imaginaire .

θ : un angle électrique décrivant une position dans l'espace.

N_s : nombre total de tours d'enroulement.

h : est le rang des harmoniques d'espace statorique.

P_0 : perméance de l'aire

θ_r : l'angle mécanique par rapport au rotor.

t : le temp

ω_s : Pulsation du champ statorique.

ω_r : pulsation du rotor.

n : Fonction de distribution.

N : Fonction d'enroulement.

μ : perméabilité magnétique du matériau utilisé

μ_0 : perméabilité du vide

δ_s : degré d'excentricité statique du rotor

δ_d : degré d'excentricité dynamique du rotor

INTRODUCTION GENERALE

INTRODUCTION GENERALE

Les machines à induction sont les plus couramment utilisées parmi toutes les machines électriques. Les versions basse tension sont souvent appliquées dans les foyers, tandis que les modèles plus grands, avec des puissances élevées, sont largement utilisés dans des secteurs industriels, comme les pompes, les mines, la pétrochimie et les générateurs électriques, pour fournir une force motrice essentielle. Aujourd'hui, l'importance des machines à induction continue de croître et le fonctionnement fiable des machines à induction est stratégiquement très important pour fournir des services essentiels.

De nombreux défauts peuvent affecter le bon fonctionnement des machines à induction. Chaque défaillance débute généralement par une légère anomalie par rapport à un fonctionnement normal, pouvant conduire à une défaillance catastrophique si elle n'est pas détectée et réparée rapidement. C'est pourquoi le concept de « surveillance de l'état » des moteurs à induction a été introduit. Cette démarche vise à détecter et diagnostiquer les changements liés aux pannes d'une variable essentielle du moteur. Ainsi, elle permet de planifier un entretien adéquat, de prévenir les pannes, d'éviter des dommages importants, de réduire les pertes économiques, de minimiser les interruptions, d'optimiser les performances et d'améliorer le contrôle de la qualité.

L'objectif principal des activités de recherche dans cette thématique spécifique est de proposer des techniques qui soient à la fois fiables et efficaces pour permettre la détection précoce ainsi que la caractérisation des défauts. Cela permet d'intervenir de manière proactive afin d'éviter un arrêt définitif et inexorable du système en question [BEN 00]. Pour atteindre cet objectif, différentes techniques sont mises en œuvre et adoptées pour réaliser non seulement la détection des défauts, mais également le diagnostic des machines asynchrones. Ces techniques s'appuient principalement sur des méthodes de traitement avancé de diverses grandeurs physiques qui proviennent de capteurs électriques, mais aussi magnétiques, thermiques, acoustiques et vibratoires, lesquels sont minutieusement récupérés à partir du système analysé [RIE 14]. Parmi ces différentes approches, l'utilisation des signaux électriques se distingue par l'avantage considérable d'être non intrusive, ce qui signifie qu'elle ne nécessite pas l'installation de capteurs supplémentaires pour son fonctionnement. En effet, il est courant que les courants électriques soient mesurés pour des objectifs de contrôle, de surveillance ou de protection, ce qui facilite grandement l'intégration de ces techniques dans les systèmes existants.

La détection des défauts, qu'ils soient électriques ou mécaniques, dans les machines électriques est un domaine de recherche qui a suscité un intérêt croissant au fil des années. Cette détection s'effectue principalement par l'analyse des courants statoriques, une méthode couramment désignée par MCSA, qui signifie Motor Current Signature Analysis. De nombreuses études ont été menées pour approfondir cette technique, qui repose fondamentalement sur l'analyse de la densité spectrale des courants. Dans ce contexte, il est important de noter que les défauts au sein des machines électriques se manifestent généralement par l'apparition de nouvelles composantes fréquentielles dans le spectre des courants ou par une augmentation notable de l'amplitude de certaines fréquences caractéristiques qui sont typiques des défaillances.

Plusieurs techniques avancées de traitement du signal permettent d'identifier les pannes des moteurs à induction. Dans [PAN 24], une méthode, combinant apprentissage automatique et traitement du signal, est proposée pour la détection et l'identification de ces pannes. Les auteurs ont modélisé un moteur à induction triphasé sous MATLAB Simulink pour générer des données sur des moteurs sains et défectueux, utilisant la FFT (Fast Fourier Transform) pour analyser leur état. Ventricci et al. présentent une approche pour identifier et classer les modes de défaillance d'un moteur à induction à partir de données de vibration. Initialement, ces données sont traitées avec des techniques d'analyse en temps-fréquence telles que les transformations de Fourier à court terme et les ondelettes. L'intégration de l'intelligence artificielle, notamment des réseaux de neurones convolutifs CNN (Convolutional Neural Network), réduit la nécessité de connaissances spécialisées et accélère le diagnostic [LIN 21]. Bien que la FFT soit simple à utiliser, elle souffre de problèmes de résolution et est inadaptée aux signaux non stationnaires. La transformation de Fourier à court terme STFT (Short-Time Fourier Transform) peut analyser les signaux transitoires via une représentation temps-fréquence, mais son utilisation d'une fenêtre de taille fixe entraîne une résolution inadéquate [BEL 08]. En revanche, la transformation par paquets d'ondelettes WPT (Wavelet Packet Transform) surpasse la STFT grâce à une résolution temps-fréquence améliorée et une meilleure sensibilité aux composants transitoires. Elle décompose les signaux en ondelettes mères mises à l'échelle, offrant des sous-bandes variées en fréquence. Les fonctions d'ondelettes, localisées dans le temps, permettent une représentation efficace des caractéristiques locales et des composants transitoires, contrairement aux sinusoides de la FFT et de la STFT [YAN 14].

CNN sont des modèles d'apprentissage profond qui extraient automatiquement des caractéristiques importantes des données, qu'elles soient brutes ou traitées. Cela élimine le besoin de choisir manuellement les paramètres ou les filtres. Parce que les CNN sont adaptables, ils peuvent analyser efficacement les signaux complexes des machines électriques dans les domaines temporel, fréquentiel ou temps-fréquence. Les CNN sont également robustes au bruit, peuvent bien se généraliser à de nouvelles situations et peuvent être mis en œuvre en temps réel, ce qui en fait un choix pratique pour la maintenance prédictive intelligente.

L'objectif de cette thèse est d'introduire des méthodes de diagnostic qui soient à la fois fiables, efficaces, moins coûteuses et applicables en temps réel. C'est pour cette raison qu'on a subdivisé la thèse en cinq chapitre :

Chapitre 1 Etat de l'art : traite les éléments constitutifs et le principe de fonctionnement de la machines à induction. Il aborde également les différents types de défauts, leur classification, les facteurs et fréquences associés, ainsi que les méthodes de diagnostic spécifiques à chaque défaut.

Dans cette étude, nous appliquons la méthode de diagnostic MCSA (Monitoring Current Signature Analysis) fondée sur l'analyse du courant statorique. Pour cette raison le chapitre 2 est dédié à l'examen du contenu spectral du courant statorique tant en état sain qu'en présence d'un défaut d'excentricité, ainsi qu'à l'analyse des différentes harmoniques et leurs conditions d'apparition dans le spectre du courant statorique. Afin de valider ces résultats théoriques, nous avons mené une étude expérimentale dans divers états de fonctionnement (sain, défectueux, en charge et à vide).

Le chapitre 3 traite de l'utilisation de techniques de MCSA basées sur la DWT-FFT. Chaque défaut présente une fréquence spécifique, ce qui signifie que la détection et le diagnostic reposent sur la décomposition du signal du courant statorique via la DWT (Discrete Wavelet Transform) en signaux qui contiennent des détails et des approximations. Les détails associés aux fréquences d'excentricité statique sont ensuite transformés en domaine fréquentiel à l'aide de la FFT pour identifier le défaut.

Le chapitre 4 présente une méthode pour la détection des défauts dans les roulements, qui repose sur l'utilisation de la Transformée en paquets d'ondelettes (WPT) combinée à l'estimation de l'énergie propre EEV (Energy Eigenvalue). La WPT permet d'extraire efficacement les coefficients de paquets d'ondelettes à partir du signal de courant mesuré, ce qui constitue une étape essentielle dans le processus de détection. Ensuite, ces coefficients

extraits sont soumis à une estimation de l'EEV. Afin de valider l'efficacité de cette approche, le comportement d'un moteur présentant des défauts a été analysé en deux conditions distinctes : en fonctionnement à vide et en pleine charge.

Dans le chapitre 5, nous avons étudié l'utilisation du réseau de neurones convolutifs MobileNetV2, connu pour sa rapidité et son efficacité, combiné avec trois classifieurs classiques (Forêt Aléatoire, Machine à Vecteurs de Support et Arbre de Décision). Le but était de classer les défauts d'excentricité dans les moteurs asynchrones. Notre méthode repose sur l'analyse des signaux de courant statorique, enregistrés lorsque le moteur fonctionne à vide et en charge. Nous avons comparé les performances des différentes combinaisons en utilisant des mesures standard (précision, rappel, score F1, exactitude) et interprété les résultats grâce aux matrices de confusion. L'objectif principal est d'identifier la configuration la plus fiable et la plus précise, qui offre le meilleur compromis pour une future intégration dans un système de diagnostic intelligent.

////////////////////////////////////

CHAPITRE I :

ÉTAT DE L'ART SUR LA SURVEILLANCE DES MACHINES À INDUCTION

////////////////////////////////////

INTRODUCTION

Ce chapitre a pour objectif de présenter de manière approfondie les différents types de défauts susceptibles d'affecter les machines électriques tournantes. Il propose une classification systématique de ces défauts en fonction de leur nature et de leur origine. Une attention particulière est accordée aux machines à induction, en raison de leur large utilisation dans l'industrie. Par ailleurs, les principales méthodes de diagnostic utilisées pour la détection et l'analyse de ces anomalies sont exposées. Ces techniques, éprouvées par leur efficacité, présentent également l'avantage d'être adaptables à d'autres catégories de machines électriques.

I-1 CONSTITUTION DE LA MACHINE ASYNCHRONE

Les moteurs à induction jouent un rôle central dans de nombreuses applications industrielles en raison de leurs caractéristiques techniques avantageuses. Ils se distinguent notamment par leur simplicité de conception, leur robustesse face à des conditions de fonctionnement sévères, ainsi que par leur coût relativement faible comparé à d'autres types de moteurs disponibles sur le marché. Sur le plan structurel, un moteur asynchrone se compose principalement de trois éléments essentiels : le stator, qui constitue la partie fixe ; le rotor, qui représente la partie mobile responsable de la génération du mouvement et les roulements qui permettent au rotor de tourner librement à l'intérieur du stator, assurant ainsi le bon fonctionnement de l'ensemble

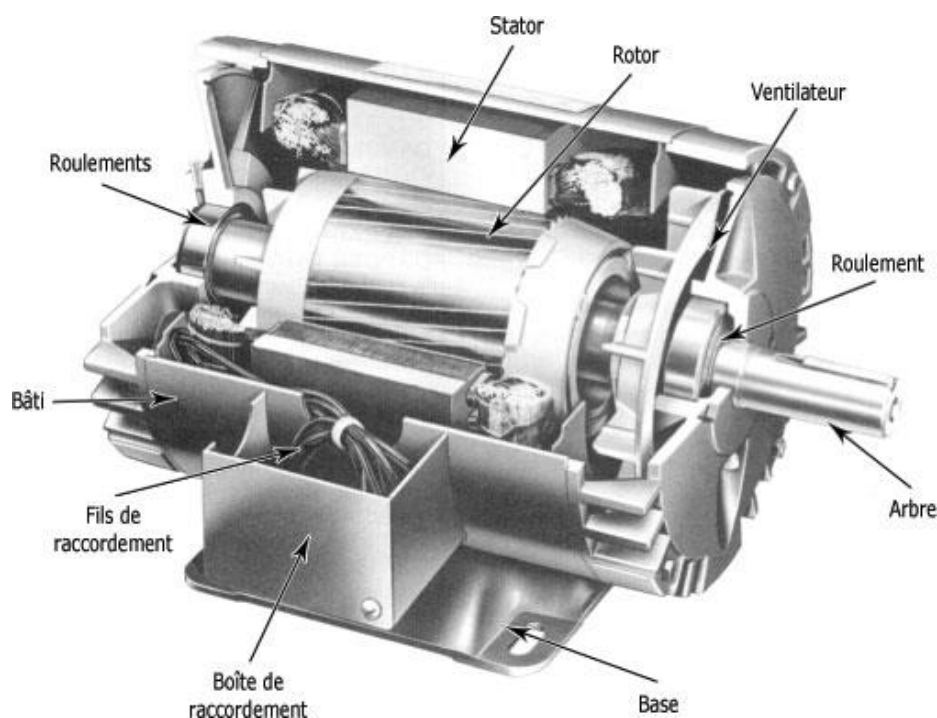


Figure I.1 éléments de constitution d'une machine asynchrone [BOL 2020]

I-1-1 Stator :

Le stator de la machine à induction constitue un élément central du circuit magnétique et joue un rôle fondamental dans la conversion électromagnétique de l'énergie. Il est généralement fabriqué à partir de tôles minces en acier au silicium, un matériau ferromagnétique présentant de faibles pertes magnétiques et une bonne perméabilité, ce qui permet d'optimiser les performances magnétiques de la machine. Dans les machines de faible puissance, ces tôles sont découpées en une seule pièce de forme annulaire, ce qui simplifie l'assemblage et réduit les coûts de fabrication. En revanche, les machines de forte puissance, soumises à des sollicitations mécaniques et thermiques plus importantes, nécessitent un empilement de tôles segmentées pour limiter les pertes par courants de Foucault, chaque tôle est isolée électriquement des autres à l'aide d'un vernis isolant appliqué sur ses surfaces. Les tôles sont ensuite empilées avec précision puis fixées, soit par rivetage, soudage par points, ou compression mécanique, afin de former le noyau magnétique du stator [LIP 17].

Ce noyau comporte, sur sa surface interne, un ensemble d'encoches régulièrement réparties (slots), destinées à loger les enroulements statoriques. Ces enroulements sont réalisés à l'aide de conducteurs généralement en cuivre émaillé, et peuvent être disposés selon différentes topologies (telles que le bobinage concentrique, le bobinage en ondes ou le bobinage imbriqué) en fonction du type de machine, du nombre de pôles et des contraintes de conception. Dans les machines de grande puissance ou fonctionnant à haute tension, le bobinage concentrique est souvent privilégié. Il permet une meilleure isolation électrique entre les spires et facilite la mise en place de dispositifs de refroidissement efficaces, ce qui contribue à améliorer la fiabilité et les performances thermiques de la machine [LIP 17].

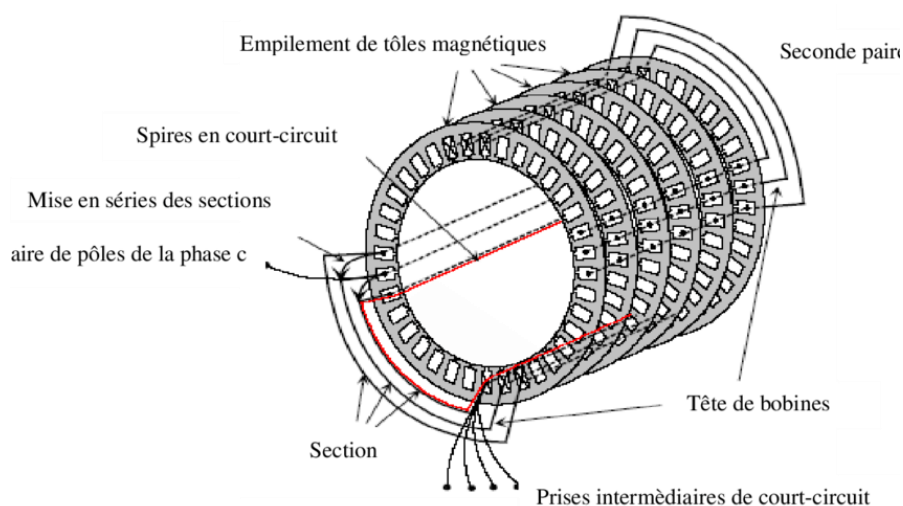


Figure I.2 *Vue schématique en perspective du stator [SCH-99]*

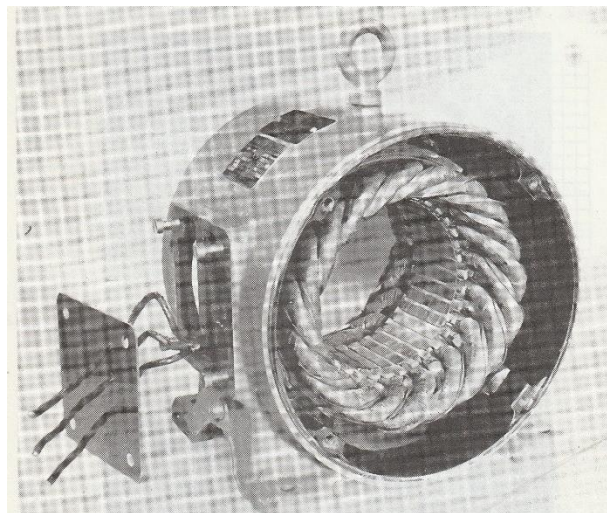


Figure I.3 *Stator d'une machine à induction [THE78]*

Figure I.3 illustre le stator d'une machine asynchrone. Les bobines, enroulées de ruban de coton isolant, sont maintenues dans les encoches par des cales en fibre. Ensuite, l'ensemble est plongé dans un vernis chaud qui imprègne complètement le bobinage.

I-1-2 Le rotor

Il existe deux principaux types de rotors que l'on retrouve dans les machines à induction. Le premier est constitué d'un cylindre en acier, formé par l'empilement de tôles minces, généralement fabriquées dans le même matériau que celles utilisées pour le stator. Ce cylindre comporte des encoches dans lesquelles sont insérées des barres conductrices, pouvant être en cuivre, en aluminium ou en laiton, selon les besoins techniques. Les extrémités de ces barres sont reliées entre elles par de robustes anneaux métalliques. Afin de réduire le bruit lors de l'accélération de la machine asynchrone, les barres sont disposées de manière légèrement inclinée. L'ensemble de cette structure est appelé rotor à cage d'écureuil [DID04].

Le second type correspond au rotor bobiné, qui possède un système d'enroulements disposés dans des encoches, à l'image de ceux du stator. Ces enroulements sont raccordés à la plaque à bornes au moyen de bagues collectrices et de balais, permettant leur court-circuitage. Ce dispositif confère à la machine asynchrone à rotor bobiné une souplesse particulière, notamment pour le démarrage et certaines applications industrielles spécifiques.

Bien que ce type de machine coûte plus cher qu'un moteur à cage d'écureuil, il présente l'avantage de pouvoir modifier le couple de démarrage, réduire le courant de démarrage et ajuster la vitesse en fonction de la position des résistances.

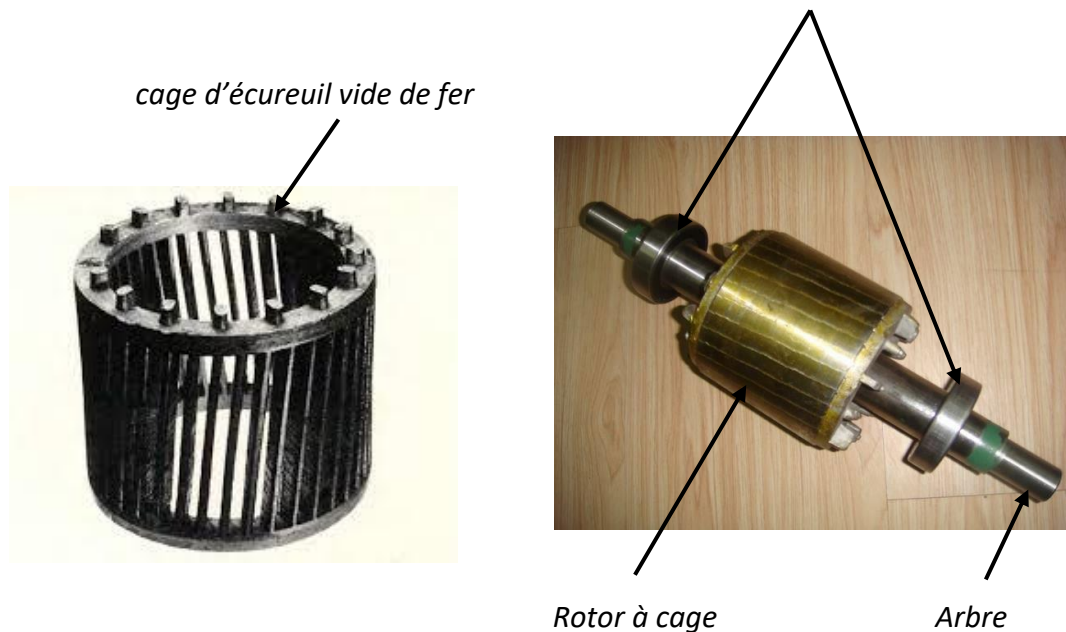


Figure I.4 Rotor d'une machine asynchrone à cage d'écureuil

I-2 PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT D'UNE MACHINE ASYNCHRONE

Le fonctionnement de la machine asynchrone repose sur les lois fondamentales de l'électromagnétisme, à savoir les lois I, II et III.

Au cœur de ce processus se trouve le champ tournant, qui est généré par les courants circulant dans les enroulements statoriques de la machine. Ce champ, en mouvement, interagit avec les conducteurs du rotor, provoquant la coupure des lignes de champ dans le rotor. Cette interaction est décrite par la loi III, qui stipule que lorsqu'un conducteur se déplace à travers un champ magnétique, une tension est induite. Dans le cas de notre machine asynchrone, les extrémités du rotor sont connectées par deux anneaux, ce qui entraîne un court-circuit. Ce court-circuit permet à la tension induite d'engendrer des courants dans les conducteurs du rotor, permettant ainsi de poursuivre le processus.

Selon la loi II de l'électromagnétisme, les courants qui circulent dans le rotor génèrent une force mécanique. Cette force est cruciale, car elle fait tourner le rotor dans le même sens que la rotation du champ. L'interaction entre le rotor et le champ tournant est donc essentielle pour le fonctionnement de la machine. Au fur et à mesure que le rotor est soumis aux forces générées par les courants, un couple est également exercé sur ce dernier. Ce couple a pour effet d'augmenter progressivement la vitesse du rotor jusqu'à ce que cette dernière se rapproche de celle du champ tournant lui-même.

Il est important de noter que, lorsque la vitesse du rotor augmente, la vitesse relative entre celui-ci et le champ diminue. Cela a pour conséquence une diminution de la fréquence et de la tension induite dans le rotor, car la vitesse de coupure des lignes de champ diminue également. Dans le cas où le rotor atteindrait finalement la même vitesse que celle du champ tournant, il y aurait une situation où la tension et les courants induits dans le rotor deviendraient nuls. De plus, les forces agissant sur les conducteurs du rotor disparaîtraient également. Cependant, il faut prendre en considération que le rotor est soumis à des forces de frottement provenant des paliers et de l'air ambiant, qui ont tendance à freiner sa rotation.

Par conséquent, pour que le rotor puisse être entraîné efficacement, il est nécessaire que sa vitesse soit légèrement inférieure à celle du champ tournant. Ce phénomène, connu sous le nom de glissement, représente le rapport entre cette différence de vitesses et la vitesse du champ. Le glissement est une caractéristique fondamentale qui permet à la machine asynchrone de fonctionner de manière optimale tout en maintenant un apport d'énergie électromagnétique constant.

$$g = \frac{N_s - N_r}{N_s} \quad (\text{I.1})$$

On désigne par g le glissement, N_s la vitesse synchrone (vitesse du champ tournant) et N_r la vitesse du rotor.

I-3 DEFAILLANCES DES MACHINES ELECTRIQUES : CLASSIFICATION, CAUSES ET METHODES DE DIAGNOSTIC

Ce paragraphe a pour objectif de présenter de manière détaillée les différents types de défauts pouvant survenir dans les machines électriques, en mettant en évidence leurs causes, leur classification selon plusieurs critères techniques, ainsi que les méthodes de diagnostic permettant de les détecter et de les analyser.

I-3-1 Origines et conséquences

Les pannes affectant les machines électriques peuvent résulter de plusieurs facteurs liés à la conception, à la fabrication ou aux conditions d'exploitation. Ces causes, qu'elles soient d'origine interne ou externe, sont illustrées dans les figures I.6 (a) et I.6 (b). Les origines des défaillances au sein des systèmes électromécaniques sont variées et peuvent être synthétisées comme suit : [ALV 16], [AND 12].

- **Origines électriques** : Les défaillances électriques peuvent résulter de divers facteurs, parmi lesquels figurent l'usure naturelle du cuivre, les surtensions induites par l'électronique de puissance, ainsi que les fluctuations de puissance dans les circuits à caractère inductif. Un autre facteur critique concerne la distribution non homogène de la tension au sein des enroulements, susceptible d'engendrer des déséquilibres électriques préjudiciables au bon fonctionnement de la machine. Par ailleurs, la dégradation progressive des matériaux isolants constitue une cause majeure de défauts. Il convient également de prendre en compte les tensions et courants en mode commun, générés par les couplages capacitif et inductif entre le rotor, l'arbre et les roulements, qui peuvent induire des courants de fuite ou des décharges électriques nuisibles.
- **Causes mécaniques** : forces tangentielle et radiale résultant du champ magnétique, des irrégularités de l'entrefer, des vibrations mécaniques et de l'usure par friction des roulements.
- **Contraintes thermiques** : surcharge mécanique, alimentation électrique déséquilibrée, grand nombre de démarrages consécutifs, vieillissement de l'isolation et mauvaise circulation de l'air.
- **Raisons environnementales** : haute température ambiante, environnement contaminé en raison de la poussière, de l'humidité et de l'acidité de l'air.

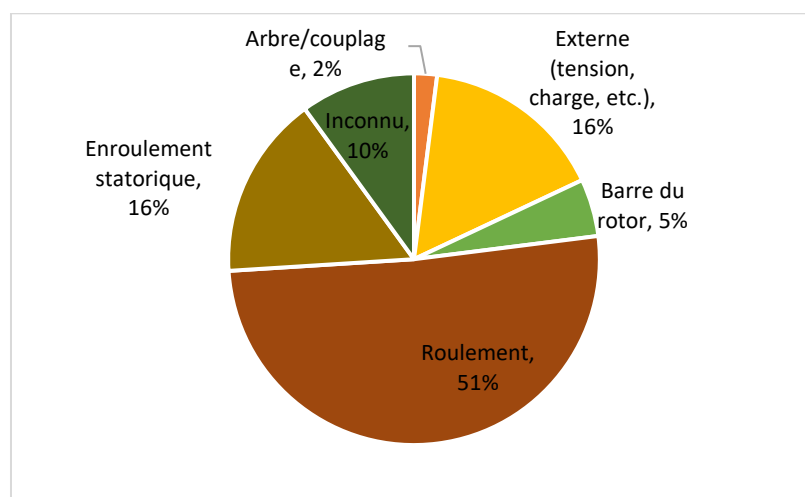


Figure I.5 Distribution des pannes de la machine [BON 08] [QIA 15].

Les défauts internes proviennent des composants constitutifs de la machine, tels que le circuit magnétique, la cage rotorique, les bobinages et l'entrefer mécanique, tandis que les

défauts externes sont liés à la charge mécanique, au type d'alimentation ainsi qu'aux conditions environnementales d'exploitation [SID 05].

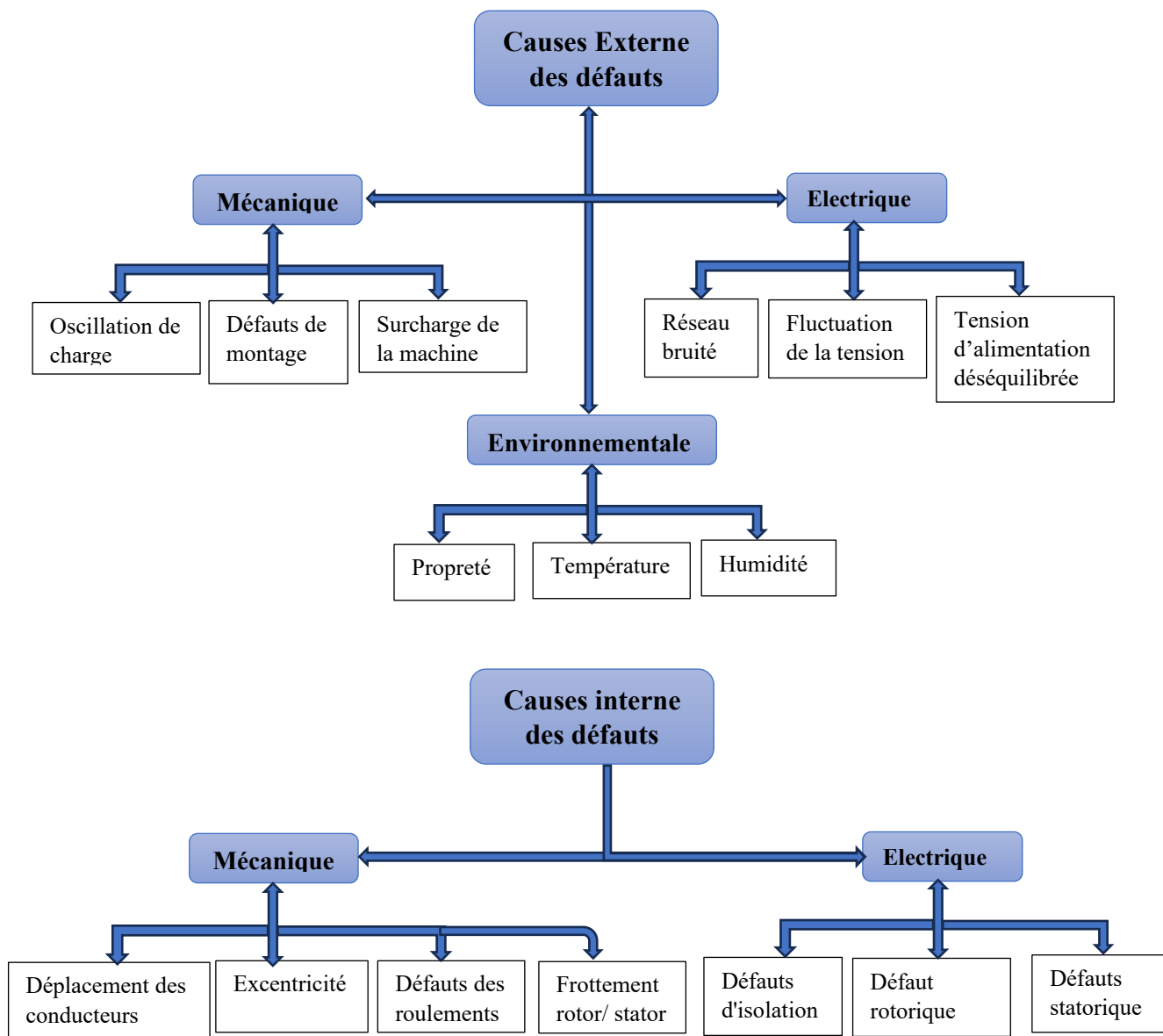


Figure I.6 Principales causes de pannes des machines électriques [BON 92]. (a) Causes externes. (b) Causes internes.

Ces défauts peuvent engendrer diverses perturbations dans le fonctionnement des machines électriques, telles que des distorsions du champ magnétique, des échauffements anormaux, des arcs électriques, des vibrations mécaniques, des courants de défaut, des oscillations du couple électromécanique, du bruit excessif, ainsi que des couples parasites susceptibles d'endommager le stator. En l'absence de détection précoce, ces anomalies peuvent évoluer vers des pannes critiques, voire catastrophiques. Il est donc essentiel de mettre en place

une stratégie de maintenance proactive, visant à garantir la fiabilité, la disponibilité et la sécurité des machines, tout en optimisant les coûts d'exploitation.

I-3-2 Répartition des défauts

La répartition des défaillances dans les machines électriques dépend principalement de trois facteurs : l'application spécifique, les conditions de fonctionnement et la plage de puissance.

I-3-2-1 Défauts statoriques

Le stator de la machine à induction est soumis à diverses contraintes mécaniques, électriques, thermiques et environnementales, qui influencent directement ses conditions de fonctionnement. La combinaison de ces sollicitations peut engendrer l'apparition de défauts statoriques, généralement liés à une dégradation progressive de l'isolation, susceptible de provoquer des courts-circuits entre spires. À terme, ces défauts peuvent évoluer vers des courts-circuits interphases ou entre phase et terre [NAN 05]. D'après les études menées par l'IEEE et l'EPRI, les défauts d'enroulement statorique représentent environ 28 à 36 % des pannes affectant les composants des machines électriques [COR 82].

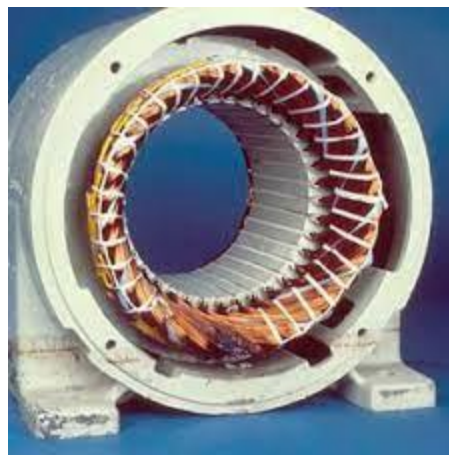


Figure I.7 *Défaut de court-circuit*

L'article de Bonnet publié en 1978 [BON 78] constitue l'une des premières contributions majeures à l'étude des défauts du stator. L'auteur y affirme que la majorité des défaillances des bobinages résulte de divers types de contraintes exercées sur le stator, classées en quatre catégories : thermique, électrique, mécanique et environnementale. Bonnet identifie également cinq axes essentiels (mode de défaillance, cause de défaillance, apparence, application et historique de maintenance) qui doivent être corrélés afin de permettre un

diagnostic fiable et précis des défauts du bobinage. Il démontre par ailleurs que les modes de défaillance réels peuvent être regroupés en cinq grandes classes, illustrées dans la Figure I.8.

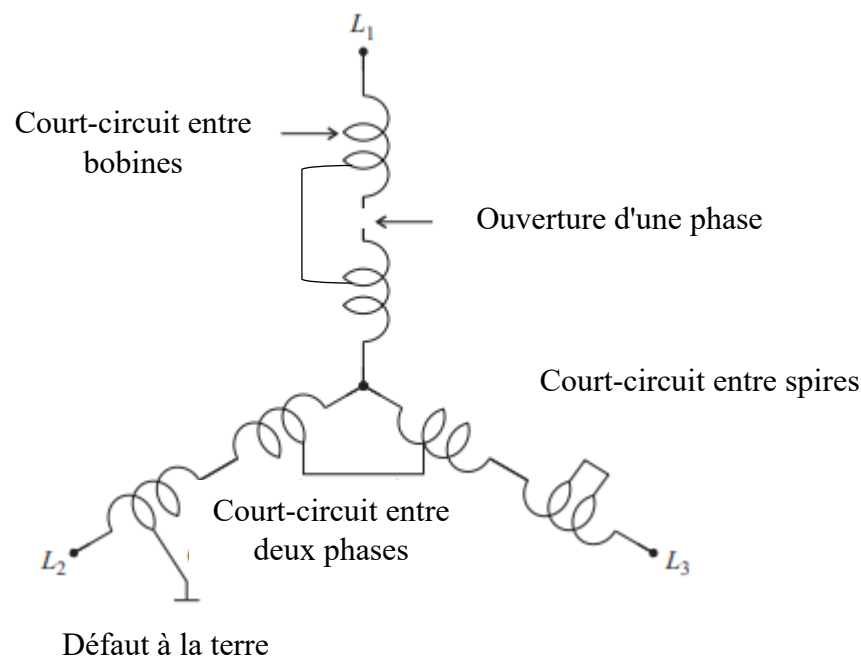


Figure I.8 Stator en étoile montrant les modes de défaillance possibles

1-3-2-1-1 Causes et effets :

Bonnet a constaté que le court-circuit entre spires est le défaut le plus courant dans les enroulements du stator. Les contraintes mécaniques lors des démarrages peuvent causer un déplacement excessif des conducteurs. Cela crée un contact électrique entre deux spires voisines, provoquant un court-circuit local. Au fur et à mesure que le défaut s'aggrave, la température augmente localement à cause du courant accru dans la spire touchée, ce qui détériore progressivement l'isolation. Cette détérioration peut s'étendre au revêtement de l'encoche, menant à un court-circuit partiel avec d'autres conducteurs. Selon le niveau de protection thermique et électrique du moteur, il peut continuer à fonctionner un certain temps, ce qui aggrave les dommages dans la zone touchée. Le manque de dissipation thermique conduit alors à une rupture complète de l'isolation entre les phases ou de l'isolation à la terre. Cela provoque un défaut entre les phases ou un défaut à la terre, ce qui déclenche généralement une protection différentielle ou thermique et arrête immédiatement le moteur en le déconnectant automatiquement du réseau [BON 92] [IBR 09].

Un autre défaut de cette catégorie est le défaut de phase ouverte. Il est généralement provoqué par des vibrations mécaniques importantes qui peuvent entraîner la rupture de la

connexion d'un enroulement statorique, créant ainsi un circuit ouvert. Dans une configuration en étoile, la machine continue de fonctionner avec seulement deux phases, ce qui correspond à un régime monophasé [IBR 09] [COR 03].

La conception du rotor à cage d'écureuil induit une réflexion partielle des ondes du champ magnétique généré par le stator. Cette réflexion se manifeste dans le spectre de courant par des fréquences caractéristiques des encoches du rotor, que la machine soit en bon état ou présente un court-circuit entre spires. Lorsqu'un court-circuit survient entre deux spires d'une même bobine, une nouvelle série d'ondes de force magnétomotrice (MMF) est générée. Cette série comprend des ondes associées à tous les nombres possibles de paires de pôles, tournant dans les deux sens de rotation. Parmi ces ondes, celle dont le nombre de paires de pôles correspond à celui du champ magnétique fondamental tourne en sens inverse. Toutefois, cette onde ne modifie pas le spectre de courant statorique, car elle n'engendre qu'une composante de courant de fréquence fondamentale, polarisée en sens inverse dans l'enroulement statorique.

Cette onde à rotation inverse pourrait créer un nouveau composant à 150 Hz dans le spectre du courant statorique, en raison de deux effets observés dans les moteurs à induction.

Premièrement, cette onde avec $\nu = -1$ génère un harmonique d'ordre trois dans le spectre de courant du stator en raison de la saturation du circuit magnétique .

Deuxièmement, une détérioration du stator entraîne une perte de symétrie, induisant un champ magnétique tournant inverse. Dans des conditions où les tensions du stator et du rotor sont maintenues constantes et la vitesse de la machine est variable, une composante de fréquence apparaît dans le courant du stator à la fréquence $-f_s$. Cette séquence inverse affecte le rotor, générant une fréquence $(g-2)f_s$ qui provoque un couple pulsatoire et des oscillations de vitesse à la fréquence $2f_s$. Cela induit un courant de réaction à la fréquence $(g-2)f_s$, ainsi qu'une composante additionnelle à $(g+2)f_s$. Cette dernière génère à son tour de nouvelles composantes dans les courants du stator aux fréquences $\pm 3f_s$, initiant ainsi un processus itératif. En définitive, il en résulte un ensemble de nouvelles composantes aux fréquences décrites par les équations (1.2) et (1.3) pour les courants du stator et du rotor [GRI 14] [FIL 98].

$$f_{css} = \pm(1-2k)f_s \quad (I.2)$$

$$f_{crs} = \pm(g \pm 2k)f_s \quad k = 0, 1, 2, 3 \dots \quad (I.3)$$

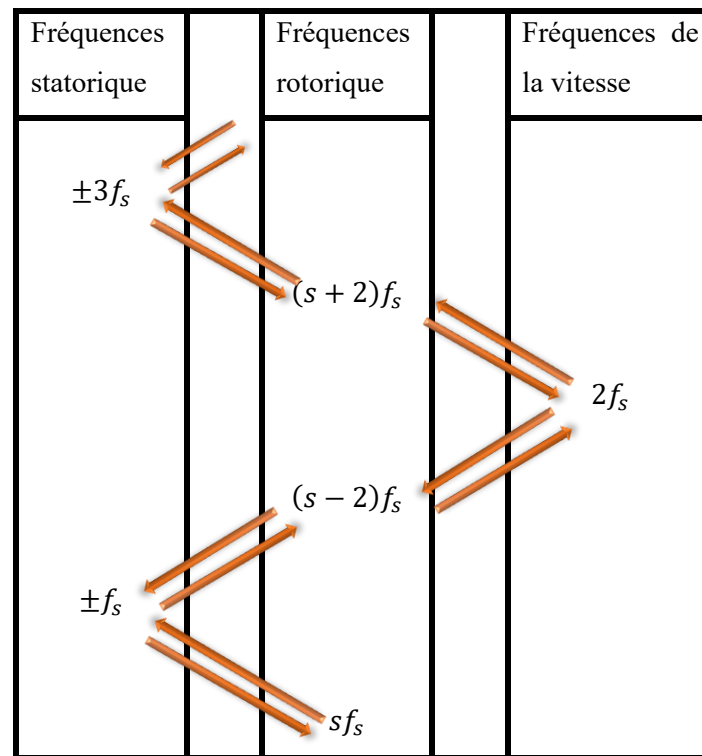


Figure I.9 Propagation dans le domaine fréquentiel d'un défaut de stator. Le signe moins (–) indique les composants de séquence inverse du courant.

I-3-2-1-2 Techniques de détection dédiée aux défauts statorique

En tant que l'une des premières tentatives de modélisation mathématique d'un moteur à induction à rotor à cage présentant des défauts d'enroulement statorique, l'étude présentée dans [WIL 85] constitue une contribution importante. Le modèle mathématique proposé repose sur une extension de l'analyse harmonique classique. Le défaut phase-neutre étudié correspond à un court-circuit localisé au sein d'une bobine statorique. Dans le cas d'un défaut phase-phase, l'enroulement en court-circuit comprend 18 bobines. L'observation principale de cette étude est que le courant de séquence négative reste pratiquement constant, que ce soit en présence d'un défaut phase-neutre ou phase-phase : sa valeur est indépendante de la charge appliquée au moteur.

Pour les moteurs à basse tension, les méthodes de détection des défauts présentent des spécificités qui méritent une attention particulière. Une approche fréquemment utilisée consiste à enrouler une bobine de grand diamètre de manière concentrique autour de l'axe du rotor. Cette configuration permet d'effectuer une analyse détaillée du flux axial traversant l'intérieur du moteur. Le flux ainsi obtenu fournit des informations précieuses non seulement sur la

présence de défauts statoriques, mais aussi sur leur localisation précise [PEN 95].

Une méthode de détection des courts-circuits entre spires dans les enroulements statoriques, fondée sur l'analyse fréquentielle, a été proposée dans [NAN 00]. Elle repose sur l'observation de certaines composantes harmoniques associées aux encoches du rotor, présentes dans les tensions terminales mesurées immédiatement après l'arrêt de la machine. En l'absence d'alimentation électrique, les perturbations telles que les déséquilibres de tension et les harmoniques temporelles sont éliminées, à l'exception des conditions initiales. Cela constitue un avantage considérable, notamment lorsque la machine est alimentée par un variateur de vitesse.

La représentation du vecteur de Park est également couramment utilisée pour détecter les courts-circuits entre spires dans l'enroulement statorique [CAR 99]. Cette technique non invasive s'appuie sur une surveillance informatisée du courant statorique à partir des composantes d et q du vecteur de Park, déduites des courants de phase. Pour une machine en bon état, le vecteur de Park décrit un cercle centré à l'origine. En présence d'un court-circuit entre spires, la trajectoire prend la forme d'une ellipse, ce qui peut également survenir en cas de déséquilibre de la tension d'alimentation. Toutefois, cette méthode ne permet pas de quantifier précisément le niveau du défaut

I-3-2-2 Défauts rotoriques

Le rotor est une composante essentielle du moteur à induction et peut être affecté par différents types de défauts, dont la classification a été présentée dans [BEL 02] et illustrée à la Figure I.4. Dans les moteurs à cage d'écureuil, on distingue principalement deux types de rotors : les rotors moulés en fonte conductrice, utilisés généralement pour des puissances inférieures ou égales à 3000 kW, et les rotors dits « fabriqués » (ou soudés), destinés aux applications de forte puissance ou nécessitant des caractéristiques particulières. Les rotors fabriqués sont constitués de barres conductrices insérées dans les encoches du noyau rotorique, reliées à leurs extrémités par des anneaux de court-circuit soudés. Cette configuration présente une plus grande sensibilité aux défauts mécaniques (fissures, ruptures) ou électriques (mauvais contacts, dégradation des soudures), en particulier au niveau des barres ou des anneaux. En revanche, les rotors moulés en fonte offrent une meilleure robustesse mécanique, mais leur réparabilité est limitée en cas de dommage structurel [NAN 05].

Les défauts rotoriques sont généralement classifiés en deux catégories principales : les défauts d'origine électrique, incluant notamment les barres rompues, les fissures dans les

anneaux de court-circuit et les courts-circuits au sein des enroulements rotoriques (dans le cas de rotors bobinés), et les défauts d'origine mécanique, tels que l'excentricité, le déséquilibre du rotor et les défauts de roulements. Ces anomalies induisent des perturbations du champ magnétique de la machine, se traduisant par des signatures spécifiques détectables dans le courant statorique [BEL 02] [BEN 00].

I-3-2-2-1 Défauts de roulements

Les défauts de roulements constituent l'une des causes les plus fréquentes de défaillance dans les machines électriques, représentant environ 51 % des pannes observées dans les moteurs asynchrones [BON 08 ; QIA 15]. Les roulements, généralement positionnés aux deux extrémités du rotor, assurent le soutien mécanique de l'arbre et permettent sa rotation avec un minimum de frottement. Chaque roulement est composé d'une bague intérieure montée sur l'arbre, d'une bague extérieure logée dans le carter de la machine, et d'un ensemble d'éléments roulants (billes ou rouleaux) disposés entre les deux, comme illustré à la Figure I.10. La présence d'un lubrifiant (huile ou graisse) entre ces composants permet de réduire davantage les frottements, de limiter l'usure et d'augmenter la durée de vie du roulement [SUB 16].

Les détériorations affectant la bague intérieure, la bague extérieure ou la surface des éléments roulants (billes ou rouleaux) peuvent entraîner des dysfonctionnements importants et, à terme, conduire à une défaillance grave de la machine à induction.

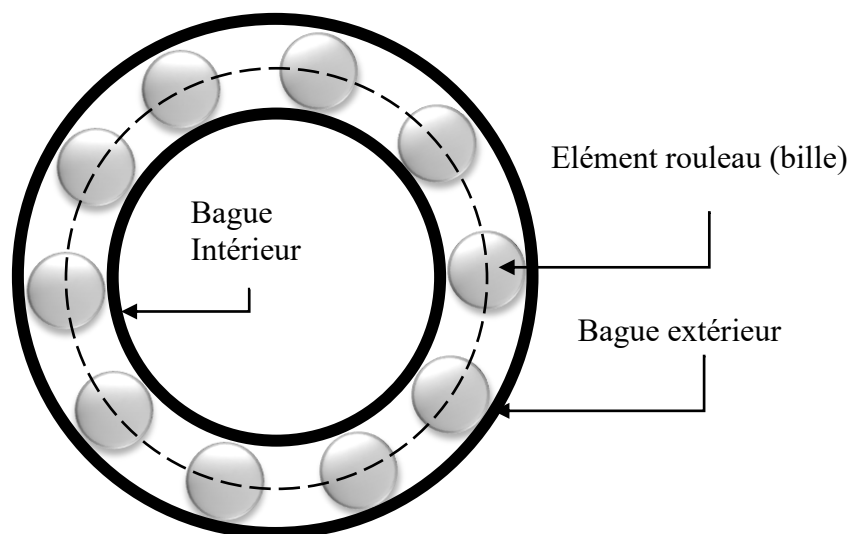


Figure I.10 *Éléments constitutifs du roulement*

I-3-2-2-1-1 Causes et effets de défaut des roulements

- **Surcharge** : Un ajustement excessivement serré, associé à une température de fonctionnement trop élevée, peut provoquer une recuisson des deux bagues du roulement ainsi que des éléments roulants (billes ou rouleaux). Cela entraîne une modification des propriétés mécaniques des matériaux, telle qu'une diminution de leur dureté, ce qui peut accélérer l'usure et réduire la fiabilité du roulement, voire de l'ensemble de la machine [IBR 09].
- **Corrosion** : Ce phénomène est généralement causé par la pénétration de fluides corrosifs (tels que des acides) ou par une exposition prolongée à une atmosphère agressive. La dégradation des lubrifiants, tout comme une manipulation inadéquate des roulements lors de l'installation, peut également favoriser leur corrosion, conduisant ainsi à une défaillance prématurée par fatigue d'origine corrosive [ESC 58].
- **Mauvais alignement du rotor** : Il induit une dégradation des billes et des bagues, ce qui engendre une élévation de la température des roulements [IBR 09].
- **Contamination** : C'est un facteur majeur de défaillance des roulements : les lubrifiants se contaminent par la saleté et d'autres particules présentes dans l'environnement industriel, ce qui augmente les vibrations et l'usure [KAR 16].
- **Défaillance du lubrifiant** : Elle peut résulter d'un débit insuffisant de lubrifiant ou d'une température excessive, entraînant une usure anormale entre les bagues et les éléments roulants, ainsi qu'une élévation importante de la température. Si celle-ci devient trop élevée, la graisse peut fondre et s'échapper du roulement, ce qui aggrave la perte d'efficacité de la lubrification et accélère la défaillance du système [KAR 16].
- **La défaillance due à la fatigue** : Elle débute généralement par l'apparition de microfissures, suivie de phénomènes d'écaillage et d'arrachage de particules de matériau à la surface des bagues ou des éléments roulants. Ce processus évolue progressivement et accélère l'usure du roulement, entraînant une augmentation notable des vibrations et du bruit [BON 93] [ESC 58].

Toute variation de l'uniformité du roulement engendre divers effets mécaniques au sein de la machine, tels qu'une augmentation du bruit et l'apparition de vibrations. Ces perturbations altèrent la symétrie de l'entrefer et influencent l'inductance de la machine, comme c'est le cas en présence d'un défaut d'excentricité, qui provoque un déplacement radial du rotor par rapport au stator. Ce déséquilibre se traduit, dans le spectre du courant statorique, par l'apparition de

composantes fréquentielles caractéristiques, exprimées par la relation suivante [BEN 03] [SCH 94] [BON 93] :

$$f_{dR} = |f_s \pm kf_v| \quad (\text{I.4})$$

$k = 1, 2, 3, \dots$, f_v est l'une des fréquences de vibration caractéristiques, et f_s est la fréquence d'alimentation.

Les fréquences caractéristiques des vibrations f_v sont définies à partir de quatre équations. Les fréquences caractéristiques des vibrations f_v sont définies à partir de quatre équations, chacune étant associée à un organe spécifique du roulement : la cage, les billes, la bague intérieure et la bague extérieure. Ces fréquences peuvent être calculées à partir de la fréquence de rotation du rotor, ainsi que des caractéristiques géométriques du roulement (structure, dimensions et nombre de billes), comme illustré à la Figure I.11. Elles peuvent être exprimées de la manière suivante : [IBR 09] [TRA 08] [BES 17]:

- Défaut de l'anneau extérieur.

$$f_{be} = \frac{f_r N_b}{2} \left(1 - \frac{D_B}{D_p} \cos(\alpha) \right) \quad (\text{I.5})$$

- Défaut de l'anneau intérieur.

$$f_{bi} = \frac{f_r N_b}{2} \left(1 - \frac{D_B}{D_p} \cos(\alpha) \right) \quad (\text{I.6})$$

- Défaut de la cage

$$f_c = \frac{f_r}{2} \left(1 - \frac{D_B}{D_p} \cos(\alpha) \right) \quad (\text{I.7})$$

- Défaut de la bille

$$f_{bille} = \frac{f_r}{2} \frac{D_p}{D_B} \left(1 - \left(\frac{D_B}{D_p} \cos(\alpha) \right)^2 \right) \quad (\text{I.8})$$

Où θ, D_p, D_B, f_r et N_b désignent respectivement l'angle de contact des billes, le diamètre de la portée du roulement, le diamètre des billes, la fréquence de rotation et le nombre de billes.

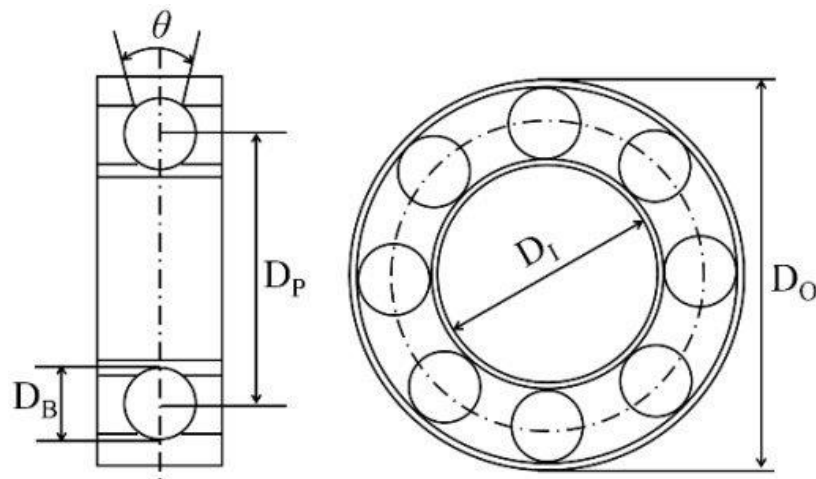


Figure I.11 *Dimensions du roulement à billes*

I-3-2-2-1-2 Techniques de détection dédiée aux défauts de roulement

Lorsque des défauts surviennent dans les roulements, une augmentation importante du frottement se produit. Ce phénomène provoque une élévation de la température dans la machine, accompagnée d'une intensification des vibrations. Il est donc essentiel de surveiller ces deux grandeurs, car la température et les vibrations sont des indicateurs fiables permettant d'évaluer l'état de santé des roulements [ESC 58] [SCM 95].

L'approche visant à détecter des défauts au niveau des roulements à partir de l'analyse des vibrations et de la température a fait l'objet de nombreux travaux de recherche et publications scientifiques [BES 17] [GEO 15] [SHA 13] [ZHO 07]. Bien que ces méthodes soient efficaces, elles nécessitent généralement l'utilisation de capteurs supplémentaires. Ces capteurs jouent un rôle essentiel, car ils permettent de diagnostiquer la présence de défauts éventuels grâce à une analyse spectrale approfondie des signaux qu'ils enregistrent [KAR 16].

Dans le cas des grandes machines industrielles, il est souvent indispensable que ces capteurs soient intégrés dès la phase de fabrication, ce qui représente un défi supplémentaire. En effet, la mise en place de dispositifs de détection non destructive doit être prévue dès la conception des équipements. Toutefois, il convient de souligner que la mise en œuvre de ces techniques peut s'avérer complexe, et leur coût, à la fois en termes financiers et logistiques, peut être élevé. Par ailleurs, Des limites techniques et financières empêchent souvent l'ajout de capteurs sur les petites machines [ÖNE 08].

En alternative, une autre méthode, fondée sur l'analyse de l'enveloppe des signaux de vibration (obtenue par démodulation d'amplitude) a été discutée dans la littérature [MCI 03].

Cette approche présente certains avantages notables par rapport à l'analyse classique du spectre de vibration.

Plusieurs chercheurs ont suggéré que la surveillance du courant statorique pouvait offrir des performances comparables à celles de l'analyse vibratoire, tout en présentant l'avantage de ne pas nécessiter d'accès direct à la machine ni l'installation de capteurs supplémentaires [ÖNE 08]. Cette méthode repose sur l'analyse spectrale du courant statorique, dans laquelle les fréquences caractéristiques des défauts de roulements sont fréquemment exploitées pour le diagnostic des machines à induction. De nombreuses études ont confirmé l'apparition de ces composantes fréquentielles dans les spectres de courant statorique [IBR 09].

I-3-2-2 Défauts d'excentricité

Les défauts mécaniques se manifestent généralement par une asymétrie de l'entrefer entre le stator et le rotor, environ 80 % d'entre eux étant associés à un défaut d'excentricité [FAI 09] [FAI 07]. Un certain niveau d'excentricité est toujours présent dans les machines électriques, en raison des tolérances liées aux procédés de fabrication et d'assemblage, ce qui entraîne un décentrement du rotor par rapport au stator. Les constructeurs et les utilisateurs s'efforcent de limiter cette excentricité à un maximum de 5 %, bien qu'elle puisse atteindre jusqu'à 10 % dans certains cas particuliers [IBR 09] [AND 12].

Il existe principalement trois types d'excentricité qui peuvent être observés dans les systèmes rotatifs : l'excentricité statique, l'excentricité dynamique et l'excentricité mixte.

- **L'excentricité statique** : Elle se produit lorsque l'épaisseur minimale de l'entrefer reste constante, mais à une position angulaire fixe. Cela reflète un désalignement entre l'axe de rotation du rotor et l'axe géométrique du stator. Ce type de défaut engendre un déséquilibre électromagnétique permanent, susceptible de provoquer une usure prématurée des composants ainsi que l'apparition de vibrations indésirables dans le système [AND 12] [NAN 05].

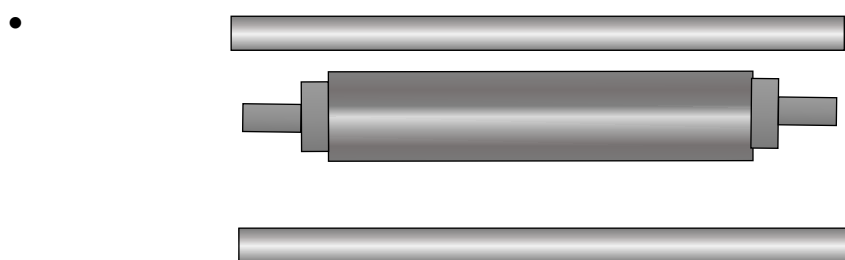


Figure I.12 *Excentricité statique*

- **L'excentricité dynamique** : Ce type d'excentricité se caractérise par une rotation de la position de l'épaisseur minimale de l'entrefer en synchronisme avec le rotor. Autrement dit, le centre de rotation du rotor ne coïncide pas avec le centre géométrique du stator, mais décrit une orbite autour de celui-ci au cours du fonctionnement [AND 12].

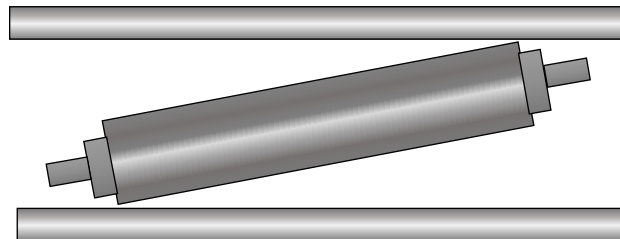


Figure I.13 *Excentricité dynamique*

- **L'excentricité mixte**: regroupe les caractéristiques des deux types précédemment mentionnés. Elle se traduit par une variation simultanée en position et en amplitude de l'épaisseur de l'entrefer.

I-3-2-2-1 Causes et effets de défaut d'excentricité

L'excentricité statique résulte souvent d'un mauvais positionnement du rotor ou du stator lors de la phase de fabrication, ce qui engendre un désalignement du rotor par rapport à l'axe géométrique du stator [NAN 05].

L'excentricité dynamique, quant à elle, peut être induite par plusieurs facteurs, tels qu'une déformation du cylindre rotorique, une usure ou une défaillance des roulements, un désalignement mécanique, un phénomène de résonance à la vitesse critique, ou encore des défauts introduits lors de la fabrication [MAT 18].

Même dans les machines récemment construites, un certain niveau d'excentricité est inévitable en raison des différentes étapes de fabrication et d'assemblage [DOR 97]. Cette asymétrie de l'entrefer engendre une force d'attraction magnétique radiale (UMP) entre le rotor et le stator, orientée dans une direction unique. Avec le temps, cette force contribue à l'usure des roulements, ce qui peut entraîner une excentricité dynamique. L'aggravation de cette condition génère des forces radiales déséquilibrées, maximales au niveau de l'épaisseur minimale de l'entrefer et minimales à l'opposé. Ce déséquilibre peut provoquer des frottements entre le stator et le rotor, conduisant à des défaillances graves de la machine [IBR 09] [MAT 18] [BES 17].

Les effets des défauts d'excentricité se manifestent dans le spectre du courant statorique par :

- L'apparition de nouvelles harmoniques ou une augmentation de l'amplitude de certaines harmoniques existantes [IBR 09].
- Une force d'attraction magnétique radiale (UMP).
- Une augmentation des vibrations et du niveau sonore.
- Une réduction de la vitesse de rotation.
- Une distortion du couple.
- Un passage de courant électrique à travers les roulements.

La fréquence des composantes associées aux défauts d'excentricité peut être exprimée par l'équation suivante [CAM 86] [TIA 18] [MAI 17]:

$$f_{ecc} = \left[(kN_r \pm n_d) \frac{(1-g)}{p} \pm v \right] f_s \quad (I.9)$$

Où $n_d = 0$ dans le cas d'une excentricité statique, $n_d = 1, 2, 3, \dots$ dans le cas d'une excentricité dynamique, n_d représente l'ordre de l'excentricité, f_s est la fréquence fondamentale de l'alimentation, N_r correspond au nombre de barres rotorique, g désigne le glissement, P est le nombre de paires de pôles, k représente un entier positif quelconque, et v indique l'ordre des harmoniques statoriques présents dans l'alimentation électrique du moteur $v = 1, 3, 5, \dots$.

Si les deux excentricité statique et dynamique se produisent simultanément, une harmonique spécifique peut être observée autour de la fréquence fondamentale donnée par [31] [32].

$$f_{mix} = |f_s \pm kf_r| \quad \text{avec} \quad k = 1, 2, 3... \quad (I.10)$$

Où f_{mix} sont les composantes fréquentielles des défauts d'excentricité mixte et f_r représente la fréquence de rotation du rotor qui est exprimée par : $f_r = \frac{(1-g)}{p} f_s$

I-3-2-2-2 Techniques de détection dédiée aux défauts d'excentricité

Les fréquences caractéristiques des défauts d'excentricité sont généralement présentes dans le flux électromagnétique, qui peut être mesuré à l'aide de bobines exploratrices détectant le flux électromagnétique dans l'entrefer ainsi que le flux axial de fuite [XU 17] [TEN 03]. De

plus, les signaux de vibration peuvent être analysés pour identifier les défauts liés à l'excentricité [DOR 97] [NAN 05] [BES 17].

Les fréquences de vibration associées à l'excentricité statique ou dynamique sont données par [BES 17], tandis que pour une excentricité mixte, les fréquences caractéristiques des défauts sont spécifiées par [NAN 05] :

$$f_{mix} = |f_s \pm kf_r| \quad f_{v mix} = 2f \pm f_r \quad (1.11)$$

Où sont les composantes fréquentielles de vibration associée aux défauts d'excentricité mixte.

D'autres approches se fondent sur l'analyse des signaux acoustiques générés par les déséquilibres mécaniques et les forces radiales [SMI 96] [ARK 96]. Toutefois, ces techniques nécessitent l'emploi de capteurs sophistiqués, souvent fragiles et coûteux. Leur installation est complexe et exige des précautions particulières afin de les protéger des chocs et des vibrations [NAN 05].

En revanche, l'analyse spectrale du courant statorique constitue une méthode largement utilisée pour la détection des défauts d'excentricité dans les machines électriques. Elle repose sur le fait que le courant statorique contient une richesse d'informations, est facile à mesurer, et ne requiert pas l'ajout de capteurs supplémentaires coûteux ou complexes. Les défauts liés à l'excentricité peuvent être détectés par l'identification de composantes fréquentielles spécifiques dans le spectre du courant, notamment celles associées aux défauts d'excentricité à haute fréquence (selon l'équation (I.9)), ainsi que celles situées autour de la fréquence fondamentale (selon l'équation (I.10)).

Cependant, un chevauchement fréquentiel peut apparaître entre les composantes liées à l'excentricité et d'autres fréquences présentes dans le spectre du courant statorique [BOU 19]. Pour lever cette ambiguïté, il est nécessaire de vérifier une condition spécifique qui dépend du nombre de paires de pôles et du nombre de barres d'encoches du rotor [JOK 10] [NAN 01] [NAN 04].

I-3-2-2-3 Défauts de barres

Bien que les défauts de type « barre rompue » ou « anneau de court-circuit fissuré » ne représentent statistiquement qu'environ 7 % des défaillances totales dans les moteurs à induction. Néanmoins, leur détection revêt un caractère crucial pour prévenir l'aggravation du

dommage et éviter des arrêts imprévus. Contrairement aux défauts statoriques, qui entraînent rapidement une dégradation du fonctionnement et imposent une intervention immédiate, les défauts rotoriques permettent, dans certains cas, une poursuite temporaire du fonctionnement sous surveillance conditionnelle. Par ailleurs, en présence d'une barre défectueuse, le courant circulant dans la barre adjacente peut augmenter jusqu'à 50 % du courant nominal, contre une variation de seulement quelques pourcents dans le cas d'un défaut statorique. Par ailleurs, les moteurs à induction à double cage, très répandus dans les applications industrielles exigeant à la fois un couple de démarrage élevé et un bon rendement en régime permanent (comme les convoyeurs, pulvérisateurs ou moulins) [NAN 05], sont particulièrement exposés à des phénomènes de fatigue mécanique, pouvant conduire à des défauts rotorique au fil du temps. Cette sensibilité renforce [GRI 14] [KLI 96][XIE 19].



Figure I.14 *Rotor de la machine à induction avec une barre cassée*

I-3-2-2-3-1 Causes et effets de défaut de barres :

Dans les rotors à cage, des défauts physiques peuvent apparaître dès la phase de fabrication, notamment pour les rotors réalisés par injection sous pression. Ces défauts peuvent provenir d'un moulage défectueux, de différences de dilatation entre les barres et les anneaux de court-circuit, de soudures mal réalisées, ou encore du poids élevé des anneaux, lequel génère d'importantes forces centrifuges susceptibles d'appliquer des contraintes mécaniques sur les barres [BON 92]. De plus, la présence de bulles d'air entre les couches conductrices [AND 12] peut entraîner une augmentation locale de la résistance électrique, ce qui provoque une élévation de la température pouvant, à terme, conduire à la rupture complète d'une barre [SOU 18].

En fonctionnement normal, les contraintes thermiques et mécaniques influencent directement l'état de la cage rotorique, en particulier lors des démarrages fréquents ou en cas de surcharge. Il est bien établi qu'au démarrage, le courant du rotor peut atteindre jusqu'à dix fois sa valeur nominale, générant un échauffement significatif. Par ailleurs, des efforts

mécaniques importants sont requis pour garantir une ventilation suffisante, ce qui accentue la sollicitation des barres.

Le processus de rupture d'une barre peut être résumé comme suit : lorsqu'une barre présente une fissure ou se rompt, sa résistance augmente, ce qui engendre un échauffement local. Le courant se détourne alors vers les barres voisines, qui subissent à leur tour une surcharge thermique et électromécanique. Cette redistribution du courant favorise la propagation du défaut. Une fois un nombre critique de barres endommagées, la machine peut s'arrêter complètement. De plus, des fragments de barres brisées peuvent, sous l'effet des forces centrifuges, se détacher et détériorer les enroulements statoriques [AND 12] [VAI 12][KAR 16].

La génération des composantes fréquentielles liées à la rupture des barres peut être expliquée selon le modèle proposé par Filippetti [FIL 98]. Lorsqu'une barre du rotor est rompue, un déséquilibre apparaît dans le circuit rotorique, ce qui entraîne, en plus du champ magnétique direct, la formation d'un champ magnétique inverse. Ce déséquilibre se traduit par l'apparition d'une composante inverse dans le courant rotorique à la fréquence $-f_s$. Cette composante induit alors, par couplage électromagnétique, des forces électromotrices dans les enroulements statoriques, à la fréquence $(1-2g)f_s$. En conséquence, une composante de courant à cette fréquence spécifique devient observable dans le spectre du courant statorique, conformément à la relation suivante :

$$f_{\text{defaut}} = f_r - gf_s = (1-g)f_s - gf_s = (1-2g)f_s \quad (\text{I.12})$$

L'interaction entre les champs magnétiques direct et inverse génère une composante oscillatoire du couple électromagnétique, à la fréquence $2gf_s$. Cette oscillation induit non seulement un courant de réaction à la fréquence $(1-2g)f_s$, mais engendre également une nouvelle composante à la fréquence $(1+2g)f_s$, qui induit dans le rotor des courants de type direct et inverse, chacun aux fréquences $\pm 3gf_s$. En retour, ces courants rotorique induisent, par couplage électromagnétique, de nouvelles composantes dans le courant statorique, apparaissant aux fréquences $(1\pm 4g)f_s$. Ainsi, un ensemble de composantes supplémentaires se manifeste dans le spectre du courant statorique, conformément à la relation (I.13), comme l'ont décrit [FIL 98], [KLI 08] et [ELK 92], et illustré à la Figure I.15.

$$f_{BC} = (1 \pm 2kg) f_s \quad k = 0, 1, 2, 3, \dots \quad (\text{I.13})$$

Où f_{BC} représente les fréquences liées au défauts de rupture des barres.

Des travaux [KLI 08] [ELK 92] ont montré qu'il existe d'autres composants dans le spectre du courant statorique, causés par un défaut de rupture de barres, exprimables par la relation suivante:

$$f_{BC} = \left[\left(\frac{k}{p} \right) (1 - g) \pm g \right] f_s \quad k = 0, 1, 2, 3, \dots \quad (\text{I.14})$$

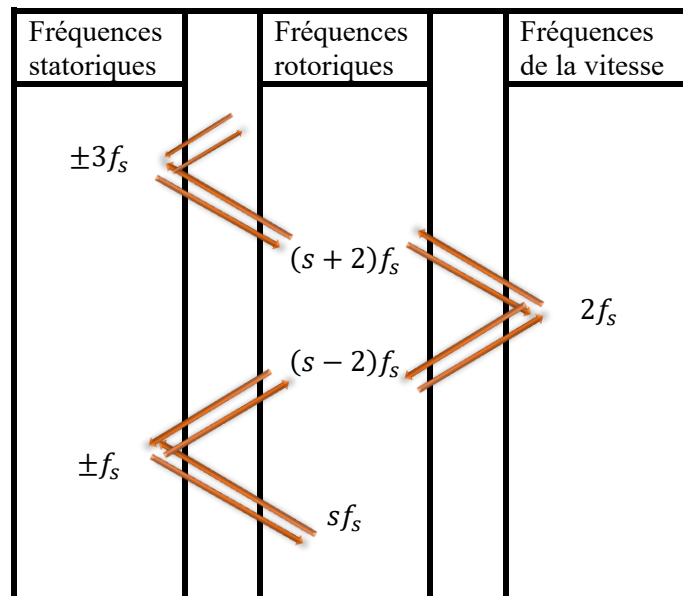


Figure I.15 Propagation dans le domaine fréquentiel d'un défaut de stator.

Le signe moins (−) indique les composants de séquence inverse du courant.

I-3-2-2-3-2 Techniques de détection dédiée aux défauts de barres

Lorsqu'une rupture de barre se produit dans un moteur à induction, plusieurs paramètres de la machine sont altérés, subissant des variations proportionnelles à la gravité du défaut. Toute asymétrie au niveau du rotor engendre une perturbation du courant rotorique, dont l'interaction avec l'entrefer se traduit par une signature caractéristique, détectable dans les spectres de différentes grandeurs électriques et mécaniques telles que la tension, le couple, le courant, le flux et la puissance.

Dans ce contexte, de nombreuses méthodes ont été développées pour diagnostiquer les

défauts rotorique à partir de l'analyse de grandeurs mesurables. Parmi ces techniques, on peut citer la surveillance du flux magnétique [ROM 17], de la vitesse rotorique [FIL 98], du couple électromagnétique [THO 03], des vibrations [ROD 06], des forces électromagnétiques [XIE 19], de la puissance instantanée [CRU 99], ainsi que du courant statorique [KLI 08] [BEN 03]. Parmi elles, l'analyse spectrale du courant statorique (Motor Current Signature Analysis, MCSA) demeure la plus couramment utilisée, en raison de sa simplicité de mise en œuvre et de sa pertinence pour un diagnostic non intrusif.

La méthode MCSA repose sur l'analyse des composantes fréquentielles du courant statorique, en particulier les composantes à basse fréquence, indicatrices de barres rotor cassées, ainsi que les composantes à haute fréquence associées aux harmoniques liées aux encoches du rotor (Rotor Slot Harmonics - RSH) [KAR 16]. Cette technique, largement étudiée dans la littérature scientifique [KLI 08][ELK 92][FIL 98], offre plusieurs avantages significatifs :

- Surveillance en ligne en temps réel.
- Surveillance à distance.
- Nécessité d'un équipement simple et peu coûteux.
- Capacité de détection précoce des défauts.

Cependant, cette méthode présente certaines limites. En particulier, la présence d'un couple de charge oscillant à basse fréquence peut induire des variations du courant statorique similaires à celles causées par des barres cassées, ce qui rend le diagnostic plus complexe et moins fiable [SCH 95].

Pour améliorer la sensibilité et la précision du diagnostic, la référence [CRU 19] propose l'utilisation d'une analyse logarithmique du spectre du courant, permettant de mieux distinguer les composantes de faible amplitude souvent masquées par le bruit, en atténuant l'influence des composantes dominantes.

Une étude comparative menée dans [ANT 15] évalue l'efficacité de la MCSA face à la méthode fondée sur le courant homopolaire (Zero Sequence Current, ZSC), en particulier pour détecter des barres cassées non adjacentes dans un moteur à induction triphasé.

Dans [ROM 17], une technique innovante est introduite, s'appuyant sur la mesure du flux électromagnétique à l'aide des enroulements statoriques eux-mêmes, utilisés comme capteurs en mode auto-extinctif, permettant ainsi une surveillance sans instrumentation additionnelle.

Une autre approche consiste à analyser les tensions spectrales induites par les courants rotoriques dans les enroulements statoriques, lorsque les trois phases sont déconnectées et que la machine fonctionne à vide. Cette méthode permet d'éliminer les harmoniques temporelles et les déséquilibres d'alimentation, tout en réduisant le nombre d'échantillons nécessaires à l'analyse FFT. Toutefois, elle reste limitée à des configurations expérimentales, et ne s'adapte pas aux machines intégrées dans des chaînes de production en continu [CHA 15].

I-4 TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL UTILISEES DANS LES PROCEDURES DE DIAGNOSTIC DES DEFAUTS

Le traitement du signal est la science de l'analyse des signaux mesurés ou échantillonnés. Le but de l'analyse est d'extraire des informations utiles sur un sujet, qui peuvent être la détection, la détermination ou le diagnostic d'un défaut de machine. Si l'analyse est effectuée sur un signal échantillonné de manière discrète, c'est-à-dire un signal numérique, la technique est appelée « traitement numérique du signal », et la méthode mathématique associée utilisée pour formuler la procédure de traitement est appelée processeur de signal.

I-4-1 La transformée de Fourier

La transformée de Fourier (FT) est l'outil fondamental qui constitue la base de la plupart des transformations avancées développées jusqu'à présent. Elle est largement utilisée dans la surveillance d'état et le diagnostic de défauts pour diverses applications, notamment les dispositifs biomédicaux, les appareils aérospatiaux, les systèmes de communication ainsi que les machines électriques. Cette transformée est généralement employée pour traiter des signaux stationnaires, de nature répétitive ou périodique, avec des amplitudes quasi fixes. Un exemple évident d'un tel signal est le courant d'un moteur échantillonné en régime permanent. Bien que la transformée de Fourier soit un outil très prometteur et puissant pour extraire des composantes liées à des défauts potentiels, elle ne s'applique qu'aux signaux stationnaires, et son résultat n'inclut aucune information temporelle qui pourrait être utile au processus de diagnostic. Ainsi, des transformations comme la transformée de Fourier à court terme.

La transformée de Fourier est une opération qui transforme les données du domaine temporel (ou spatial) en domaine fréquentiel. deux équations sont présentées directement ci-

dessous, sans passer par les discussions historiques sur l'importance de la FT .Il est possible que cela semble un peu difficile à comprendre au premier abord [VAN 18] .

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-2\pi jft} dt \quad (I.15)$$

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) e^{+2\pi jft} df \quad (I.16)$$

Où :

$x(t)$: Signal dans le domaine temporel.

$X(f)$: Représentation dans le domaine fréquentiel.

f : fréquence angulaire en rad/s.

j : Unité imaginaire

La première équation (1.15) est appelée transformée de Fourier directe (ou FT). La seconde équation (1.16) est appelée transformée inverse. Comme on peut l'observer, (1.15) convertit une fonction temporelle, c'est-à-dire $x(t)$, en une fonction fréquentielle, c'est-à-dire $X(f)$, et réalise l'opération inverse. Ainsi, le processus de conversion d'un domaine à l'autre est appelé transformation. La transformée correspond en réalité à une correspondance entre deux ensembles de données ou domaines distincts. Dans ce cas, elle transforme l'information du domaine temporel en information du domaine fréquentiel.

Pour la transformée discrète, nous utilisons des échelles de temps et de fréquence discrètes. L'implémentation de la transformée de Fourier (FT) se poursuit comme suit. Le point remarquable est que la longueur du signal échantillonné est toujours finie. Cependant, si le signal est périodique, il existe toujours une relation entre la séquence complète et le signal fini échantillonné. En appliquant la FT, bien sûr sous une forme discrète (qui est traitée en remplaçant l'intégrale par une somme sur la période d'existence du signal), la transformée de Fourier discrète (DFT) s'exprime comme suit [FAI 17] :

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-2\pi jnk/N} \quad (I.17)$$

où :

$x[n]$: est le signal en domaine temporel, avec $n = 1, 2, 3, \dots, N-1$

$X[k]$: est sa représentation en domaine fréquentiel

k : représente l'indice de fréquence, $n = 1, 2, 3 \dots N-1$.

N : est le nombre total d'échantillons.

La transformée de Fourier (FT) n'est pas adaptée pour analyser les signaux transitoires (non stationnaires) ni pour comprendre l'influence des composantes fréquentielles. En effet, la FT offre une représentation fréquentielle globale sans conserver d'information temporelle sur l'apparition ou l'évolution de ces composantes. La première solution à cette limitation est la transformée de Fourier à fenêtre glissante (STFT).

I-4-2 La transformée de Fourier à fenêtre glissante (STFT)

Dans la section précédente, on a observé que la transformée de Fourier (FT) est incapable de révéler correctement le comportement non stationnaire ou transitoire d'un signal. La méthode la plus simple pour résoudre ce problème consiste à extraire une courte période du signal et à lui appliquer la FT, car un signal non stationnaire reste localement stationnaire sur de courtes durées (sauf dans le cas de signaux fortement variables dans le temps). Ainsi, le signal peut être divisé en sous-signaux localement stationnaires en appliquant des fenêtres temporelles. Le choix d'une longueur de fenêtre appropriée est crucial pour garantir que ces sous-signaux restent stationnaires sur la durée de la fenêtre.

On constate qu'il existe peu de différences entre la FT (Transformée de Fourier Rapide) et la STFT (Transformée de Fourier à Court Terme). La principale distinction réside dans le fait que la STFT découpe le signal en plusieurs sous-signaux stationnaires. Pour ce faire, on utilise une fonction de fenêtrage, notée h , dont la longueur temporelle correspond à la longueur minimale requise pour respecter l'hypothèse de stationnarité du signal. Ainsi, la STFT s'exprime comme suit [FAI 17] :

$$STFT_x^h(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)h^*(t-\tau)e^{-j2\pi ft} dt \quad (1.18)$$

Dans cette équation, $x(t)$, h , f et τ représentent respectivement le signal d'entrée, la fenêtre temporelle, la fréquence et la variable temporelle. En réalité, la STFT correspond simplement à la FFT (Transformée de Fourier Rapide) appliquée à $x(t)$ après multiplication par la fenêtre. Concrètement, la fonction de fenêtre h est multipliée par le signal d'entrée, puis

la FFT est calculée pour ce segment fenêtré. Ensuite, la fenêtre est décalée vers les instants suivants (d'un pas τ), et la FFT est à nouveau appliquée au produit entre la nouvelle portion de $x(t)$ et la fenêtre. Ainsi, la STFT est calculée pour chaque paire (f, τ) .

D'après la Figure I.16, dans la STFT (*Transformée de Fourier à Court Terme*), la taille des cellules temps-fréquence est fixe et uniforme sur l'ensemble de la carte temps-fréquence.

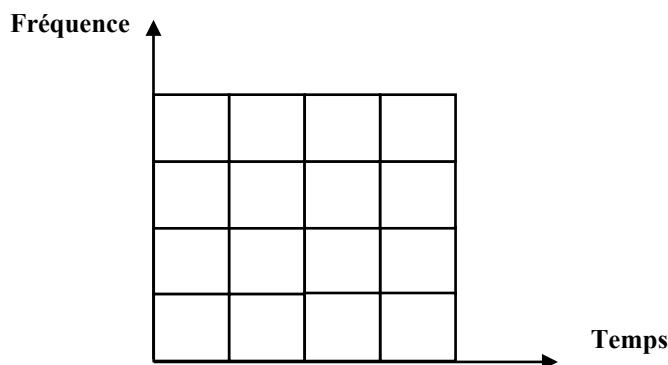


Figure I.16 Résolution en temps - fréquence pour STFT

I-4-3 Transformée en Ondelettes

La Transformée en Ondelettes Continue (TOC ou CWT) est une alternative à la Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT ou STFT). Son objectif est de surmonter les lacunes associées à la STFT. En effet, la mauvaise résolution temporelle ou fréquentielle de la STFT est corrigée grâce au concept de la TOC. Dans l'analyse par ondelettes, le signal est multiplié par une fonction (appelée ondelette) qui joue le rôle d'une fenêtre, comme évoqué dans la section précédente. De même, l'ondelette est appliquée à différents sous-signaux obtenus en divisant le signal principal en plusieurs segments. La transformée en ondelettes (WT) est formulée comme suit [BOU 19] :

$$CT(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{(a,b)}^*(t) dt \quad (\text{I.19})$$

Où $\psi_{(a,b)}^*(t)$ est une fonction continue dans les deux domaines temporel et fréquentiel, appelée l'ondelette mère, et $*$ représente l'opération de conjugaison complexe, $\psi_{(a,b)}^*(t)$ donnée par [KEC 11] :

$$\psi_{(a,b)}^*(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (\text{I.20})$$

Où: $a, b \in \mathbb{R}, a \neq 0$

dans la transformée en ondelettes (TO), la largeur et la hauteur des cases varient, tandis que leur surface reste constante. Ainsi, chaque case représente une surface fixe sur la carte temps-fréquence. Dans le domaine des basses fréquences, la hauteur des cases est inférieure à celle des cases correspondant aux hautes fréquences, ce qui entraîne une dégradation de la résolution temporelle. Il est important de souligner que la surface des cases varie en fonction du type d'ondelette mère utilisé. Il a été démontré mathématiquement que, quel que soit le type d'ondelette mère, la surface minimale doit être égale à $\frac{\pi}{4}$ [FAI 17] [BES 17] .

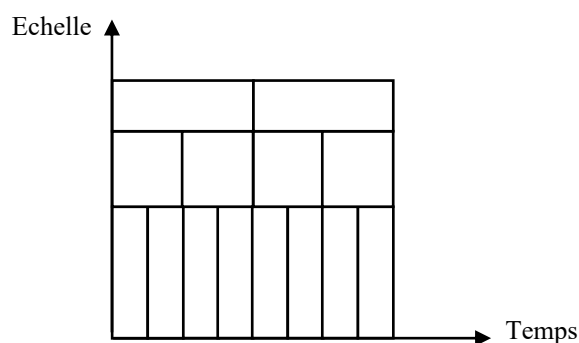


Figure I.17 Résolution en échelle-fréquence pour TO

Pour construire une transformée en ondelettes discrète, le paramètre doit être discrétisé par un système logarithmique. Le temps est également discrétisé pour adopter un échantillonnage différent à chaque échelle. [RAM 22] [SUN 23]. Le processus s'initie par les étapes suivantes : d'abord, le signal d'entrée traverse un filtre numérique passe-bas dont la réponse impulsionnelle est $h[n]$. La sortie du filtre est alors la convolution du signal d'entrée avec cette réponse impulsionnelle, éliminant les composantes fréquentielles supérieures à la moitié de la fréquence maximale du signal. Avec une fréquence maximale de 2π rad à la sortie, on peut supprimer la moitié des échantillons, obtenant ainsi un signal de sortie valide en éliminant un échantillon sur deux, sans perte significative d'information. Une approche similaire est appliquée à un filtre passe-haut avec une réponse impulsionnelle $g[n]$, ce qui donne deux versions du signal filtré [RAM 22].

$$A_{(m+1),n} = A_{m,n} \cdot g[n] \quad (\text{I.21})$$

$$D_{(m+1),n} = D_{m,n} \cdot h[n] \quad (\text{I.22})$$

La décomposition utilise une ondelette dyadique itérative : le signal est divisé en approximation et détail, puis l'approximation peut être à nouveau décomposée. Ce processus peut se répéter, générant plusieurs détails et une seule approximation, formant un arbre de décomposition en ondelettes, comme montré dans la figure I.18 [BOU 22].

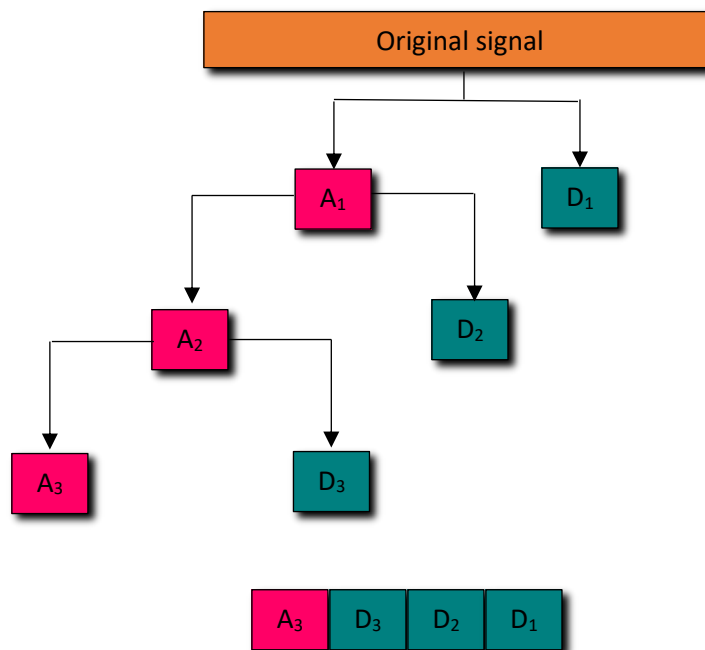


Figure I.18 Structure dyadique de la décomposition en ondelettes

I-4-4 La décomposition en modes empiriques

La décomposition en modes empiriques EMD est un algorithme de traitement du signal émergent pour la démodulation des signaux. Il a été introduit pour la première fois dans [HUA 98] et est depuis devenu un outil établi pour l'analyse des données non stationnaires et non linéaires [TAN 07]. Cette approche a suscité une attention considérable et a été largement utilisée pour le diagnostic des pannes des machines tournantes [AMI 18] [YU 05] [AMI 13]. C'est une méthode d'analyse des données temps-fréquence adaptative pour les signaux non linéaires et non stationnaires [HUA 98], et elle se comporte comme une banque de filtres adaptatifs [GIL 13]. Par rapport à la FFT ou aux ondelettes qui décomposent un signal en une série de fonctions sinusoïdales ou d'ondelettes mère mises à l'échelle, l'EMD décompose le signal multi-composant en une série de signaux mono-composants, appelés fonctions de mode intrinsèque notées IMF, et basées sur l'échelle de temps caractéristique locale du signal. Cette décomposition peut être décrite comme suit :

- Identification de tous les extrema du signale enregistré ;

- Interpolation entre les minima (respectivement maxima) se terminant par une enveloppe $e_{\min}(n)$ (respectivement $e_{\max}(n)$) ;
- Calcul de la moyenne ;

$$R(n) = \frac{e_{\min}(n) + e_{\max}(n)}{2} \quad (\text{I.23})$$

- Extraction du détail :

$$d_m(n) = i(n) - R(n) \quad (\text{I.24})$$

- Itération sur le résidu $R(n)$.

En pratique, cet algorithme doit être affiné par un processus de sélection jusqu'à ce que le détail d_m puisse être considéré comme IMF [HUA 98].

CONCLUSION

Ce chapitre présente un aperçu des principales défaillances des machines à induction, leur classification et les méthodes de diagnostic.

Nous avons commencé par un bref rappel de la structure du moteur asynchrone, suivi de l'identification des pannes majeures affectant ses différentes parties, avec leurs causes, conséquences et méthodes de diagnostic. Les défauts abordés incluent :

- Ruptures de segments d'anneaux ou de barres
- Défauts de court-circuit
- Défauts d'excentricité
- Défauts des roulements

Enfin, nous avons évoqué certaines techniques de traitement du signal utilisées pour extraire des informations du spectre des grandeurs électriques ou mécaniques de la machine à induction.

////////////////////////////////////

CHAPITRE II :

CONTENU SPECTRAL DU COURANT STATORIQUE EN PRESENCE D'UN DEFAUT D'EXCENTRICITE.

////////////////////////////////////

INTRODUCTION

Ce chapitre est dédié à une analyse approfondie du spectre du courant statorique, tant en régime de fonctionnement normal qu'en présence d'un défaut d'excentricité. Une attention particulière est accordée à l'identification et à l'interprétation des différentes harmoniques observées, ainsi qu'à l'étude des conditions spécifiques favorisant leur apparition dans le spectre. Afin de valider les résultats théoriques obtenus, des expériences ont été réalisées dans plusieurs situations de fonctionnement.

II-1 CONTENU SPECTRAL DU SPECTRE DU COURANT STATORIQUE A L'ETAT SAIN

Dans les machines à induction, deux types principaux d'harmoniques sont présents : les harmoniques du temps et les harmoniques d'espace. Les harmoniques d'espace sont produites par les enroulements, les encoches, la saturation magnétique et les inégalités de l'entrefer. Les flux de ces harmoniques induisent des tensions et font circuler des courants dans les enroulements statorique. L'interaction entre les courants des harmoniques générés dans le rotor et leurs flux se traduit par des harmoniques de couple, des vibrations et du bruit.

Les harmoniques spatiales sont celles qui provoquent une densité de flux non sinusoïdale, même si le moteur est alimenté par un courant sinusoïdal. Elles sont produites par la saturation du flux, la distribution non parfaitement sinusoïdale des enroulements et l'entrefer non uniforme [JOK 13] [LAT 06]. Les harmoniques temporelles, quant à elles, sont dues à l'alimentation non sinusoïdale du moteur. Elles sont généralement introduites par les convertisseurs statiques utilisés pour alimenter les moteurs à vitesse variable.

II-1-1 Harmoniques d'espace de la force magnétomotrice (FMM) statorique

La présence des harmoniques d'espace de la force magnétomotrice (FMM) est principalement due à la géométrie de la machine ainsi qu'à la distribution des enroulements dans les encoches. Pour représenter de façon plus réaliste le fonctionnement d'une machine asynchrone, il est important de tenir compte de la répartition réelle des enroulements. Cela peut être fait en utilisant la fonction d'enroulement, comme décrite dans les travaux de [SAH10] .

$$N(\theta) = n(\theta) - \langle n(\theta) \rangle \quad (\text{II.1})$$

Où $N(\theta)$ fonction d'enroulement, $n(\theta)$ fonction de distribution et $\langle n(\theta) \rangle$ est sa valeur moyenne.

La détermination de la FMM d'une phase statorique d'une machine triphasée symétrique, alimentée par des tensions triphasées équilibrées et parcourue par un courant sinusoïdal de fréquence f_s est facilement obtenue en multipliant la fonction d'enroulement par le courant circulant dans l'enroulement [BOS07], [SAH10], [JOK11].

$$F_{sA}(t, \theta) = N(\theta) i_A(t) = \frac{4}{\pi} \frac{1}{h} \frac{N_s}{p} \sqrt{2} I \cos(hp\theta) \cos(\omega_s t) \quad (\text{II.2})$$

Avec $h = 2k + 1$ $k = 0, 1, 2, 3, \dots$

θ : est un angle électrique décrivant une position dans l'espace.

N_s : nombre total de tours d'enroulement.

p : nombre de pair de pôle

h : est le rang des harmoniques d'espace statorique.

$$F_{sA}(t, \theta) = F_{\max h} \cos(hp\theta) \cos(\omega t) \quad (\text{II.3})$$

La force magnétomotrice (FMM) peut être décomposée en deux composantes harmoniques : directe et inverse. En appliquant la décomposition trigonométrique $\cos(a)\cos(b) = \frac{1}{2}(\cos(a+b) + \cos(a-b))$ les équations s'écrivent alors comme suit :

$$F_{sA}(t, \theta) = \frac{F_{\max h}}{2} \cos(\omega_s t + hp\theta) + \frac{F_{\max h}}{2} \cos(\omega_s t - hp\theta) \quad (\text{II.4})$$

Donc

$$F_{sA}(t, \theta) = \frac{F_{\max h}}{2} \cos(\omega_s t \pm hp\theta) \quad (\text{II.5})$$

Les phases d'enroulement B et C sont décalées spatialement respectivement de $\frac{2\pi}{3p}$ et

$\frac{4\pi}{3p}$ Les phases d'enroulement B et C sont décalées spatialement respectivement de $\frac{2\pi}{3}$ et $\frac{4\pi}{3}$

par rapport au courant de la phase A.

$$F_{sB}(t, \theta) = F_{\max h} \cos\left(hp\left(\theta - \frac{2\pi}{3p}\right)\right) \cos\left(\omega_s t - \frac{2\pi}{3}\right) \quad (\text{II.6})$$

$$F_{sB}(t, \theta) = \frac{F_{\max h}}{2} \cos\left(\omega_s t + hp\theta - (h+1)\frac{2\pi}{3}\right) + \frac{F_{\max h}}{2} \cos\left(\omega_s t - hp\theta + (h-1)\frac{2\pi}{3}\right) \quad (\text{II.7})$$

$$F_{sC}(t, \theta) = F_{\max h} \cos\left(hp\left(\theta - \frac{4\pi}{3}\right)\right) \cos\left(\omega_s t - \frac{4\pi}{3}\right) \quad (\text{II.8})$$

$$F_{sC}(t, \theta) = \frac{F_{\max h}}{2} \cos\left(\omega_s t + hp\theta - (h+1)\frac{4\pi}{3}\right) + \frac{F_{\max h}}{2} \cos\left(\omega_s t - hp\theta + (h-1)\frac{4\pi}{3}\right) \quad (\text{II.9})$$

La FMM résultante est obtenue par l'addition des FMM de trois phases.

$$F_{Sh}(t, \theta) = \frac{F_{\max h}}{2} \left[\begin{aligned} &\cos(\omega t - hp\theta) + \cos\left(\omega_s t - hp\theta + (h-1)\frac{2\pi}{3}\right) + \cos\left(\omega_s t - hp\theta + (h-1)\frac{4\pi}{3}\right) + \\ &\cos(\omega t + hp\theta) + \cos\left(\omega_s t + hp\theta - (h+1)\frac{2\pi}{3}\right) + \cos\left(\omega_s t + hp\theta - (h+1)\frac{4\pi}{3}\right) \end{aligned} \right]$$

(II.10)

$$F_{Sh}(t, \theta) = F_{Sd,h}(t, \theta) + F_{Si,h}(t, \theta) \quad (\text{II.11})$$

Avec $F_{Sd,h}(t, \theta)$ est l'harmonique direct

$$F_{Sd,h}(t, \theta) = \frac{F_{\max h}}{2} \left[\cos(\omega_s t - hp\theta) + \cos\left(\omega_s t - hp\theta + (h-1)\frac{2\pi}{3}\right) + \cos\left(\omega_s t - hp\theta + (h-1)\frac{4\pi}{3}\right) \right]$$

(II.12)

$F_{Si,h}(t, \theta)$ est l'harmonique inverse

$$F_{Si,h}(t, \theta) = \frac{F_{\max h}}{2} \left[\cos(\omega_s t + hp\theta) + \cos\left(\omega_s t + hp\theta - (h+1)\frac{2\pi}{3}\right) + \cos\left(\omega_s t + hp\theta - (h+1)\frac{4\pi}{3}\right) \right]$$

(II.13)

Pour $h=1$ nous avons l'harmonique fondamentale :

$$F_{s1}(t, \theta) = F_{sd,1}(t, \theta) = \frac{3F_{\max 1}}{2} \cos(\omega_s t - p\theta) \quad (\text{II.14})$$

$$\text{Car : } \frac{F_{\max 1}}{2} \left[\cos(p\theta + \omega_s t) + \cos(p\theta + \omega_s t - \frac{4\pi}{3}) + \cos(p\theta + \omega_s t - \frac{2\pi}{3}) \right] = 0$$

On observe que l'harmonique fondamental de la force magnétomotrice (FMM), résultant d'un enroulement triphasé, ne se manifeste plus sous la forme d'une onde pulsante, mais bien comme une onde tournante se déplaçant à une vitesse égale à $\frac{d\theta}{dt} = \frac{\omega_s}{p}$ le long de la circonférence du stator. De plus, l'amplitude de cette onde est $\frac{3}{2}$ fois supérieure à celle générée par un enroulement monophasé [KOS69].

Pour l'harmonique d'ordre 3 ($h=3$) on a :

$$F_{s3}(t, \theta) = F_{sd,3}(t, \theta) + F_{si,3}(t, \theta) \quad (\text{II.15})$$

$$F_{sd,3}(t, \theta) = \frac{F_{\max 3}}{2} \left[\cos(\omega_s t - 3p\theta) + \cos(\omega_s t - 3p\theta + \frac{4\pi}{3}) + \cos(\omega_s t - 3p\theta + \frac{2\pi}{3}) \right] = 0 \quad (\text{II.16})$$

$$F_{si,3}(t, \theta) = \frac{F_{\max 3}}{2} \left[\cos(\omega_s t + 3p\theta) + \cos(\omega_s t + 3p\theta - \frac{2\pi}{3}) + \cos(\omega_s t + 3p\theta - \frac{4\pi}{3}) \right] = 0 \quad (\text{II.17})$$

Il est observé que la force magnétomotrice (FMM) statorique résultante, engendrée par la harmonique 3 de chaque phase, est nulle.

$$F_{s3}(t, \theta) = 0 \quad (\text{II.18})$$

Pour $h=5$, l'harmonique directe de la force magnétomotrice (MMF) est absente. En revanche, l'harmonique inverse est présente et tourne dans le sens opposé à celui de l'harmonique fondamentale.

$$F_{sd,5}(t, \theta) = \frac{F_{\max 5}}{2} \left[\cos(\omega_s t - 5p\theta) + \cos(\omega_s t - 5p\theta + \frac{2\pi}{3}) + \cos(\omega_s t - 5p\theta + \frac{4\pi}{3}) \right] = 0 \quad (\text{II.19})$$

$$\begin{aligned} F_{Si,5}(t, \theta) &= \frac{F_{\max 5}}{2} [\cos(\omega_s t + 5p\theta) + \cos(\omega_s t + 5p\theta - 4\pi) + \cos(\omega_s t + 5p\theta - 8\pi)] \\ &= \frac{3F_{\max 5}}{2} \cos(\omega_s t + 5p\theta) \end{aligned} \quad (\text{II.20})$$

$$F_{S,5}(t, \theta) = \frac{3F_{\max 5}}{2} \cos(\omega_s t + 5p\theta) \quad (\text{II.21})$$

De manière similaire, on constate que :

$$F_{S,7}(t, \theta) = \frac{3F_{\max 7}}{2} \cos(\omega_s t - 7p\theta) \quad (\text{II.22})$$

$$F_{S,9}(t, \theta) = 0 \quad (\text{II.23})$$

$$F_{S,11}(t, \theta) = \frac{3F_{\max 11}}{2} \cos(\omega_s t + 11p\theta)$$

⋮

$$F_{S,h}(t, \theta) = \frac{3F_{\max h}}{2} \cos(\omega t \pm hp\theta) \quad (\text{II.24})$$

Ainsi, on peut généraliser l'expression de la FMM statorique résultante sous la forme suivante ;

$$F_{S,h}(t, \theta) = \frac{3F_{\max h}}{2} \cos(\omega t \pm hp\theta) \text{ avec } h = 6k \pm 1 \quad k = 0, 1, 2, 3... \quad (\text{II.25})$$

En plus de l'harmonique fondamentale de la FMM, il existe des harmoniques d'espace de la FMM qui tournent soit dans le même sens, soit dans le sens opposé à celui de l'harmonique fondamentale, le long de la circonférence du stator, à une vitesse $\omega = \frac{\omega_s}{hp}$. Les

fréquences de ces harmoniques sont données par :

$$f_h = (6k \pm 1) f_s \quad k = 0, 1, 2, 3... \quad (\text{II.26})$$

Où f_s est la fréquence de l'harmonique fondamentale

L'expression générale de l'MMF statorique d'une machine à induction ont déjà été dérivées comme suit :

$$F_{S,h}(t, \theta) = \frac{3F_{\max h}}{2} \cos(\omega_s t \pm hp\theta) \quad \text{avec} \quad h = 6k \pm 1 \quad (\text{II.27})$$

où p représente le nombre de paires de pôles et $F_{\max h}$ l'amplitude du $h^{\text{ième}}$ harmonique d'espace. Il est clair qu'en plus de l'onde MMF fondamentale ($k = 0, m = 1$), il existe des ondes de type 5p, 7p, 11p, ... paires de pôles, même dans le cas d'une machine parfaitement symétrique. En supposant une longueur d'entrefer constante, les ondes de densité de flux induites dans l'entrefer par les enroulements statoriques présentent les mêmes formes que celles de la FMM correspondante.

II-1-2 Harmonique d'espace de la force magnétomotrice (FMM) rotorique

Dans le cas d'un rotor à cage, deux barres adjacentes et les portions d'anneaux qui les relient forment une maille rotorique. Par conséquent, cette maille peut être assimilée à un enroulement constitué d'une seule spire, avec un pas de $\alpha = \frac{2\pi}{N_r}$, où N_r représente le nombre total de barres du rotor. Si l'on choisit l'axe de cette maille comme origine du repère angulaire lié au rotor, sa fonction de distribution est alors donnée par l'expression suivante (dans un repère lié au rotor) [FAI 17], [BOU 07] :

$$N_{\text{maille-1}}(\theta_r) = \begin{cases} 1 - \frac{1}{N_r} & -\frac{\pi}{N_r} \leq \theta_r \leq \frac{\pi}{N_r} \\ -\frac{1}{N_r} & \text{pour le reste de l'intervalle} \end{cases} \quad (\text{II.28})$$

θ_r : est l'angle mécanique par rapport au rotor

Cette fonction étant périodique, elle peut être décomposée en série de Fourier selon l'expression suivante :

$$N_{\text{maille-1}}(\theta_r) = \sum_{\eta=1}^{\infty} \frac{2}{\eta\pi} \sin\left(\eta \frac{\pi}{N_r}\right) \cos(\eta\theta_r) \quad (\text{II.29})$$

$$N_{\text{maille-2}}(\theta_r) = \sum_{\eta=1}^{\infty} \frac{2}{\eta\pi} \sin\left(\eta \frac{\pi}{N_r}\right) \cos\left(\eta\theta_r - \frac{2\pi}{N_r}\right)$$

$$\vdots \quad \quad \quad \vdots$$

$$N_{maille-N_r}(\theta_r) = \sum_{\eta=1}^{\infty} \frac{2}{\eta\pi} \sin\left(\eta \frac{\pi}{N_r}\right) \cos\left(\eta\theta_r - (N_r-1)\frac{2\pi}{N_r}\right) \quad (\text{II.30})$$

Les composantes harmoniques de l'induction magnétique statorique engendrent des forces électromotrices (FEM), ce qui provoque l'apparition de courants dans les circuits rotoriques. Ces courants induits se caractérisent par des pulsations définies selon [JOK13] :

$$\omega_{rh} = g_h \omega_s \quad (\text{II.31})$$

Avec : $g_h = 1 - h(1 - g)$

g : le glissement

Chaque harmonique d'espace de l'induction magnétique statorique engendre un système de courants induits, régi par la relation suivante [SAH 10]:

$$I_{hr}^i = \sum_{i=0}^{N_r-1} I_{hr} \cos\left(g_h \omega_s t - iph \frac{2\pi}{N_r}\right) \quad (\text{II.32})$$

Avec I_{hr} l'amplitude des courants rotoriques induits par l'induction magnétique statorique du $h^{\text{ième}}$ harmonique..

Les expressions des FMM générées par chaque maille rotorique sont obtenues en multipliant l'équation (II.30) par l'équation (II.32).

$$\begin{aligned} F_{rh}^{maille-1}(t, \theta_r) &= \sum_{\eta=1}^{\infty} F_{rh} \left[\cos(g_h \omega_s t + \eta\theta_r) + \cos(g_h \omega_s t - \eta\theta_r) \right] \\ F_{rh}^{maille-2}(t, \theta_r) &= \sum_{\eta=1}^{\infty} F_{rh} \left[\cos\left(g_h \omega_s t + \eta\theta_r - (\eta + hp) \frac{2\pi}{N_r}\right) + \cos\left(g_h \omega_s t - \eta\theta_r + (\eta - hp) \frac{2\pi}{N_r}\right) \right] \\ &\vdots \\ F_{rh}^{maille-2}(t, \theta_r) &= \sum_{\eta=1}^{\infty} F_{rh} \left[\cos\left(g_h \omega_s t + \eta\theta_r - (N_r - 1)(\eta + hp) \frac{2\pi}{N_r}\right) + \cos\left(g_h \omega_s t - \eta\theta_r + (N_r - 1)(\eta - hp) \frac{2\pi}{N_r}\right) \right] \end{aligned} \quad (\text{II.33})$$

En sommant les FMM de l'ensemble des mailles rotoriques, la FMM résultante s'exprime comme suit :

$$F_{rh}^{maille-2}(t, \theta_r) = \sum_{i=0}^{N_r-1} \sum_{\eta=1}^{\infty} F_{rh} \left[\cos \left(g_h \omega_s t + \eta \theta_r - i(\eta + hp) \frac{2\pi}{N_r} \right) + \cos \left(g_h \omega_s t - \eta \theta_r + i(\eta - hp) \frac{2\pi}{N_r} \right) \right] \quad (\text{II.34})$$

$$\text{Avec : } F_{rh} = \frac{I_{rhm}}{\eta \pi} \sin \left(\eta \frac{\pi}{2} \right)$$

Examinons attentivement l'équation (II.34). Il apparaît clairement qu'elle représente la somme de i ondes sinusoïdales régulièrement espacées d'un angle de $(\eta \pm hp) \frac{2\pi}{N_r}$. Il est évident que cette somme est nulle pour toute valeur de η , sauf dans les cas suivants :

$$(\eta + hp) = kN_r \quad \text{ou} \quad \eta = kN_r - hp \quad \text{avec} \quad k = 1, 2, 3 \dots$$

$$(\eta - hp) = kN_r \quad \text{ou} \quad \eta = kN_r + hp \quad \text{avec} \quad k = 1, 2, 3 \dots$$

$\eta = \pm hp$ Il convient de noter que η ne peut être qu'un entier positif, $\eta = 1, 2, 3, \dots$

Ainsi, en plus de l'onde fondamentale de la force magnétomotrice (FMM) rotorique qui constitue la réaction d'armature à l'onde fondamentale de la FMM statorique, il existe également ce que l'on appelle les harmoniques d'encoches rotoriques, d'ordre $kN_r \pm hp$, $k = 1, 2, 3 \dots$. Ces harmoniques résultent directement de la distribution spatiale discrète des barres du rotor, c'est-à-dire de leur insertion dans les encoches. Par conséquent, les courants rotoriques induits par les harmoniques spatiales d'ordre h de la densité de flux statorique donnent naissance aux ondes de FMM rotoriques suivantes :

$$F_{rh}(t, \theta_r) = F_{rh1} \cos \left(g_h \omega_s t - hp \theta_r \right) + F_{rh2} \cos \left(g_h \omega_s t + p \left(k \frac{N_r}{p} - h \right) \theta_r \right) + F_{rh3} \cos \left(g_h \omega_s t - p \left(k \frac{N_r}{p} + h \right) \theta_r \right) \quad (\text{II.35})$$

Dans une machine non saturée, la perméance de l'entrefer est considérée comme constante (en négligeant l'effet des encoches statoriques et rotoriques). En multipliant cette perméance par l'expression donnée par l'équation (II.35), on obtient l'expression de l'induction magnétique rotorique suivante :

$$B_{rh}(t, \theta_r) = B_{rh1} \cos(g_h \omega_s t - hp \theta_r) + B_{rh2} \cos\left(g_h \omega_s t + p \left(k \frac{N_r}{p} - h\right) \theta_r\right) + B_{rh3} \cos\left(g_h \omega_s t - p \left(k \frac{N_r}{p} + h\right) \theta_r\right) \quad (\text{II.36})$$

Avec $B_{rh1} = P_0 F_{rh1}$, $B_{rh2} = P_0 F_{rh2}$ et $B_{rh3} = P_0 F_{rh3}$

En appliquant la transformation angulaire $\theta_s = \theta_r + \left(\frac{1-g}{p}\right) \omega_s t$, les harmoniques de l'induction magnétique rotorique dans un repère lié au stator s'expriment comme suit :

$$B_{rh}(t, \theta_r) = B_{rh1} \cos(g \omega_s t - hp \theta_s) + B_{rh2} \cos\left(\left(1 - \frac{kN_r}{p}(1-g)\right) \omega_s t + (kN_r - hp) \theta_s\right) + B_{rh3} \cos\left(\left(1 + \frac{kN_r}{p}(1-g)\right) \omega_s t - (kN_r - hp) \theta_s\right) \quad (\text{II.37})$$

La disposition des barres du rotor reproduit l'ensemble des harmoniques d'espace de la force magnétomotrice (MMF) issues du stator, à la fois à la fréquence fondamentale f_s ainsi qu'aux fréquences suivantes :

$$f_{RSH} = \left(\frac{kN_r}{p}(1-g) \pm 1\right) f_s \quad k = 1, 2, 3... \quad (\text{II.38})$$

II-1-3 Condition de génération des harmoniques d'encoches rotoriques dans le spectre du courant statorique :

De nombreuses recherches [JOK 13] [FAI 17] [NAN 10] ont montré que la génération des harmoniques des encoches rotorique dans le spectre du courant statorique n'est possible que lorsque le nombre de paires de pôles dans les ondes de l'induction magnétique est égal à celui des paires de pôles produites par le stator lui-même.

L'expression de la fréquence associée aux encoches rotoriques (RSH) est définie par la formule suivante :

$$f_{RSH} = \left(\frac{kN_r}{p}(1-g) \pm 1\right) f_s \quad k = 1, 2, 3... \quad (\text{II.39})$$

Pour $k = 1$ nous avons les harmoniques principales d'encoche rotorique (PSH), inférieures et supérieures ;

$$f_{s-PSH} = \left(\frac{N_r}{p} (1 - g) + 1 \right) f_s \quad (\text{II.40})$$

$$f_{I-PSH} = \left(\frac{N_r}{p} (1 - g) - 1 \right) f_s \quad (\text{II.41})$$

Nandi et al. ont montré [NAN10] que l'existence des harmoniques principales d'encoches (PSH) n'est possible que si au moins un élément de l'ensemble $(kN_r \pm hp)$ appartient à l'ensemble (hp) .

$$N_r = 2p \left[3(m \pm g) \pm r \right] \quad (\text{II.42})$$

Où: $(m \pm g) = 1, 2, 3 \dots$ $r = 0$ ou $r = 1$

D'après les travaux de Joksimovic et al. [JOK13], [FAI17], la manifestation de la composante PSH, telle que décrite par les équations (II.40) et (II.41), dans le spectre du courant statorique, est directement liée au nombre de paires de pôles et au nombre de barres du rotor. Autrement dit, $\left(\frac{N_r}{p} \pm h \right)$ devrait appartenir à l'ensemble $(6m \pm 1)$.

La composante PSH inférieure n'existe que si l'égalité suivante est vérifiée :

$$N_{r-IPSH} = p(6q + 2) \quad q = 1, 2, 3 \dots \quad (\text{II.43})$$

D'autre part, la condition d'existence de la composante PSH supérieure est donnée par l'expression suivante :

$$N_{r-SPSH} = p(6q - 2) \quad q = 1, 2, 3 \dots \quad (\text{II.44})$$

L'existence des harmoniques principales des encoches rotoriques (PSH), tant inférieure que supérieure, dans le spectre du courant statorique est conditionnée par le fait que le nombre de barres du rotor soit un multiple de 6.

$$N_{r-PSH} = 6pq \quad q = 1, 2, 3 \dots \quad (\text{II.45})$$

II-1-4 Harmoniques de perméance de saturation

L'effet de la saturation se traduit par une variation de la perméance au niveau de l'entrefer. Dans cette approche, la longueur virtuelle de l'entrefer dépend à la fois du niveau de saturation magnétique et de la position spatiale. La valeur maximale de cette longueur virtuelle correspond aux maxima et minima de l'onde de densité de flux magnétique principale. En revanche, sa valeur minimale (qui correspond à la longueur effective de l'entrefer) coïncide avec les points d'annulation de cette onde. Cette variation de la perméance génère une onde caractérisée par un doublement du nombre de paires de pôles ainsi qu'une fréquence deux fois supérieure à celle de l'onde fondamentale. L'expression mathématique de cette onde, traduisant l'influence de la saturation, peut être formulée comme suit [NAT87], [RAD19] :

$$P_s(\theta_s, t) = P_{sa} \cos(2p\theta_s - 2\omega_s t) \quad (\text{II.46})$$

où P_{sa} désigne la perméance résultant de la saturation.

L'interaction entre P_s et la composante fondamentale de la force magnétomotrice (MMF) statorique est représentée par l'équation suivante :

$$F_s(t, \theta_s) = \frac{3F_{\max}}{2} \cos(\omega_s t - hp\theta_s) \quad \text{avec} \quad h = 6k \pm 1 \quad (\text{II.47})$$

Afin de générer des composants de l'induction magnétique tels que :

$$B_{ss}(t, \theta_s) = \frac{3P_{sa}F_{\max}}{4} \cos((2-h)p\theta_s - \omega_s t) + \frac{3P_{sa}F_{\max}}{4} \cos((-2-h)p\theta_s + 3\omega_s t) \quad (\text{II.48})$$

Comme nous l'avons démontré précédemment, la force magnétomotrice (MMF) rotorique peut s'exprimer de la manière suivante :

$$\begin{aligned} F_{rh}(t, \theta_r) = & F_{rh1} \cos(g_h \omega_s t - hp\theta_r) + F_{rh2} \cos\left(g_h \omega_s t + p\left(k \frac{N_r}{p} - h\right)\theta_r\right) + \\ & F_{rh3} \cos\left(g_h \omega_s t - p\left(k \frac{N_r}{p} + h\right)\theta_r\right) \end{aligned} \quad (\text{II.49})$$

Cette force magnétomotrice (MMF), agissant à travers la perméance variable de l'entrefer induite par la saturation magnétique, génère les composantes suivantes de l'induction magnétique dans un référentiel lié au stator.

$$\begin{aligned}
 B_{sat}(t, \theta_s) = & B_{sat1} \cos(\omega_s t + (h-2)p\theta_s) + B_{sat1} \cos(3\omega_s t - (h+2)p\theta_s) + \\
 & B_{sat2} \cos\left(\left(1 + k \frac{N_r}{p}(1-g)\right)\omega_s t - \left(\frac{kN_r}{p} - (h-2)\right)p\theta_s\right) + \\
 & B_{sat2} \cos\left(\left(3 - k \frac{N_r}{p}(1-g)\right)\omega_s t + \left(\frac{kN_r}{p} - (h+2)\right)p\theta_s\right) + \\
 & B_{sat3} \cos\left(\left(1 - k \frac{N_r}{p}(1-g)\right)\omega_s t + \left(\frac{kN_r}{p} + (h-2)\right)p\theta_s\right) + \\
 & B_{sat3} \cos\left(\left(3 + k \frac{N_r}{p}(1-g)\right)\omega_s t - \left(\frac{kN_r}{p} + (h+2)\right)p\theta_s\right)
 \end{aligned} \tag{II.50}$$

Dans le cas d'une machine à induction en régime saturé, l'émergence de nouvelles composantes du courant statorique est attendue, et ce uniquement à certaines fréquences spécifiques.

l'harmonique inférieure liée à la saturation (I_SPH).

$$f_{I-SPH} = \left(3 - k \frac{N_r}{p}(1-g)\right) f_s \quad k = 1, 2, 3, \dots \tag{II.51}$$

et l'harmonique supérieure liée à la saturation (S_SPH).

$$f_{S-SPH} = \left(3 + k \frac{N_r}{p}(1-g)\right) f_s \quad k = 1, 2, 3, \dots \tag{II.52}$$

Pour $k = 1$ nous avons la perméance de saturation principale inférieure

$$f_{I-PSPH} = \left(3 - \frac{N_r}{p}(1-g)\right) f_s \tag{II.53}$$

Et supérieure

$$f_{S-PSPH} = \left(3 + \frac{N_r}{p}(1-g)\right) f_s \tag{II.54}$$

II-1-5 Possibilité d'apparition des harmoniques de perméance dues à la saturation

De manière analogue aux (PSH), pour que des composantes du courant statorique apparaissent aux fréquences définies par les équations (II.45) et (II.46), le nombre de paires de pôles des ondes d'induction magnétique doit être identique à celui généré par l'enroulement

statorique. Autrement dit, pour qu'une composante du courant statorique à la fréquence inférieure associée à la saturation soit présente, $(N_r - p(h+2))$ doit appartenir au groupe $p(6k+1)$. La même condition s'applique à la fréquence supérieure liée à la saturation [NAN 10].

$$N_r = 2p[3(m \pm g) \pm n] \quad (II.55)$$

Où: $(m \pm g) = 1, 2, 3, \dots$ $n = 0$ ou $n = 2$

La présence des harmoniques principales de perméance dues à la saturation (PSPH), qu'elles soient inférieures, supérieures ou les deux à la fois, est envisageable à condition que les égalités suivantes soient vérifiées [BOU 19].

$$N_{r-IPSPH} = p(6q+4) \quad q = 1, 2, 3, \dots \quad (II.56)$$

$$N_{r-SPSPH} = p(6q-4) \quad q = 1, 2, 3, \dots \quad (II.57)$$

$$N_{r-PSPH} = 6pq \quad q = 1, 2, 3, \dots \quad (II.58)$$

II-2 CONTENU SPECTRAL DU COURANT STATORIQUE EN PRESENCE D'UN DEFAUT D'EXCENTRICITE

II-2-1 Excentricité statique

L'excentricité statique induit une asymétrie fixe au niveau de l'entrefer, ce qui influe de manière significative sur sa perméance. Cette dernière dépend à la fois de la configuration géométrique de la machine et de la distance entre les surfaces du stator et du rotor. Dans ce cas, la perméance de l'entrefer peut être exprimée comme suit [WAN 22] :

$$P_{scc} = P_0 + P_1 \cos(\theta_s) \quad (II.59)$$

L'induction magnétique dans l'entrefer peut être obtenue en multipliant la perméance P_{scc} par la force magnétomotrice (FMM) statorique. Elle s'exprime, dans un repère lié au stator, par l'équation suivante :

$$B_{ss}(t, \theta_s) = P_0 F \cos(hp\theta_s \pm \omega_s t) + \frac{P_1 F}{2} \cos((hp \pm 1)\theta_s \pm \omega_s t) \quad (II.60)$$

L'onde d'induction magnétique générée au niveau du stator agit sur la cage rotorique en induisant une série d'ondes de force magnétomotrice (FMM). L'interaction entre ces ondes et la perméance variable de l'entrefer engendre un champ magnétique résultant.

$$B_{rs}(t, \theta_r) = P_0^2 F \cos \left((N_r \pm hp) \theta_s \pm \left(\frac{N_r}{p} (1-g) \pm 1 \right) \omega_s t \right) + \frac{3P_1 P_0 F}{2} \cos \left((N_r \pm hp \pm 1) \theta_s \pm \left(\frac{N_r}{p} (1-g) \pm 1 \right) \omega_s t \right) + \frac{P_1^2 F}{4} \cos \left((N_r \pm hp \pm 2) \theta_s \pm \left(\frac{N_r}{p} (1-g) \pm 1 \right) \omega_s t \right) \quad (\text{II.61})$$

Nous nous intéressons principalement aux composantes contenant le terme P_1 . Ces ondes d'induction magnétique induisent une force électromotrice (FEM) et génèrent des courants dans l'enroulement statorique aux fréquences données par :

$$f_{ecc} = \left[(kN_r \pm n_d) \frac{(1-g)}{p} \pm v \right] f_s \quad (\text{II.62})$$

Où $n_d = 0$ dans le cas d'une excentricité statique, $n_d = 1, 2, 3, \dots$ dans le cas d'une excentricité dynamique, n_d représente l'ordre de l'excentricité, f_s est la fréquence fondamentale de l'alimentation, N_r correspond au nombre d'encoches rotorique, g désigne le glissement, P est le nombre de paires de pôles, k représente un entier positif quelconque, et v indique l'ordre des harmoniques statoriques présents dans l'alimentation électrique du moteur $v = 1, 3, 5, \dots$.

II-2-2 Possibilité d'apparition des harmoniques associées au défaut d'excentricité statique.

En appliquant le même raisonnement que pour le (PSH), les harmoniques dues à l'excentricité statique n'apparaissent pas dans le spectre du courant statorique pour toutes les combinaisons de p et N_r , mais uniquement lorsque l'un des éléments des groupes $(N_r \pm hp \pm 1)$ ou $(N_r \pm hp \pm 2)$ appartient au groupe hp . Autrement dit, la valeur de N_r est déterminée selon l'expression suivante [NAN 01], [BOU 19] :

$$N_r = 2p \left[3(m \pm g) \pm r \right] \pm h \quad (\text{II.63})$$

Avec $r = 0$ ou $r = 1$, $h = 1$ ou $h = 2$ et $m \pm g = 1, 2, 3 \dots$

Nous avons $P_1 \ll P_0$, les composantes de l'induction magnétique correspondant à $h = 2$ données par l'expression (II.61), dont l'amplitude est faible par rapport à celles associées à $h = 1$. Cette faible amplitude rend la détection des composantes liées à l'excentricité statique difficile dans le cas où $h = 2$ [BOU 19].

II-2-3 Excentricité dynamique

La fonction de perméance associée à l'excentricité dynamique, en présence d'un défaut, peut être formulée comme suit [WAN 22] :

$$P_{decc} = P_0 + P_2 \cos(\theta_s - \omega_r t) \quad (\text{II.64})$$

En appliquant la même démarche que pour l'excentricité statique, l'excentricité dynamique se manifeste de façon analogue. Dans un repère lié au stator, l'induction magnétique s'exprime comme suit [BOU 19] :

$$\begin{aligned} B_{rs}(t, \theta_r) = & P_0^2 F \cos \left((N_r \pm hp) \theta_s \pm \left(\frac{N_r}{p} (1-g) \pm 1 \right) \omega_s t \right) + \\ & \frac{3P_1 P_0 F}{2} \cos \left((N_r \pm hp \pm 1) \theta_s \pm \left(\frac{(N_r \pm 1)}{p} (1-g) \pm 1 \right) \omega_s t \right) + \\ & \frac{P_1^2 F_1}{4} \cos \left((N_r \pm hp \pm 2) \theta_s \pm \left(\frac{(N_r \pm 2)}{p} (1-g) \pm 1 \right) \omega_s t \right) \end{aligned} \quad (\text{II.65})$$

Il est clair que la condition d'apparition des composantes liées à l'excentricité dynamique est identique à celle de l'excentricité statique, à savoir l'équation (II.62).

II-2-4 Excentricité mixte

Les fréquences caractéristiques associées à l'excentricité mixte apparaissent clairement dans le spectre du courant statorique autour de la fréquence fondamentale, sous forme d'harmoniques pouvant être décrites à l'aide de la formule suivante :

$$f_{mecc} = f_s \left[1 \pm n \left(\frac{(1-g)}{P} \right) \right] = f_s \pm n f_r \quad (\text{II.64})$$

Où $n = 1, 2, 3 \dots$

II-3 ANALYSE DU CONTENU SPECTRAL DU COURANT STATORIQUE EN PRESENCE D'UN DEFAUT D'EXCENTRICITE

L'excentricité constitue l'un des défauts les plus fréquents dans les machines asynchrones. En effet, près de 80 % des défauts mécaniques conduisent à une forme d'excentricité, entraînant une inégalité de l'entrefer entre le stator et le rotor [NAN 05] [BEL 02]. Cette asymétrie engendre une traction magnétique radiale déséquilibrée (*Unbalanced Magnetic Pull*, UMP) entre le rotor et le stator, aggravant l'excentricité et accélérant l'usure des roulements à billes. Par ailleurs, cette force magnétique radiale induit des vibrations dans les enroulements statoriques et provoque un frottement entre le stator et le rotor, entraînant des dommages permanents et significatifs sur ces deux composants [BOU 19] [WAN 22].

La méthode d'analyse de la signature du courant statorique (ASCS) est actuellement la plus utilisée pour la détection des défauts [THO 01] [LIU 22], en raison de son faible coût et de la facilité d'accès au signal, sans nécessité d'installer des capteurs coûteux. L'analyse du courant statorique, fondée sur la transformée de Fourier rapide (FFT), est fréquemment employée pour identifier les défauts d'excentricité. Cette approche permet de mettre en évidence les harmoniques présentes autour de la fréquence fondamentale d'alimentation en cas d'excentricité mixte, ainsi que les composantes harmoniques à fréquence plus élevée dans les cas d'excentricité statique (SE) et dynamique (DE).

II-3-1 Banc d'essai

La figure II-1 présente une photographie du banc expérimental conçu pour l'analyse des courants. Ce système est connecté à la carte dSPACE, pilotée via l'environnement Matlab/Simulink, avec une fréquence d'échantillonnage fixée à $f_e = 10000 \text{ Hz}$.

Le cœur du système est une machine asynchrone à cage d'écureuil (3 kW, couplage triangle, 2 paire de pôles, $f = 50 \text{ Hz}$, 28 barres). Cette machine est reliée à une charge de freinage, qui peut être un frein à poudre ou machine à courant continu. La charge permet de simuler différentes conditions de fonctionnement et d'appliquer des contraintes variables sur la machine.

Pour l'acquisition et l'analyse des données, une carte d'acquisition dSPACE DS1104 est utilisée. Celle-ci est connectée à un ordinateur équipé de logiciels spécialisés tels que

MATLAB/Simulink ou LabVIEW, permettant la collecte, le traitement et la visualisation des signaux en temps réel avec une grande précision. La génération du défaut d'excentricité requiert une attention particulière, en raison de la faible valeur de l'entrefer dans une machine à induction. Ce défaut a été introduit de manière contrôlée en modifiant la bague intérieure et/ou extérieure du roulement.

La conception et la mise en œuvre du banc d'essai ont été réalisées au sein du Laboratoire de Génie Électrique de Biskra (LGEB).



Figure II.1 Banc d'essai expérimental dédié aux défauts d'excentricité

II-3-2 Excentricité statique

Le courant statorique constitue une source précieuse d'informations pour le diagnostic des défauts dans les machines à induction, chaque type de défaut générant des composantes spécifiques dans le spectre fréquentiel du courant statorique. L'apparition d'un défaut d'excentricité peut être détectée par l'émergence d'harmoniques particulières dans le spectre du courant statorique. La fréquence caractéristique associée à ce type de défaut, identifiée par la méthode MCSA, peut être exprimée par la relation suivante :

$$f_{ecc} = \left[(kN_r \pm n_d) \frac{(1-g)}{p} \pm v \right] f_s \quad (II.65)$$

Où $n_d = 0$ dans le cas d'une excentricité statique, $n_d = 1, 2, 3, \dots$ dans le cas d'une excentricité dynamique, n_d représente l'ordre de l'excentricité, f_s est la fréquence fondamentale de l'alimentation, N_r correspond au nombre d'encoches rotoriques, g désigne le glissement, P est le nombre de paires de pôles, k représente un entier positif quelconque, et v indique l'ordre des harmoniques statoriques présents dans l'alimentation électrique du moteur $v = 1, 3, 5, \dots$.

Dans cette configuration de défaut d'excentricité statorique (ES), caractérisée par un degré d'excentricité $\delta_s = 45\%$, nous réalisons l'analyse du spectre du courant statorique pour deux régimes de fonctionnement de la machine :

- **À vide** (glissement $g \approx 0.4\%$),
- **À 75% de la charge nominale** (glissement $g \approx 3.2\%$).

Avant toute chose, nous examinons la possibilité de génération des différentes harmoniques dans le spectre du courant statorique. Deux points de vue sont généralement rapportés à ce sujet :

- **Nandi et al**

Le premier point de vue, formulé notamment dans les travaux de Nandi et al, affirme que la génération de certaines harmoniques dans le spectre du courant statorique n'est possible que lorsque le nombre de paires de pôles des ondes d'induction magnétique associées à ces harmoniques est identique à celui des paires de pôles produites par le stator lui-même.

La condition nécessaire à l'apparition des harmoniques de type PSH dans le spectre du courant statorique est vérifiée lorsque le rotor comporte un nombre de barres défini par l'expression suivante :

$$N_r = 2p[3(m \pm q) \pm r] \quad \text{avec } (m \pm q) = 0, 1, 2, 3, \dots \quad \text{et } r = 0 \text{ ou } 1$$

En effet, cette équation est vérifiée pour notre machine .

$$28 = 2 \times 2[3 \times 2 + 1] = 28$$

Selon Nandi et al., les PSH sont présentes dans le spectre du courant statorique.

La condition nécessaire à l'apparition de la PSPH dans le spectre du courant statorique est remplie lorsque le rotor comporte un nombre de barres déterminé, exprimé par la relation suivante :

$$N_r = 2p[3(m \pm q) \pm r] \quad \text{avec } (m \pm q) = 0, 1, 2, 3, \dots \quad \text{et } r = 0 \text{ ou } 2$$

$$28 = 2 \times 2[3 \times 3 - 2] = 28$$

La satisfaction de cette égalité implique la présence de la PSPH dans le spectre du courant statorique.

La valeur de N_r nécessaire à l'observation des composantes associées à l'excentricité statique et dynamique est donnée par l'expression suivante :

$$N_r = 2p[3(m \pm q) \pm r] \pm d \quad \text{avec } (m \pm q) = 0, 1, 2, 3... \quad r = 0 \text{ ou } 1 \quad \text{et } d = 1 \text{ ou } 2$$

Dans les cas de $N_r = 28$ et $p = 2$, l'équation précédente n'est pas vérifiée, ce qui implique que les fréquences caractéristiques de l'excentricité statique et dynamique n'apparaissent pas dans le spectre du courant statorique.

- **Joksimovic et al**

Conformément aux travaux de Joksimovic et al Conformément aux travaux de Joksimovic et al. [JOK 13], la présence des harmoniques d'encoches rotoriques principales (inférieures, supérieures ou les deux à la fois (PSH)) dans le spectre du courant statorique dépend du nombre de paires de pôles ainsi que du nombre de barres du rotor.

$$N_{r-IPSH} = p(6q + 2) \quad q = 1, 2, 3... \quad \text{vérifié pour } N_{r-IPSH} = 28, q = 2 \quad \text{et } p = 2$$

$$N_{r-SPSH} = p(6q - 2) \quad q = 1, 2, 3... \quad \text{n'est pas vérifié}$$

$$N_{r-PSH} = 6pq \quad q = 1, 2, 3... \quad \text{n'est pas vérifié}$$

Ainsi, le spectre du courant statorique contient l'harmonique inférieure des encoches rotoriques principales.

La présence des harmoniques principales de perméance dues à la saturation inférieure, supérieure ou les deux simultanément (PSPH), est possible si les conditions suivantes sont satisfaites :

$$N_{r-IPPSH} = p(6q + 4) \quad q = 1, 2, 3... \quad \text{n'est pas vérifié}$$

$$N_{r-SPPSH} = p(6q - 4) \quad q = 1, 2, 3... \quad \text{vérifié pour } N_{r-SPPSH} = 28, q = 3 \quad \text{et } p = 2$$

$$N_{r-PPSH} = 6pq \quad q = 1, 2, 3... \quad \text{n'est pas vérifié}$$

L'harmonique principal de la perméance de saturation supérieure se manifeste dans le spectre du courant statorique.

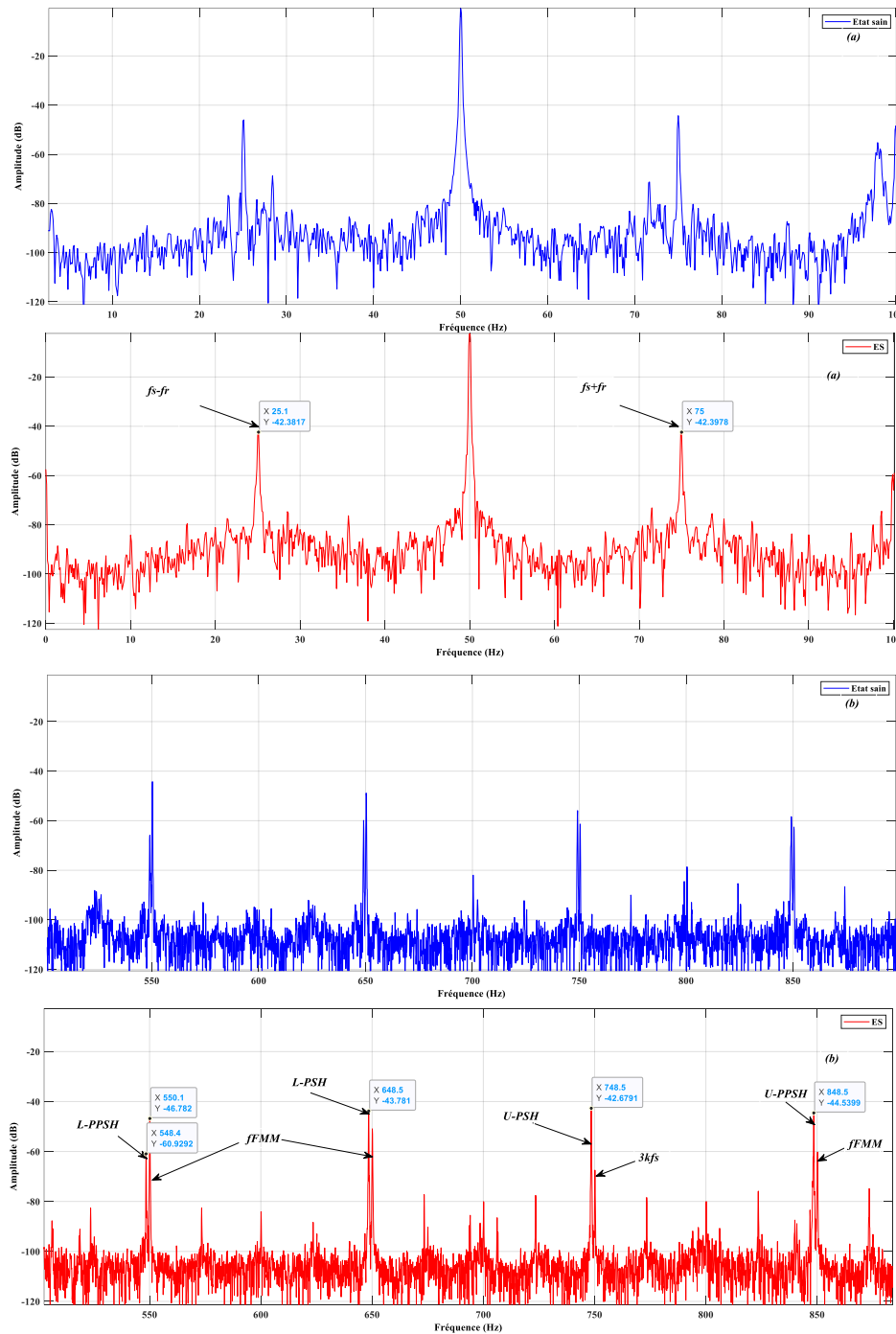


Figure II.2 Spectre du courant statorique d'une machine saine et d'une machine présentant un degré d'excentricité statique $\delta_s = 45\%$, en fonctionnement à vide : (a) autour de la fréquence fondamentale, (b) autour des composantes PSH.

Nous concluons, conformément aux travaux de Joksimovic *et al.*, qu'il est possible d'observer l'harmonique inférieure des encoches rotoriques principales (PSH), ainsi que l'harmonique supérieure de la perméance de saturation (PSPH). En revanche, selon l'analyse

de Nandi *et al.*, la PSH et la PSPH sont bien présentes, mais les fréquences caractéristiques liées à l'excentricité statique et dynamique sont soit absentes, soit difficilement observables

Les Figures II.2 présentent le spectre du courant statorique d'une machine asynchrone (IM), à l'état sain et en présence d'un certain degré d'excentricité statique $\delta_s = 45\%$, dans des conditions de fonctionnement à vide. Deux zones spécifiques du spectre sont mises en évidence: la région autour de la fréquence fondamentale et celle des composantes PSH.

Il a été clairement observé que certaines fréquences associées à l'excentricité mixte présentent une amplitude notable même dans l'état sain, avec une légère augmentation dans le cas d'un rotor présentant un défaut. Cette présence de l'excentricité mixte peut être attribuée à un léger déséquilibre résultant du processus de fabrication du rotor.

Les causes potentielles de l'excentricité mixte, qu'elle concerne une machine saine ou défectueuse, ont été examinées en détail dans l'étude de référence [BES 18].

Par ailleurs, l'analyse du spectre en fonctionnement à vide met en évidence la présence de plusieurs composantes harmoniques. Le zoom effectué révèle notamment les harmoniques principales des encoches rotoriques, aussi bien inférieures que supérieures, situées respectivement aux fréquences de 648,5 Hz et 748,5 Hz. En outre, les composantes principales de perméance dues à la saturation (inférieures et supérieures) sont également visibles, avec une augmentation significative de leur amplitude dans l'état défectueux.

Nous notons par ailleurs l'apparition d'une série d'harmoniques d'ordre $(3k, k = 1, 3, 5, \dots)$ et $(6k \pm 1)$, caractérisées par une amplitude relativement élevée, légèrement supérieure à celle observée dans l'état sain. Ces composantes se situent à des fréquences très proches de celles précédemment identifiées. En revanche, les fréquences caractéristiques associées à l'excentricité statique et dynamique ne sont pas détectées.

Dans la suite de l'analyse, un couple résistant est appliqué à la machine, représentant 75 % de la charge nominale ($s = 3,6\%$), à la fois dans l'état sain et en présence d'un défaut d'excentricité statique.

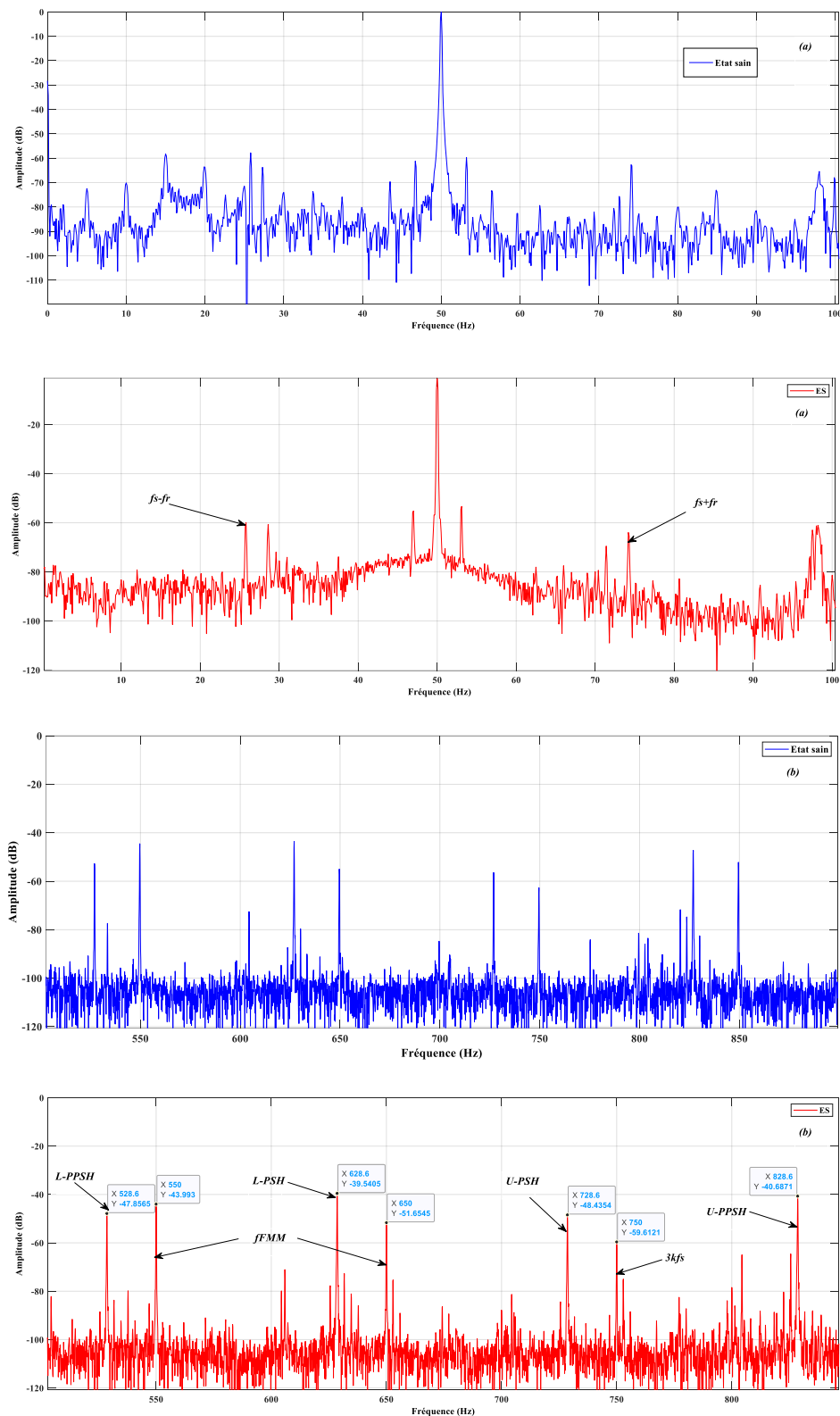


Figure II.3 Spectre du courant statorique d'une machine à l'état sain et présentant un degré d'excentricité statique $\delta_s = 45\%$, en condition de fonctionnement à 75 % de la charge nominale : (a) autour de la fréquence fondamentale, (b) autour des composantes PSH.

D'après les Figures II.3, on constate que les fréquences associées aux composantes PSH et PSPH sont particulièrement sensibles aux variations de la charge, en raison de leur

dépendance directe au glissement. Lorsque la machine fonctionne en charge, ces fréquences se déplacent et s'éloignent progressivement des séries d'ordres ($3k$, avec $k = 1, 3, 5, \dots$) et $(6k' + 1)$. Ces séries, en revanche, sont peu affectées par le régime de fonctionnement, leurs fréquences restant pratiquement indépendantes du glissement. Il convient également de souligner que les fréquences caractéristiques liées à l'excentricité statique demeurent absentes, quelles que soient les conditions de fonctionnement observées.

Les composantes fréquentielles décrites par l'équation (II.64) sont présentes dans le spectre du courant statorique. Leurs fréquences ainsi que leurs amplitudes sont influencées par les variations de charge, car elles dépendent directement du glissement.

Nous observons un chevauchement entre les fréquences caractéristiques associées à l'excentricité statique, définies par $f_{eccd} = \left[(kN_r) \frac{(1-g)}{p} \pm \nu \right] f_s$, et celles des composantes PSH et SPH. En effet, les fréquences liées à l'excentricité statique coïncident avec celles des PSH pour $\nu = 1$. Par ailleurs, pour $\nu = 3$, nous identifions les fréquences correspondant aux composantes PSPH. Cette superposition entre différentes composantes fréquentielles suggère la présence d'interférences, rendant ainsi la détection de l'excentricité statique particulièrement difficile.

II-3-2 Excentricité dynamique

L'excentricité dynamique dans une machine électrique engendre des variations de l'entrefer, ce qui provoque des perturbations du flux magnétique. Ces perturbations se répercutent sur le courant statorique et entraînent l'apparition de composantes harmoniques spécifiques dans son spectre.

L'analyse spectrale du courant statorique, basée sur la transformée de Fourier (FFT), permet de mettre en évidence des composantes harmoniques caractéristiques de l'excentricité dynamique. Cette dernière se manifeste par une signature fréquentielle spécifique, composée de raies situées autour de la fréquence fondamentale ainsi qu'à des fréquences définies par l'équation (II.61).

Cette approche analytique constitue un outil performant pour la détection et le diagnostic des défauts liés à l'excentricité dynamique, contribuant ainsi à une maintenance préventive plus efficace et à la réduction du risque de défaillance de la machine.

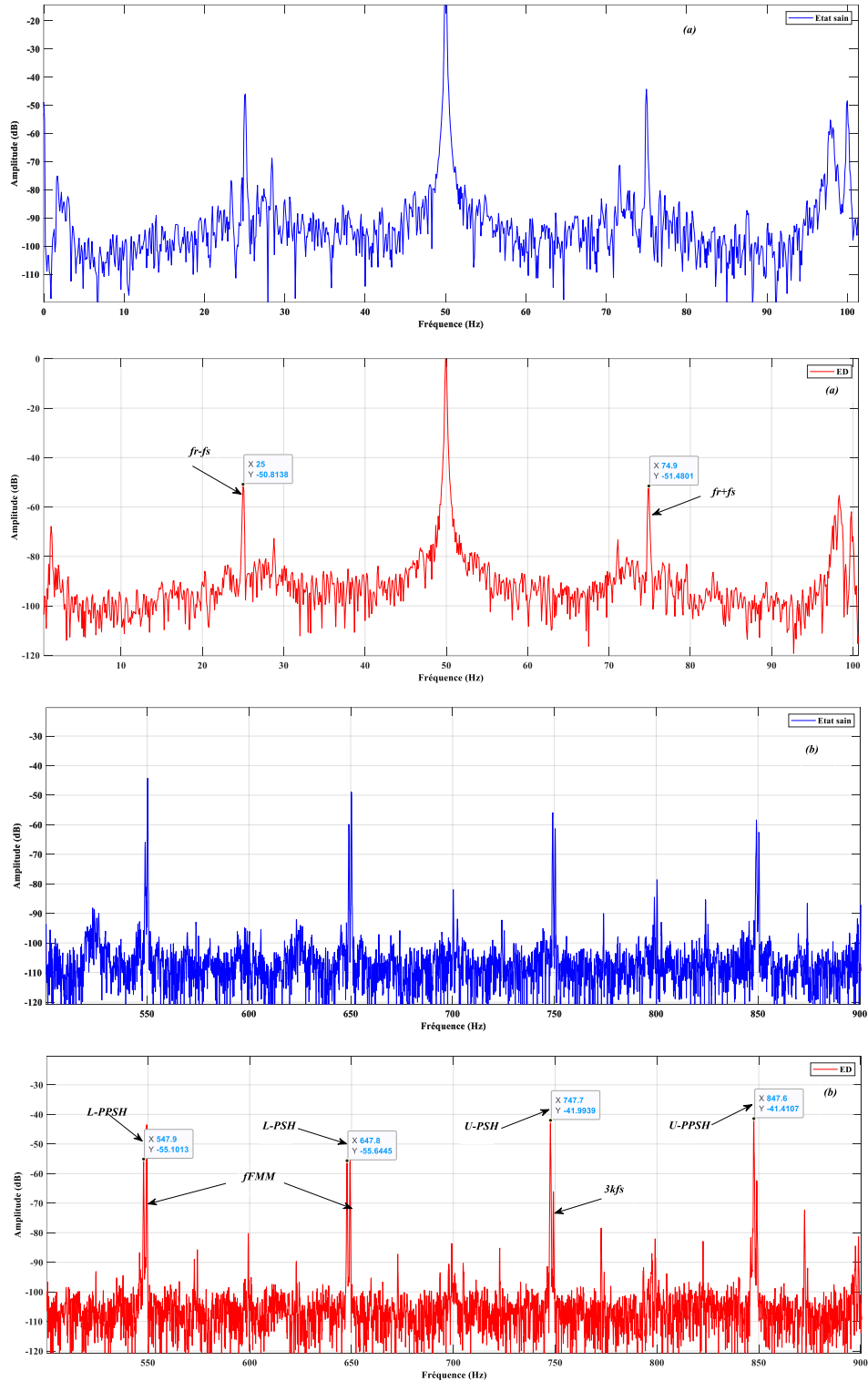


Figure II.4 Spectre du courant statorique d'une machine à l'état sain présentant un certain degré d'excentricité dynamique $\delta_d = 30\%$, en régime de fonctionnement à vide : (a) autour de la fréquence fondamentale ; (b) autour des composantes PSH.

La Figure II.4 présente le spectre du courant statorique d'un moteur asynchrone à l'état sain, ainsi que celui d'un moteur soumis à un défaut d'excentricité dynamique (ED) en régime à vide, pour un certain degré d'excentricité $\delta_d = 30\%$.

Les composantes de basse fréquence, définies par l'équation (II.64), apparaissent autour de la fréquence fondamentale et présentent une légère variation d'amplitude en présence d'une excentricité dynamique.

Cette machine se caractérise par la présence simultanée des composantes PSH et PSPH dans le spectre du courant, comme l'indique la référence [NAN 01]. Cette hypothèse est clairement confirmée par le spectre du courant mesuré expérimentalement (figure II-4 (b)). En effet, lorsque les mesures sont effectuées en régime de fonctionnement à vide, les PSH apparaissent aux fréquences de 647,8 Hz et 747,7 Hz. Par ailleurs, deux harmoniques associées à la saturation, situées respectivement à 547,9 Hz et 847,6 Hz, sont également observées dans le spectre. En revanche, aucune composante attribuable à une excentricité dynamique n'a été détectée.

La figure II.5 présente le spectre du courant statorique d'un moteur asynchrone à l'état sain, ainsi que celui d'un moteur affecté par un défaut d'excentricité dynamique ($\delta_d = 30\%$), à 75 % de la charge. Les spectres ont été tracés dans deux bandes de fréquence : de 0 à 100 Hz et de 500 à 900 Hz.

Il est important de se rappeler que notre objectif principal est de vérifier la présence des harmoniques spatiales PSH, PSPH ainsi que des fréquences associées à l'excentricité, dont les expressions sont données respectivement par les équations (II.53) et (II.54). Nous remarquons clairement la présence des composantes PSH et PSPH, accompagnée d'un déplacement dû aux variations de charge. Cela permet de s'éloigner des harmoniques d'ordre $(3k, k = 1, 2, 3...)$ et $(6k'+1)$, tout en mettant en évidence l'absence des harmoniques caractéristiques de l'excentricité dynamique.

Étant donné qu'une excentricité dynamique pure n'est pas réalisable en pratique, en raison de la similitude entre les fréquences caractéristiques de l'excentricité dynamique et celles associées à l'excentricité mixte, cela confirme la présence de composantes fréquentielles liées à une excentricité mixte [BES 17].

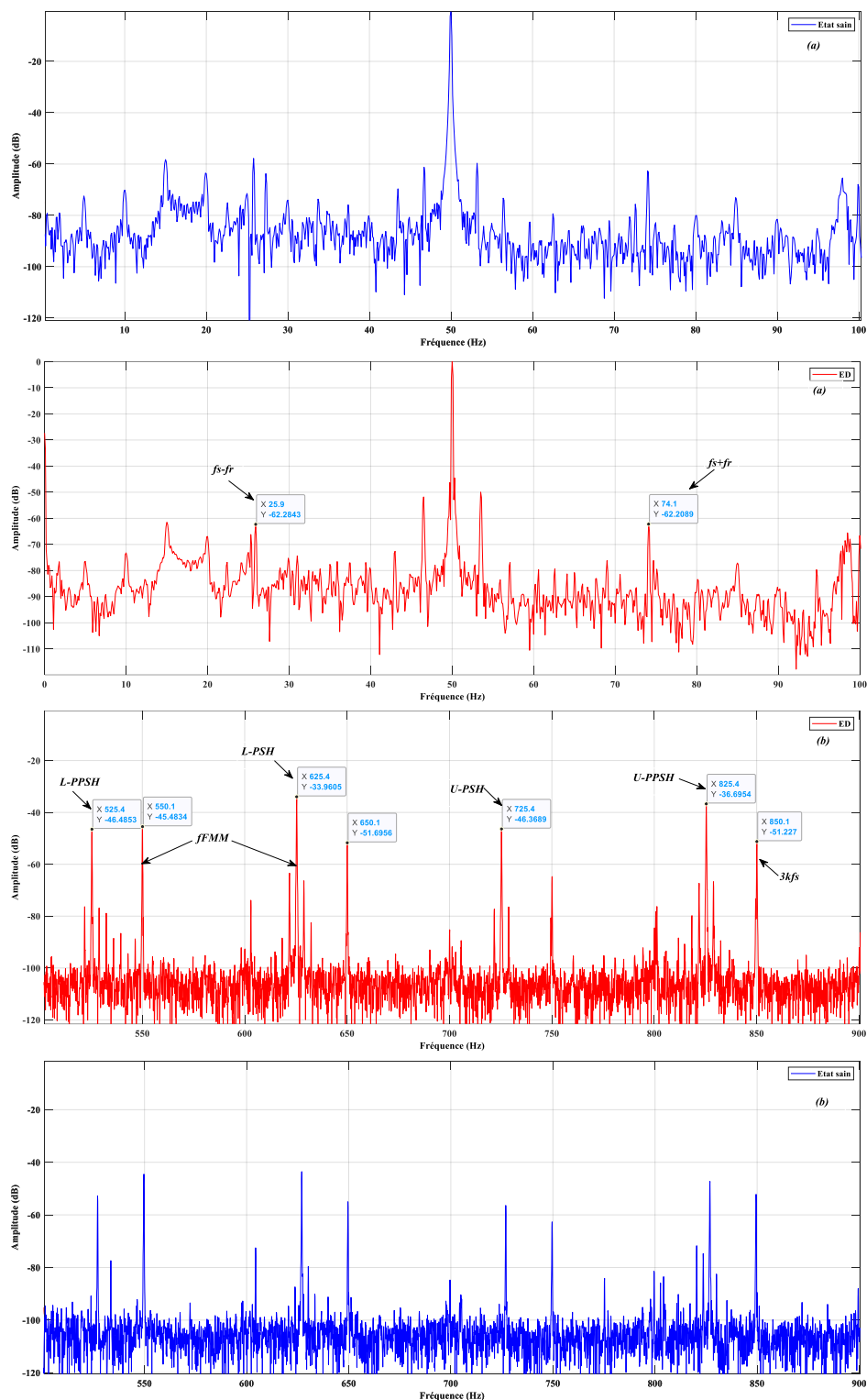


Figure II.5 Le spectre du courant statorique d'une machine en état sain et avec un degré d'excentricité dynamique $\delta_d = 30\%$ en condition de fonctionnement à 75% de la charge nominale, (a) autour du fondamental (b) autour des PSH.

De manière générale, pour une machine en charge, l'équation (II-61) donnant les fréquences caractéristiques associées à l'excentricité dynamique s'écrit comme suit [NAN 11]:

$$f_{exc-dyn} = \left| (kN_r \pm n_d) \frac{(1-s)}{p} f_s \pm \nu f_s \right| \quad (II.66)$$

$$f_{exc-dyn} = \left| \nu f_s \pm k' \frac{(1-s)}{p} f_s \right| = |\nu f_s - k' f_r| \text{ avec } k' = (kN_r \pm n_d) \quad \text{où } k': \text{ nombre entier}$$

Afin de clarifier la formule du chevauchement ainsi que le degré de similarité avec l'excentricité mixte, on peut fixer le paramètre ν à 1 en remplaçant sa valeur par 1.

$$f_{exc-dyn} = |f_s - k' f_r| = f_{exc-Mix} \quad (II.67)$$

Il est maintenant plus évident que les valeurs des harmoniques caractérisant chaque défaut se chevauchent. Il est également mentionné que la détection d'un défaut d'excentricité dynamique devient difficile et ambiguë en présence d'un certain degré d'excentricité statique. Par conséquent, les deux anomalies génèrent une excentricité mixte, donnant lieu à une autre série de fréquences.

Les deux tableaux ci-dessous récapitulent les amplitudes de certaines composantes fréquentielles présentant des valeurs significatives. Le tableau II-1 correspond au cas d'un défaut d'excentricité statique, tandis que le tableau II-2 présente le cas d'une excentricité dynamique.

Tableau II.1 *Présente les valeurs des fréquences de certains harmoniques ainsi que l'évaluation de leurs amplitudes en présence d'un défaut d'excentricité statique.*

La formule des harmoniques	Fréquence Hz	Amplitude dB MS ^a	Amplitude dB MD ^b
$f_s - f_r$	25.8	-57.8	-59.97
$f_s + f_r$	74.2	-62.69	-63.96
L_PSH	628.6	-43.55	-39.54
U_PSH	728.6	-56.4	-48.44
L_PSPH	528.6	-52.74	-47.86
U_PSPH	828.6	-47.28	-40.69
$11f_s$	550	-44.52	-43.99
$13f_s$	650	-55	-51.65
$17f_s$	850	-52.19	-50.27

a. MS : machine saine

b. MD : machine défectueuse

Tableau II.2 *Présente les valeurs des fréquences de certains harmoniques ainsi que l'évaluation de leurs amplitudes en présence d'un défaut d'excentricité dynamique.*

La formule des harmoniques	Fréquence Hz	Amplitude MS ^a dB	Amplitude dB MD ^b
$f_s - f_r$	25.9	-63.74	-62.28
$f_s + f_r$	74.1	-62.69	-62.21
L_PSH	625.4	-43.55	-33.96
U_PSH	725.4	-56.4	-46.37
L_PSPH	525.4	-54.79	-46.49
U_PSPH	825.4	-48.37	-36.7
$11f_s$	550	-44.52	-45.48
$13f_s$	650	-57.3	-51.7
$17f_s$	850	-52.19	-51.23

a. MS : machine saine

b. MD : machine défectueuse

Il est évident que les harmoniques les plus affectées par l'excentricité statique ou dynamique sont les composantes PSH et PSPH, dont l'amplitude augmente de manière significative par rapport à l'état sain de la machine. Ces harmoniques peuvent ainsi être utilisées comme indicateurs pour l'évaluation de l'état de la machine.

On remarque également que les PSH aux fréquences $f = 625,4$, $f = 725,4$, ainsi que les PSPH aux fréquences $f = 525,4$ et $f = 825,4$, présentent des amplitudes importantes ($-33,96$; $-46,37$; $-36,7$; $-45,48$ dB) comparées aux autres harmoniques. Cela confirme les résultats de la référence [NAN01], qui met en évidence l'émergence des composantes PSH et PSPH.

Par ailleurs, il est observé que les composantes L-PSH et U-PSPH affichent des amplitudes notables ($-33,96$; $-36,7$ dB) en comparaison avec celles des U-PSH et L-PSPH ($-46,37$; $-45,48$ dB), ce qui confirme les observations de la référence [JOK13], soulignant l'apparition marquée des composantes L-PSH et U-PSPH.

CONCLUSION

L'étude développée dans ce chapitre a permis d'examiner en détail le spectre du courant statorique, aussi bien dans des conditions de fonctionnement normal que lors de la présence d'un défaut d'excentricité. Les résultats théoriques obtenus ont ensuite été confrontés à une série d'essais expérimentaux réalisés dans diverses conditions de fonctionnement, ce qui a permis de valider les hypothèses avancées.

La présence ou l'absence des composantes PSH, PSPH ainsi que des harmoniques liées à l'excentricité dépend du nombre de barres rotorique et du nombre de paires de pôles. Ces relations, suggérées par des travaux antérieurs, ont été confirmées expérimentalement dans cette étude.

Les résultats obtenus montrent une concordance avec ceux des références [JOK 13] et [NAN 04]. Un chevauchement entre certaines fréquences dans le spectre du courant statorique a également été observé. Par ailleurs, les valeurs de N_r et p des machines asynchrones influencent significativement le contenu fréquentiel du courant statorique.

CHAPITRE III :

ANALYSE DES DEFAUTS D'EXCENTRICITE EN UTILISANT LA TECHNIQUE DWT-FFT.

INTRODUCTION

Les défauts d'excentricité dans les machines rotatives constituent un enjeu important dans de nombreuses applications industrielles, car ils peuvent provoquer des dysfonctionnements sérieux et entraîner des pannes d'équipement. Il est donc essentiel de les diagnostiquer avec précision afin d'assurer la fiabilité et la durabilité des machines.

L'analyse du courant statorique, reposant sur des techniques avancées de traitement du signal, a largement été étudiée pour le diagnostic des machines électriques. Parmi les méthodes disponibles, on retrouve la transformée de Fourier rapide (FFT), les algorithmes MUSIC et ESPRIT, ainsi que les techniques STFT et DWT. Parmi elles, la méthode MCSA-FFT est l'une des plus utilisées. Cependant, cette méthode présente certaines limites, notamment une résolution fréquentielle réduite et une efficacité moindre face aux signaux non stationnaires.

Pour pallier ces limitations, ce chapitre propose une méthode de diagnostic innovante, combinant la transformée en ondelettes discrète (DWT) et la FFT, afin d'améliorer la détection des défauts liés à l'excentricité. L'objectif est d'identifier les harmoniques caractéristiques de ces défauts dans le spectre du courant statorique. L'analyse par ondelettes permet d'extraire finement les informations temporelles et fréquentielles du signal.

Enfin, pour évaluer la performance de la méthode proposée, le comportement d'un moteur présentant un défaut d'excentricité est étudié dans deux conditions de fonctionnement: à vide et en charge.

III-1 COMPOSANTES FREQUENTIELLES DU COURANT STATORIQUE EN PRESENCE D'UN DEFAUT D'EXCENTRICITE

Le défaut d'excentricité, qu'il soit statique, dynamique ou mixte, est l'un des problèmes les plus courants dans les machines tournantes. Il correspond à un mauvais alignement entre l'axe du rotor et celui du stator. Ce désalignement provoque une variation de l'entrefer, c'est-à-dire l'espace entre le rotor et le stator, ce qui perturbe le champ magnétique dans la machine.

Cette perturbation a des effets visibles sur le courant statorique, notamment par l'apparition de nouvelles composantes dans son spectre fréquentiel. Ces composantes, appelées harmoniques d'excentricité, sont directement liées aux caractéristiques de la machine, comme le nombre de barres du rotor et le nombre de paires de pôles.

L'analyse fréquentielle du courant statorique permet ainsi de détecter la présence de ce défaut et d'en identifier la nature, sans avoir besoin de démonter la machine.

III-1-1 Les fréquences engendrées par un défaut d'excentricité

Le courant statorique constitue une source précieuse d'informations, car chaque type de défaut génère des composantes caractéristiques dans son spectre fréquentiel. L'apparition d'un défaut d'excentricité peut être détectée par la présence d'harmoniques spécifiques dans ce spectre. La fréquence de l'harmonique associée à ce défaut, identifiée à l'aide de la méthode MCSA, peut être exprimée comme suit :

$$f_{ecc} = \left[(kN_r \pm n_d) \frac{(1-g)}{p} \pm v \right] f_s \quad (III.1)$$

Où $n_d = 0$ dans le cas d'une excentricité statique, $n_d = 1, 2, 3, \dots$ dans le cas d'une excentricité dynamique, n_d représente l'ordre de l'excentricité, k représente un entier positif quelconque, f_s désigne la fréquence fondamentale de l'alimentation, N_r correspond au nombre d'encoches du rotor, g est le glissement de la machine, et p indique le nombre de paires de pôles et v désigne l'ordre des harmoniques statoriques présentes dans l'alimentation électrique du moteur $v = 1, 3, 5, \dots$.

III-1-2 Les harmoniques des encoches rotoriques

En présence d'harmoniques d'espace, la force magnétomotrice (MMF) ne se répartit pas de manière sinusoïdale en raison de la structure discrète du rotor à cage. Ce phénomène se traduit par l'émergence des harmoniques fondamentales, ainsi qu'une série d'harmoniques supplémentaires liées au glissement, appelées harmoniques des encoches du rotor (RSH), qui se reflètent dans le spectre du courant statorique aux fréquences suivantes.

$$f_{RSH} = \left(\frac{kN_r}{p}(1-g) \pm 1 \right) \quad k = 1, 2, 3, \dots \quad (\text{III.2})$$

Pour $k = 1$ nous avons les harmoniques principales d'encoche rotorique (PSH), inférieures et supérieures :

$$f_{S-PSH} = \left(\frac{kN_r}{p}(1-g) + 1 \right) \quad k = 1, 2, 3, \dots \quad (\text{III.3})$$

$$f_{I-PSH} = \left(\frac{kN_r}{p}(1-g) - 1 \right) \quad k = 1, 2, 3, \dots \quad (\text{III.4})$$

III-1-3 Les harmoniques de perméance de saturation

L'effet de la saturation peut être représenté par une variation de la longueur de l'entrefer en fonction de la saturation. Comme l'ont montré [FAI 17], cette saturation se traduit dans le spectre du courant statorique par la génération de nouvelles harmoniques, qui se manifestent aux fréquences suivantes [NAN 04] :

$$f_{PSH} = \left(k \frac{N_r}{p}(1-g) \pm 3 \right) f_s \quad k = 1, 2, 3, \dots \quad (\text{III.5})$$

Pour $k = 1$ nous avons la perméance de saturation principale inférieure

$$f_{I-PPSH} = \left(\frac{N_r}{p}(1-g) - 3 \right) \quad (\text{III.6})$$

Et supérieure

$$f_{S-PPSH} = \left(\frac{N_r}{p}(1-g) + 3 \right) \quad (\text{III.7})$$

III-2 LA TRANSFORMÉE EN ONDELETTES

Dans le cadre de l'analyse fréquentielle, l'étude se limite généralement aux signaux stationnaires, dont les caractéristiques statistiques ne varient pas au cours du temps. Toutefois, lorsque l'on est confronté à des signaux non stationnaires, une approche plus adaptée devient nécessaire. C'est dans ce contexte que l'analyse temps-fréquence prend tout son intérêt, en offrant une représentation tridimensionnelle du signal selon les axes fréquence, temps et amplitude. Parmi les méthodes les plus utilisées dans ce domaine figurent la transformée de Fourier à court terme (STFT) et la transformée en ondelettes, qui permettent de suivre l'évolution fréquentielle du signal au cours du temps.

III-2-1 La transformée en ondelettes continue

La Transformée en Ondelette Continue (TOC) constitue une alternative à la Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT), en répondant aux limites de cette dernière. En particulier, la faible résolution temporelle ou fréquentielle de la TFCT est compensée par l'approche multirésolutions introduite par la TOC. Dans l'analyse par ondelettes, le signal est multiplié par une fonction appelée ondelette mère, qui joue un rôle similaire à celui d'une fenêtre glissante, mais avec une adaptation dynamique de l'échelle. De plus, cette ondelette est appliquée à différentes versions du signal, obtenues par décalage (translation) et dilatation (changement d'échelle), permettant ainsi une analyse localisée à la fois dans le temps et dans la fréquence [BOU, 2022].

Cependant, deux différences fondamentales permettent de distinguer la TFCT de la TOC :

- Dans la Transformée en Ondelette Continue (TOC), le signal n'est pas décomposé en sinusoïdes pures comme dans la Transformée de Fourier (TF). Par conséquent, les pics spectraux représentant les composantes sinusoïdales ne sont pas directement observés. À la place, la TOC fournit une représentation temps-fréquence à résolution variable, mieux adaptée à l'analyse des signaux non stationnaires.
- Dans la TOC, la longueur de la fenêtre varie proportionnellement aux composantes fréquentielles du signal. Cette propriété constitue l'un des aspects fondamentaux de la transformée en ondelettes (WT).

Sur cette base, la TOC est formulée comme suit [BOU 2022]:

$$CT(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{(a,b)}^*(t) dt \quad (III.8)$$

Où $\psi_{(a,b)}(t)$ est une fonction continue dans les deux domaines temporel et fréquentiel, appelée l'ondelette mère, et $*$ représente l'opération de conjugaison complexe, $\psi_{(a,b)}^*(t)$ donnée par [KEC 11] :

$$\psi_{(a,b)}^*(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (III.9)$$

Où: $a, b \in R, a \neq 0$

Dans cette section, une compréhension plus approfondie de la résolution temps-fréquence offerte par la Transformée en Ondelettes Continue (TOC) est proposée. Le concept de résolution y est illustré à travers une carte temps-fréquence, comme le montre la figure III.1. Dans ce type de représentation, la surface de chaque cellule rectangulaire est non nulle, ce qui implique qu'il n'existe pas de résolution parfaitement précise ni en temps ni en fréquence. La résolution s'améliore lorsque la largeur des cellules tend vers zéro. En revanche, avec la Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT), il est pratiquement impossible d'obtenir simultanément une haute résolution temporelle et fréquentielle. Par ailleurs, tous les points contenus dans une même cellule sont analysés à l'aide de la même ondelette ou de la même fenêtre [FAI 17].

Selon la figure III.1, dans la Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT), la taille des cellules est fixe et identique, ce qui conduit à une résolution uniforme sur la carte temps-fréquence. En revanche, dans la Transformée en Ondelette (TO), la largeur et la hauteur des cellules varient, bien que leur surface reste constante. Ainsi, chaque cellule représente une surface identique sur la carte temps-fréquence. Dans le domaine des basses fréquences, la hauteur des cellules est inférieure à celle correspondant aux hautes fréquences, ce qui se traduit par une résolution temporelle réduite. Il convient de souligner que la surface des cellules dépend du type d'ondelette mère utilisé. Toutefois, il a été démontré mathématiquement que, quel que soit le choix de l'ondelette mère, la surface minimale de ces cellules doit être égale à $\frac{\pi}{4}$ [FAI 17].

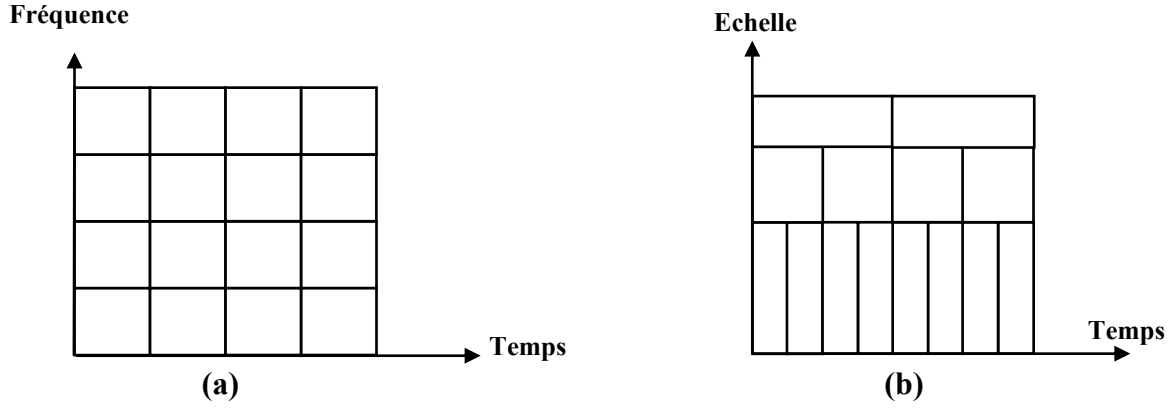


Figure III.1 (a) temps-fréquence pour la TFCT et (b) temps-fréquence pour la TO.

La transformée en ondelettes présente la propriété de conservation de l'énergie, c'est-à-dire qu'aucune information n'est perdue entre la fonction $f(t)$ et sa transformée. Cette propriété est particulièrement importante, car elle garantit la stabilité de la transformation.

III-2-2 La transformée en ondelettes discrètes :

Pour construire une transformée en ondelettes discrète, le paramètre d'échelle a doit être discrétisé à l'aide d'une gradation logarithmique. Ensuite, le paramètre temporel est également discrétisé en fonction de ce paramètre d'échelle, de manière à adopter un taux d'échantillonnage différent pour chaque niveau. En remplaçant respectivement les paramètres d'échelle a et de translation b par des valeurs discrètes 2^j et $k.2^j$, la décomposition d'un signal discret peut s'écrire comme suit [RAM 22] [SUN 23]:

$$x[t] = \sum_k A_{m0,n} \phi_{m0,n}[t] + \sum_{m=0}^{M-1} \sum_n D_{m,n} \varphi_{m,n}[t] \quad (\text{III.10})$$

Où $\phi[t]$ est la fonction d'échelle à l'échelle 2^{m_0} décalée de n , $\varphi[t]$ est la fonction d'échelle à l'échelle 2^m décalée de n , $A_{m0,n}$ sont les coefficients d'approximation à l'échelle $s = 2^{m_0}$, et $D_{m,n}$ sont les coefficients de détail à l'échelle $s = 2^m$.

La fonction d'échelle est donnée par l'équation suivante :

$$\phi_{m0,n} = 2^{m_0/2} \phi(2^{m_0} - n) \quad (\text{III.11})$$

L'ondelette mère, également appelée fonction ondelette, est définie comme suit :

$$\varphi_{m,n} = 2^{m/2} \varphi(2^m - n) \quad (\text{III.12})$$

Le processus commence comme suit : le signal d'entrée est d'abord soumis à un filtre numérique passe-bas, dont la réponse impulsionnelle est notée $h[n]$. La sortie de ce filtre correspond alors à la convolution entre le signal d'entrée et la réponse impulsionnelle du filtre. Par ce filtrage, toutes les composantes fréquentielles supérieures à la moitié de la fréquence maximale présente dans le signal sont supprimées. Étant donné que la fréquence maximale contenue dans le signal filtré est divisée par deux, il est possible de réduire la taille du signal en ne conservant qu'un échantillon sur deux. Ainsi, une sortie correcte est obtenue en supprimant un échantillon sur deux, sans perte significative d'information [BOU 22].

Une opération similaire est appliquée à l'aide d'un filtre passe-haut, dont la réponse impulsionnelle est notée $g[n]$. Le signal original est alors décomposé en deux sous-bandes : l'approximation, qui contient les basses fréquences, et le détail, qui regroupe les hautes fréquences, comme illustré dans la Figure III.2 [SUN 23].

Les coefficients d'approximation et de détail peuvent être exprimés comme suit :

$$A_{(m+1),n} = A_{m,n} \cdot g[n] \quad (\text{III.13})$$

$$D_{(m+1),n} = D_{m,n} \cdot h[n] \quad (\text{III.14})$$

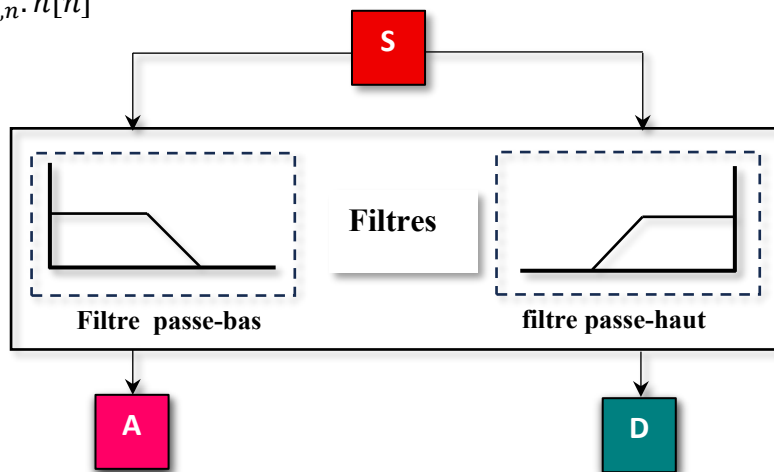


Figure III.2 *Filtres pour décomposer un signal original S en approximations et en détails.*

La décomposition repose sur l'utilisation d'une ondelette dyadique pouvant être appliquée de manière itérative : le signal original est d'abord décomposé en deux sous-bandes, une approximation et un détail. L'approximation peut ensuite être décomposée à son tour en une nouvelle approximation et un nouveau détail. Ce processus de décomposition successive des approximations peut se répéter sur plusieurs niveaux. Ainsi, le signal est représenté sous forme d'une unique composante d'approximation finale, accompagnée de plusieurs

composantes de détail à différents niveaux de résolution. Ce procédé est connu sous le nom d'arbre de décomposition en ondelettes, a été décrit dans le chapitre I et illustré à la Figure I.18. [BOU 22].

Des décompositions de niveaux supérieurs peuvent être obtenues en suivant un procédé similaire. La fréquence d'échantillonnage du signal mesuré est notée f_e , tandis que la bande de fréquence correspondant à chaque niveau j est égale à $\left[0 - \frac{f_e}{2^j}\right]$ pour les approximations, et à $\left[\frac{f_e}{2^j} - \frac{f_e}{2^{j-1}}\right]$ pour les détails.

III-2-3 Les énergies et les bandes de fréquence pour le TOD

La reconstruction du signal initial du courant statorique, ou de tout autre signal, nécessite l'utilisation d'une étape de prétraitement adéquate. Dans notre étude, l'analyse repose sur la méthode MCSA combinée à la Transformée en Ondelettes Discrète (DWT), avec une fréquence d'échantillonnage de 12 800 Hz. Le diagnostic des défauts est basé sur une analyse approfondie et une comparaison entre les différents niveaux de décomposition (notés D_j pour les détails et A_j pour les approximations), ceux-ci contenant les informations caractéristiques des défauts à identifier dans diverses machines. Le seuil d'arrêt du processus de décomposition est limité par le nombre maximal de niveaux, lequel est défini par la formule suivante [KEC 11].

$$N_d = \text{int} \left(\frac{f_s / f_{\text{samp}}}{\log(2)} \right) + 1 \text{ or } + 2 \quad (\text{III.15})$$

Dans notre cas $N_d = 9$.

L'énergie des coefficients de détail constitue un autre indicateur de défaillance. Elle peut être calculée à l'aide de l'équation suivante :

$$E(D_j) = \sqrt{\frac{1}{N_l} \sum_{i=1}^{N_l} (D_j)^2 [i]} \quad (\text{III.16})$$

Où: j :représente le niveau de décomposition.

N_l :est le nombre total d'échantillons dans la sous-bande.

L'indicateur de défaillance peut être déterminé à chaque niveau de décomposition et pour chaque composante de détail, chaque détail étant associé à une bande de fréquences spécifique. Le tableau III.1 présente un récapitulatif des différentes bandes fréquentielles.

Tableau III.1 Bandes fréquentielles associées à chaque niveau de détail

Détail	Bandes fréquentielles (Hz)
D_1	3200 - 6400
D_2	1600 - 3200
D_3	800 - 1600
D_4	400 - 800
D_5	200 - 400
D_6	100 - 200
D_7	50 - 100
D_8	25 - 50
D_9	12.5 - 25

III-3 DETECTION DU DEFAUT D'EXCENTRICITE A L'AIDE DE LA TECHNIQUE COMBINEE ONDELETTES-FFT

Une méthode d'analyse du courant statorique est proposée, reposant sur l'utilisation de la Transformée en Ondelettes Discrètes (DWT) pour la détection du défaut d'excentricité statique. Les signaux de courant sont décomposés en plusieurs composantes, comprenant des détails et des approximations, à l'aide de la DWT. Par la suite, les composantes de détail contenant les fréquences caractéristiques de l'excentricité statique sont transformées dans le domaine fréquentiel à l'aide de la Transformée de Fourier Rapide (FFT), afin de faciliter l'identification du défaut. Le processus de diagnostic peut être résumé comme suit :

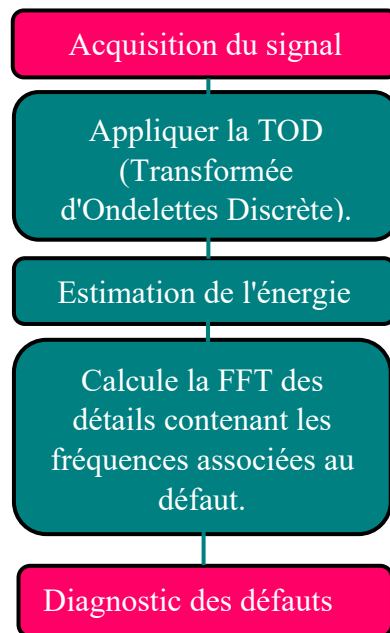


Figure III.3 *processus de diagnostic*

Pour la collecte des signaux de courant statorique, un moteur asynchrone triphasé présentant les caractéristiques suivantes a été utilisé : puissance de 3 kW, 2 pôles, $f = 50$ Hz, 28 barres, ainsi que des équipements spécifiques dédiés à l'acquisition des données.

La création du défaut d'excentricité requiert une grande précision, en raison de la faible valeur de l'entrefer. Ce défaut a été introduit en modifiant la bague intérieure et/ou la bague extérieure du roulement.

Le spectre du courant a été échantillonné à 12,8 kHz pendant une durée de 10 secondes, en utilisant l'ondelette mère Daubechies de type db44, avec neuf niveaux de décomposition.

Figure III.4 présente le 9 détail (d9) et une approximation pour un moteur sain et défectueux (excentricité statique) en conditions non chargées. La décomposition du courant statorique en condition chargée pour les moteurs sain et défectueux (excentricité statique) est illustrée dans la figure III.5

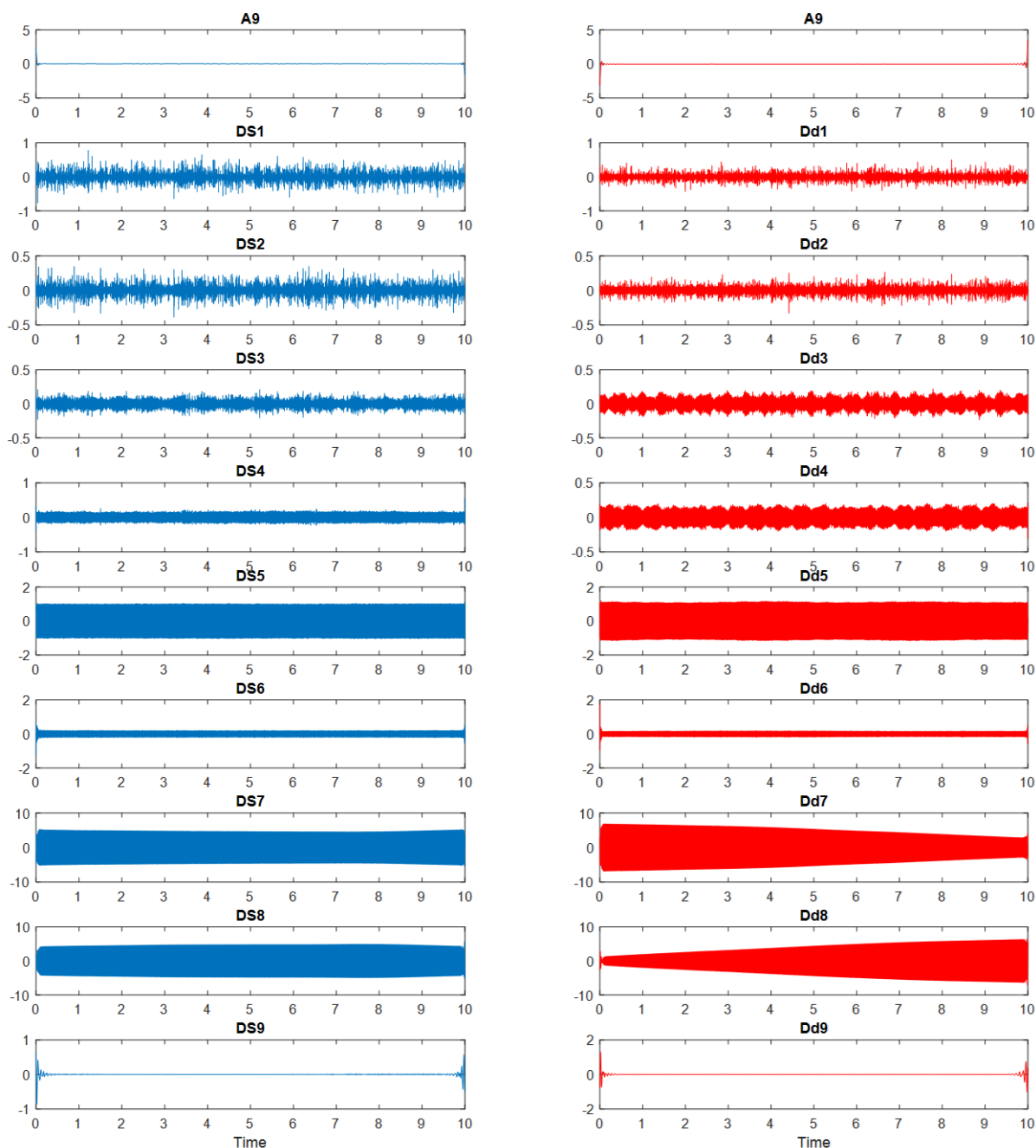


Figure III.4 Analyse par TOD d'une phase du courant statorique en fonctionnement à vide : l'état sain est représenté en bleu et l'état défectueux en rouge.

Nous observons que les détails D7 et D8 subissent des modifications notables en présence d'une excentricité statique, par rapport à l'état sain de la machine. Cette observation est valable aussi bien en fonctionnement à vide qu'en présence d'une charge. Ces modifications sont principalement dues à une augmentation marquée de l'amplitude de la fréquence fondamentale ainsi que de celle liée à l'excentricité. Il convient de préciser que la bande fréquentielle associée aux niveaux D7 et D8 inclut à la fois la fréquence fondamentale et celle correspondant à une excentricité mixte. Ces deux composantes présentent des amplitudes

élevées, ce qui les rend particulièrement significatives par rapport aux autres fréquences présentes dans le spectre du courant statorique, comme cela a été mentionné au chapitre II.

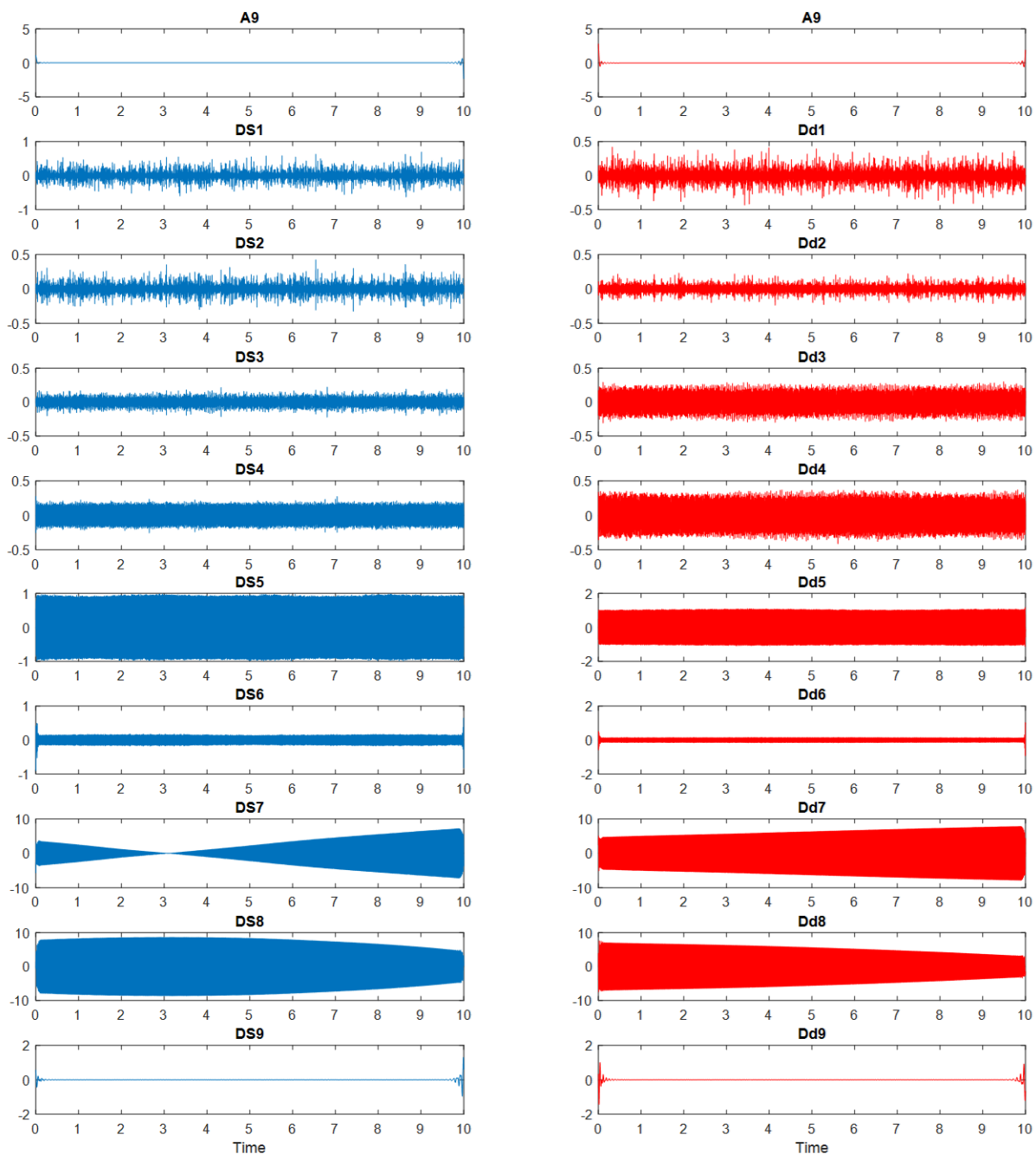


Figure III.5 Analyse par TOD d'une phase statorique sous charge : l'état sain est en bleu et l'état défectueux en rouge

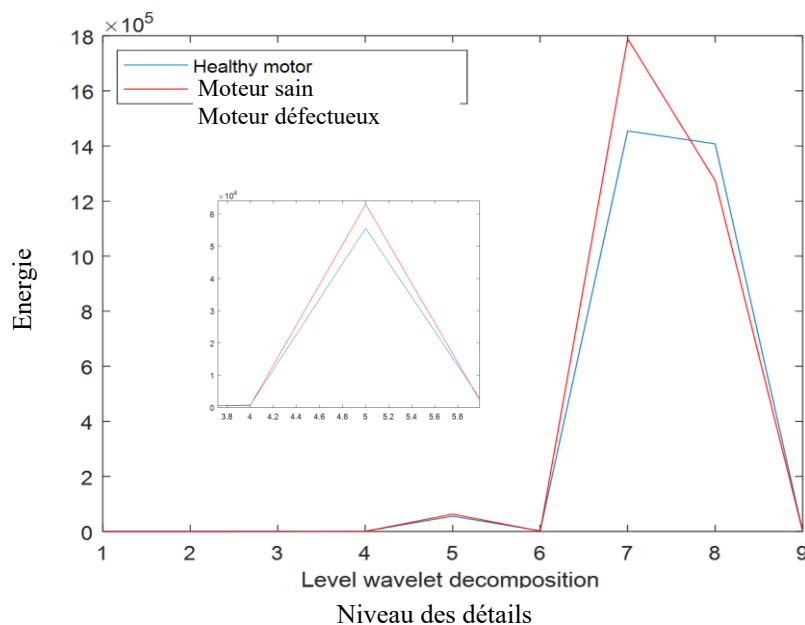


Figure III. 6 Évaluation des coefficients d'énergie des ondelettes du courant statorique pour un moteur sain (en bleu) et un moteur défectueux (en rouge), en fonctionnement à vide.

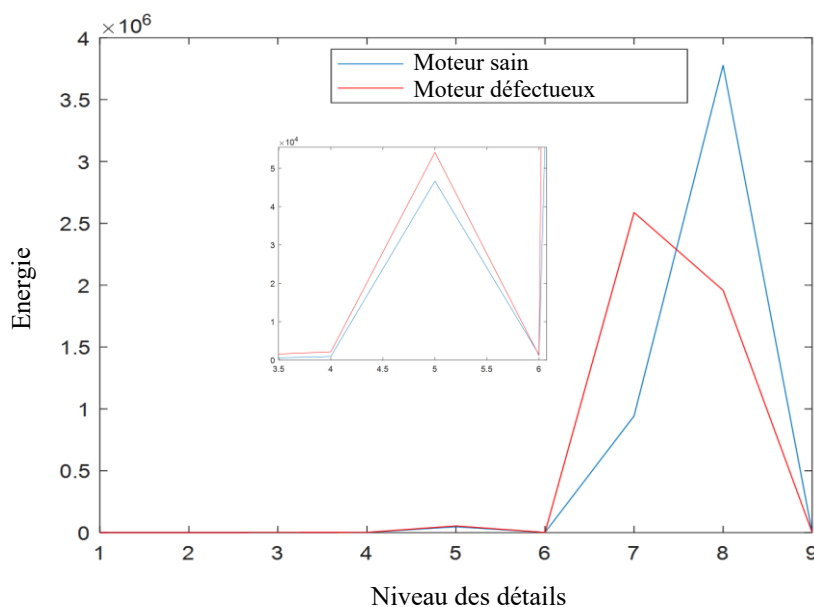


Figure III.7 Évaluation des coefficients d'énergie des ondelettes du courant statorique pour un moteur sain (en bleu) et un moteur défectueux (en rouge), en régime chargé

L'augmentation ou la diminution de l'énergie à chaque niveau de décomposition sert d'indice de détection intéressant. Les figures III.6 et III.7 présentent les coefficients d'énergie issus de la décomposition en ondelettes du signal de courant statorique, pour un moteur sain et un moteur présentant une excentricité statique, en fonctionnement à vide et en charge. Une différence notable est observée au niveau des détails D7 et D8, dont l'énergie varie de manière significative en présence du défaut. Par ailleurs, le détail D5 est également affecté, bien que

de façon plus modérée, en raison de la présence d'une harmonique significative du spectre de courant statorique, dont la fréquence est égale à 250 Hz.

Nous passons maintenant au calcul des fréquences liées à l'excentricité statique, en nous basant sur la formule (III.1). Ce calcul sera réalisé dans deux cas : le premier correspond au fonctionnement de la machine en charge, et le second à son fonctionnement à vide.

Fonction à vide ($g = 0.004$)

Pour $k = 1, \nu = 1$

$$f_{\text{exs}} (+) = \left[kN_r \frac{(1-g)}{p} + \nu \right] f_s = 747.2 \text{ Hz}$$

$$f_{\text{exs}} (-) = \left[kN_r \frac{(1-g)}{p} - \nu \right] f_s = 647.2 \text{ Hz}$$

Pour $k = 1, \nu = 3$

$$f_{\text{exs}} (+) = \left[kN_r \frac{(1-g)}{p} + \nu \right] f_s = 847.2 \text{ Hz}$$

$$f_{\text{exs}} (-) = \left[kN_r \frac{(1-g)}{p} - \nu \right] f_s = 547.2 \text{ Hz}$$

Pour $k = 1, \nu = 5$

$$f_{\text{exs}} (+) = \left[kN_r \frac{(1-g)}{p} + \nu \right] f_s = 947.2 \text{ Hz}$$

$$f_{\text{exs}} (-) = \left[kN_r \frac{(1-g)}{p} - \nu \right] f_s = 447.2 \text{ Hz}$$

Fonction en charge ($g = 0.032$)

Pour $k = 1, \nu = 1$

$$f_{\text{exs}} (+) = \left[kN_r \frac{(1-g)}{p} + \nu \right] f_s = 727.6 \text{ Hz}$$

$$f_{exs}(-) = \left[kN_r \frac{(1-g)}{p} - \nu \right] f_s = 627.6 \text{ Hz}$$

Pour $k=1, \nu=3$

$$f_{exs}(+) = \left[kN_r \frac{(1-g)}{p} + \nu \right] f_s = 827.6 \text{ Hz}$$

$$f_{exs}(-) = \left[kN_r \frac{(1-g)}{p} - \nu \right] f_s = 527.6 \text{ Hz}$$

Pour $k=1, \nu=5$

$$f_{exs}(+) = \left[kN_r \frac{(1-g)}{p} + \nu \right] f_s = 927.6 \text{ Hz}$$

$$f_{exs}(-) = \left[kN_r \frac{(1-g)}{p} - \nu \right] f_s = 427.6 \text{ Hz}$$

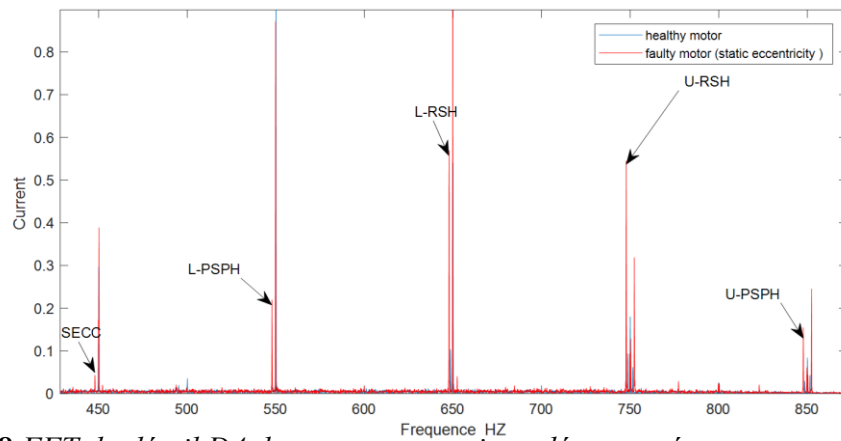


Figure III.8 FFT du détail D4 du courant statorique décomposé, pour un moteur sain et un moteur défectueux en fonctionnement à vide.

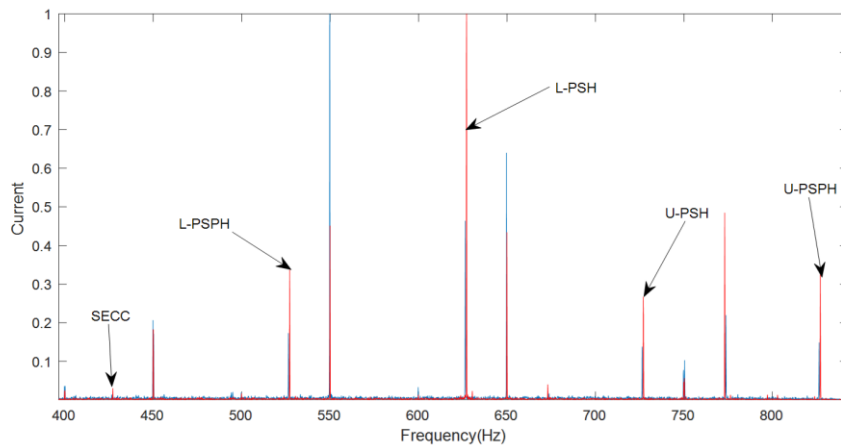


Figure III.9 FFT du détail D4 du courant statorique décomposé, pour un moteur sain et un moteur défectueux en fonctionnement sous charge.

D'après le tableau III.1, la bande fréquentielle correspondant au détail D4, qui couvre la majorité des composantes liées à l'excentricité statique de la machine, ne présente pas de variations notables en présence du défaut, par rapport à l'état sain. Cela indique que cette bande spécifique n'apporte pas d'informations significatives sur la présence d'un défaut, puisqu'elle reste très proche des données relevées en fonctionnement sain. Afin d'approfondir l'analyse, la transformée de Fourier rapide (FFT) est utilisée pour extraire de manière efficace et précise les caractéristiques associées aux défaillances. La figure III.8 illustre le spectre FFT du détail D4 en fonctionnement à vide, pour les états sain et défectueux, tandis que la figure III.9 présente les résultats de l'analyse FFT du même détail en régime de charge.

Les harmoniques principales d'encoches rotoriques, aussi bien supérieures qu'inférieures, apparaissent clairement dans le spectre du courant statorique, que ce soit en régime à vide ou en pleine charge. L'excentricité statique entraîne une augmentation notable de l'amplitude de ces composantes. Comme cela est bien établi, un chevauchement existe, d'une part, entre les harmoniques supérieures (PSH) et la fréquence associée à l'excentricité statique, donnée par l'équation (III.1) pour $k = 1$ et $\nu = 1$, d'autre part, entre les harmoniques inférieures (PSPH) et la fréquence liée à l'excentricité statique décrite par cette même équation pour $k = 1$ et $\nu = 3$.

De nombreux chercheurs [JOK 13], [JOK 11], [NAN 04], [NAN 01] ont montré que l'apparition des harmoniques principales d'encoches (PSH), des harmoniques de perméance de saturation (PSPH) et des composantes fréquentielles associées au défaut d'excentricité statique dans le spectre du courant statorique dépend principalement du nombre de paires de pôles et du nombre de barres rotorique de la machine asynchrone. Ainsi, selon [JOK 13] et [NAN 04], pour une machine caractérisée par $N_r = 28$ barres rotorique, $p = 2$ paires de pôles et $S = 34$ fentes statoriques, la génération des composantes PSH et PSPH est possible. En revanche, les composantes à haute fréquence associées à l'excentricité statique sont soit absentes, soit présentes avec une amplitude faible pour être détectées de manière fiable dans le spectre.

Pour un moteur sain, aucune composante liée à l'excentricité statique n'est observée dans le spectre du courant, que ce soit à vide ou en pleine charge. En présence d'un défaut, des composantes caractéristiques apparaissent, mais leur amplitude reste faible en raison de l'ordre harmonique élevé ($\nu = 5$).

CONCLUSION

Ce travail présente une approche permettant de réaliser le diagnostic des défauts d'excentricité statique. L'approche proposée repose sur la transformation en ondelettes discrètes (DWT) pour analyser et extraire les caractéristiques présentes dans les signaux de courant. En décomposant le signal de courant en détails et en approximations, les détails contenant les bandes de fréquences où se manifestent les variations associées aux harmoniques induites par l'excentricité statique sont transformés dans le domaine fréquentiel à l'aide de la FFT, afin de détecter ce type de défaut.

Le chevauchement des fréquences dans le spectre du courant statorique a été clairement observé.

Les résultats obtenus montrent que les détails ou les niveaux d'énergie les plus affectés par l'excentricité statique sont ceux correspondant aux bandes de fréquences contenant la fréquence fondamentale ainsi que les harmoniques les plus prédominants. Cependant, en présence d'un signal bruité et en fonctionnement à pleine charge, il devient difficile d'observer les variations des harmoniques de faible amplitude dans les détails ou les énergies. Pour ces raisons, le diagnostic basé uniquement sur la DWT manque de précision et ne permet pas d'identifier clairement le type de défauts. En revanche, les résultats obtenus en combinant la DWT avec la FFT, utilisée pour identifier les fréquences spécifiques des défauts, mettent en évidence l'efficacité et la précision de cette approche pour le diagnostic.

////////////////////////////////////

CHAPITRE IV :

ANALYSE DES DEFAUTS DU RBs EN UTILISANT DES APPROCHES AVANCEES

////////////////////////////////////

INTRODUCTION

Ce chapitre présente une stratégie avancée pour la détection des défauts dans les moteurs à induction, en se concentrant particulièrement sur les **défauts de roulements**. Une approche de traitement du signal dédiée et performante est proposée, exploitant les signaux de courant statorique comme principale source d'information.

la détection des défauts de roulements repose sur l'utilisation de la Transformée en paquets d'ondelette (WPT) combinée à l'estimation de l'EEV. La WPT permet d'extraire efficacement les coefficients de paquets d'ondelette à partir du signal de courant mesuré, ce qui constitue une étape essentielle dans le processus de détection. Ensuite, ces coefficients extraits sont soumis à une estimation de l'EEV, une technique qui s'avère déterminante pour identifier les défauts présents dans le système de manière précise. Afin de valider l'efficacité de cette approche innovante, le comportement d'un moteur présentant des défauts a été rigoureusement analysé en deux conditions distinctes : en fonctionnement à vide et en pleine charge. Cette analyse comparative vise à démontrer la robustesse de la méthode proposée. Les résultats obtenus lors de ces expériences confirment sans équivoque l'efficacité de cette technique de détection des défauts, soulignant ainsi des performances supérieures par rapport aux méthodes traditionnelles actuellement utilisées dans le domaine. Cette étude ouvre la voie à des avancées significatives en matière de diagnostic et de maintenance des systèmes industriels.

IV-1 FREQUENCES CARACTERISTIQUES ASSOCIEES AU DEFAUT DE ROULEMENT.

Les roulements, qui sont des éléments essentiels dans le fonctionnement des machines électriques, jouent un rôle fondamental en permettant le mouvement rotatif des arbres. Ils se composent principalement de deux anneaux : un anneau intérieur, qui est fixé à l'arbre, et un anneau extérieur, qui est souvent monté sur le boîtier de la machine. Entre ces deux anneaux se trouvent des billes ou d'autres types d'éléments roulants, soigneusement logés dans des cages, le tout étant lubrifié par une graisse spéciale afin d'assurer un mouvement fluide et sans heurts. La figure IV.1 illustre clairement les différents composants du roulement, mettant en évidence leur interaction essentielle. Dans le cadre de notre analyse, nous nous concentrons sur l'examen des défauts de la bague intérieure et d'extérieure, qui représentent les principales anomalies que l'on peut rencontrer dans le fonctionnement des roulements. Ces défauts peuvent avoir des répercussions significatives sur l'efficacité opérationnelle des machines, rendant leur étude d'une grande importance pour le bon entretien et la fiabilité des équipements électriques [RAM 22].



Figure IV.1 *Eléments de constitution du roulement*

De petites fissures peuvent se former sous la piste de roulement et sur les surfaces de contact des éléments roulants ; elles constituent souvent des indicateurs précoces de défaillance due à la fatigue du matériau. Ces fissures initiales ont tendance à se propager progressivement vers la surface, aggravant ainsi potentiellement le problème au fil du temps. Lorsqu'une bille traverse une zone endommagée à l'intérieur d'un roulement présentant des signes de défaillance, cela génère des impulsions de choc qui se traduisent par une fréquence de vibration

distincte. Cette fréquence est influencée à la fois par la géométrie de l'élément roulant et par la vitesse de rotation du système. En combinant ces deux facteurs, il devient possible de déterminer la fréquence caractéristique associée à ce type de défaut.

Il convient de noter que les fréquences typiques correspondant à chaque type de défaut sont soigneusement répertoriées, fournissant ainsi des références précieuses pour l'analyse et la détection précoce des défaillances potentielles dans le fonctionnement des roulements [BES 15] [LI 20].

Les fréquences théoriques associées aux défauts de roulements, présentes dans le spectre du signal de vibration, sont les suivantes [VAS93] [BES 17] [LI 20] :

- Défaut de l'anneau extérieur.

$$f_{be} = \frac{f_r N_b}{2} \left(1 - \frac{D_B}{D_P} \cos(\alpha) \right) \quad (\text{IV.1})$$

- Défaut de l'anneau intérieur.

$$f_{bi} = \frac{f_r N_b}{2} \left(1 + \frac{D_B}{D_P} \cos(\alpha) \right) \quad (\text{IV.2})$$

- Défaut de la cage

$$f_c = \frac{f_r}{2} \left(1 - \frac{D_B}{D_P} \cos(\alpha) \right) \quad (\text{IV.3})$$

- Défaut de la bille

$$f_{bille} = \frac{f_r}{2} \frac{D_P}{D_B} \left(1 - \left(\frac{D_B}{D_P} \cos(\alpha) \right)^2 \right) \quad (\text{IV.4})$$

Où θ, D_P, D_B, f_r et N_b désignent respectivement l'angle de contact des billes, le diamètre de la portée du roulement, le diamètre des billes, la fréquence de rotation et le nombre de billes.

Les fréquences caractéristiques des défauts de roulements sont généralement calculées en supposant un fonctionnement idéal, c'est-à-dire des roulements parfaits et une vitesse de rotation constante. Toutefois, dans les conditions réelles d'utilisation, divers facteurs tels que l'usure, les fluctuations de vitesse, le jeu mécanique ou encore une répartition irrégulière des charges peuvent entraîner des écarts significatifs entre les fréquences mesurées et les valeurs théoriques. De plus, la présence ou non de ces fréquences dans le spectre de vibration dépend fortement du type de défaut (bague intérieure, bague extérieure, élément roulant ou cage), de

la condition de charge et de la position du capteur. Il est également possible qu'un défaut existant ne génère pas de manière perceptible sa fréquence caractéristique, notamment si le défaut est de faible amplitude ou si les conditions de fonctionnement ne favorisent pas son excitation.

Schoen a démontré que, pour la majorité des roulements, les fréquences caractéristiques de vibration peuvent être estimées en utilisant un nombre de billes (N_b) compris entre 6 et 12, selon les formules suivantes [BES 19] [SCH 95]:

- Défaut de l'anneau extérieur.

$$f_{be} = 0.4N_b f_r \quad (IV.5)$$

- Défaut de l'anneau intérieur.

$$f_{bi} = 0.6N_b f_r \quad (IV.6)$$

- Défaut de la cage

$$f_c = 0.4 f_r \quad (IV.7)$$

Ces équations s'appuient sur une base expérimentale constituée de plus de 2 000 roulements appartenant à différentes catégories. [BES 17].

- Défaut de l'anneau extérieur.

$$f_{be} = f_r (0.5N_b - 1.2) \quad (IV.8)$$

- Défaut de l'anneau intérieur.

$$f_{bi} = f_r (0.5N_b + 1.2) \quad (IV.9)$$

- Défaut de la cage

$$f_c = \frac{f_r}{2} \left(0.5 - \frac{1.2}{N_b} \right) \quad (IV.10)$$

- Défaut de la bille

$$f_{bille} = f_r \left(0.2N_b - \frac{1.2}{N_b} \right) \quad (IV.11)$$

Un grand nombre de chercheurs, spécialistes en maintenance industrielle, ont consacré une part significative de leurs travaux à l'étude de la détection des défauts de roulements dans les machines asynchrones. Cette détection repose fréquemment sur une analyse approfondie

des signatures du courant statorique, connues sous les abréviations ASCS (Analyse Spectrale du Courant Statorique) ou MCSA (Motor Current Signature Analysis) en anglais [BES 19] [JUN 06] [MEH 07] [BEN 00]. Les défauts qui se développent dans les roulements engendrent des oscillations du couple de charge, se produisant à des fréquences spécifiques. Ces variations se traduisent, dans le domaine fréquentiel, par l'apparition d'une série d'harmoniques distinctes dans le spectre du courant statorique. Ces composantes fréquentielles sont particulièrement utiles pour le diagnostic, car elles fournissent des indicateurs pertinents sur l'état de santé de la machine. Les fréquences caractéristiques liées aux défauts de roulements peuvent être déterminées à partir de formules spécifiques développées à cet effet. [BES 19] [LI 20].

$$f_{dR} = |f_s \pm kf_v| \quad (IV.12)$$

$k = 1, 2, 3, \dots$, f_v est l'une des fréquences de vibration caractéristiques, et f_s est la fréquence d'alimentation.

IV-2 TRANSFORMEE EN ONDELETTES PAR PAQUETS

La transformée par paquets d'ondelettes, souvent abrégée WPT (Wavelet Packet Transform), est une méthode d'analyse des signaux permettant de décomposer un signal en un ensemble de sous-bandes fréquentielles. Cette décomposition repose sur l'utilisation de fonctions de base appelées ondelettes. Contrairement à la transformée en ondelettes discrète (DWT), qui ne décompose qu'à chaque niveau les coefficients d'approximation, la WPT procède à une décomposition simultanée des coefficients d'approximation et de détail. Elle offre ainsi une représentation plus complète et plus fine du contenu fréquentiel du signal. Cette approche aboutit à une structure en arbre binaire complet, dans laquelle chaque nœud correspond à une sous-bande spécifique du signal d'origine. Une telle structuration permet une visualisation et une analyse précises des différentes composantes fréquentielles, comme illustré dans la figure IV.3. En raison de ses capacités étendues, la transformée par paquets d'ondelettes constitue un outil de choix pour de nombreuses applications en traitement du signal. [RAM 22].

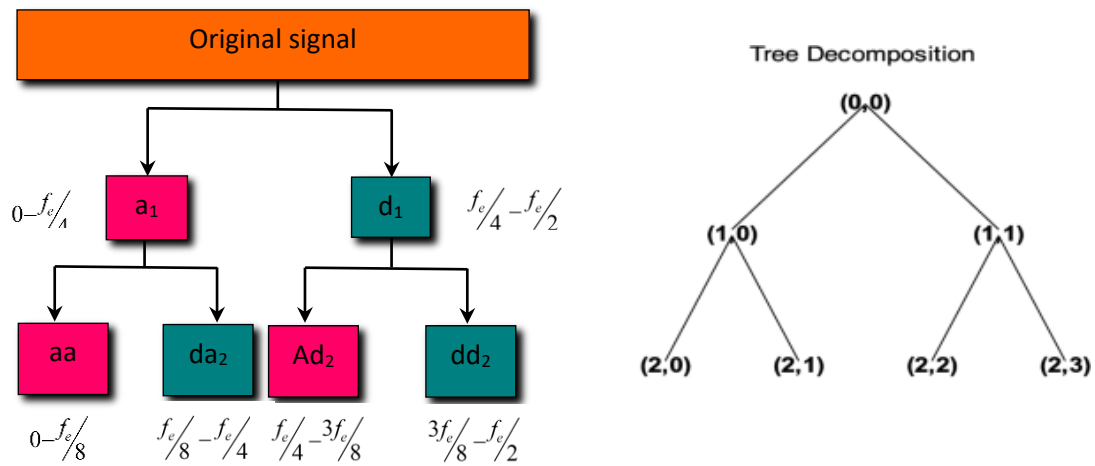


Figure IV.2 *Decomposition en paquets d'ondelettes d'ordre 2*

IV-3 ESTIMATION DE LA VALEUR PROPRE D'ENERGIE (EEV)

La valeur de l'EEV pour chaque bande de fréquence peut s'exprimer par la relation suivante [RAM 22]:

$$E_j = \sum_{n=1}^{n=N} D(n) \quad (\text{IV.13})$$

Où

j est le niveau de décomposition,

n est le nombre total d'échantillons dans la sous-bande,

et D correspond à l'amplitude du signal pour chaque point discret du coefficient d'ondelette, dans la sous-bande fréquentielle associée.

IV-4 ANALYSE DES DEFAUTS DE ROULEMENTS

Les défauts de roulements constituent une cause majeure de défaillance dans les machines électriques. Ils peuvent apparaître dès la fabrication ou résulter d'une dégradation progressive au cours de l'exploitation. Composants essentiels assurant la rotation fluide des arbres, les roulements sont impliqués dans environ 40 % des pannes des machines de grande puissance, et jusqu'à 90 % dans les petites machines.

Pour analyser efficacement les signaux liés à ces défauts, des techniques telles que la transformée de Fourier et l'analyse par ondelettes sont couramment utilisées. Ces méthodes permettent d'isoler et de caractériser les composantes harmoniques associées aux anomalies mécaniques. Leur précision dépend non seulement de la qualité des équipements de mesure, mais également de celle des données collectées, soulignant ainsi l'importance d'une surveillance continue et d'un entretien rigoureux des installations.

IV-4-1 Banc d'essai

le système expérimental conçu pour l'analyse des courants est basé sur une machine asynchrone à cage d'écureuil (3 kW, couplage en triangle, 2 paires de pôles, 28 barres). Cette machine est couplée à un système de charge constitué soit d'un frein à poudre, soit d'une machine à courant continu. Ce dispositif de charge permet de simuler différentes conditions de fonctionnement en appliquant des contraintes variables à la machine.

Pour l'acquisition et l'analyse des données, une carte d'acquisition dSPACE DS1104 est utilisée. Cette carte est généralement connectée à un ordinateur équipé de logiciels spécialisés tels que Matlab ou LabVIEW, permettant la collecte, le traitement et la visualisation des données en temps réel. Dans notre cas, le défaut étudié concerne la bague extérieure de l'un des roulements. Ce défaut peut être simulé soit en modifiant physiquement un roulement sain, soit en utilisant un roulement déjà endommagé, comme illustré à la figure IV.3.



Figure IV.3 Roulement défectueux (défauts sur sa bague extérieure)

IV-4-2 Analyse expérimentale du défaut de roulement (bague extérieure) par la méthode MCIA-FFT

Les défauts de roulements se traduisent par une augmentation des vibrations, du bruit et d'autres anomalies affectant le fonctionnement des machines. Pour en assurer le diagnostic de manière efficace, la méthode MCIA-FFT est utilisée. Elle permet d'analyser le spectre du courant statorique afin d'identifier les composantes fréquentielles caractéristiques associées à ces types de défauts.

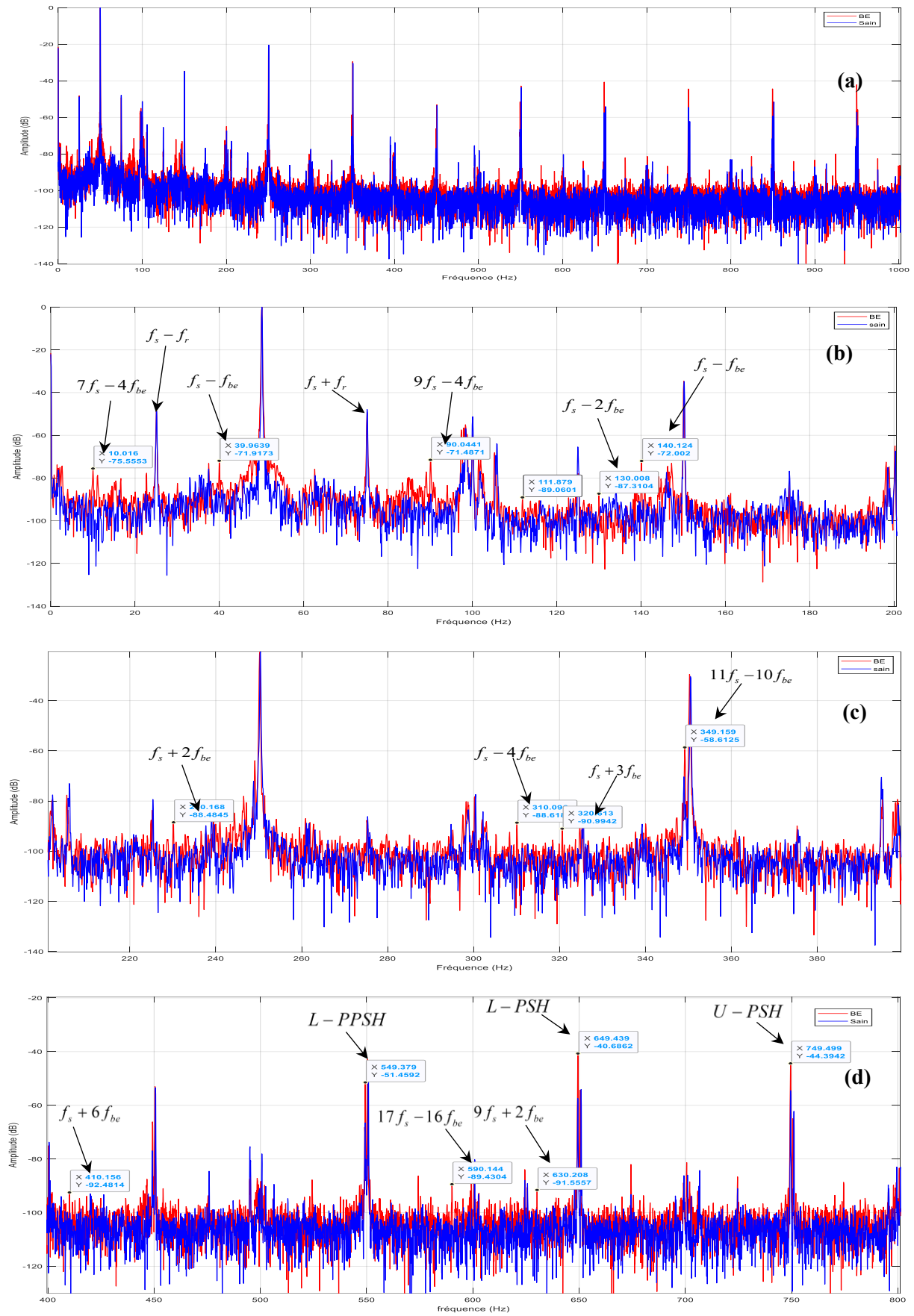


Figure IV.4 Le spectre du courant statorique de la machine, en état sain et en présence d'un défaut de bague extérieure, en fonctionnement à vide, est présenté pour différentes plages fréquentielles : (a):0-1000 (b): 0-200 (b):200-400 (c): autour des PSH.

La Figure IV.4 présente le spectre du courant statorique d'une machine, à la fois en état sain et en présence d'un défaut localisé au niveau de la bague extérieure, dans des conditions de fonctionnement à vide. Ce spectre est analysé selon différentes plages fréquentielles : d'abord de 0 à 200 Hz, ensuite de 200 à 400 Hz, et enfin autour de PSH.

D'après la Figure IV.4, les fréquences caractéristiques associées au défaut d'excentricité mixte apparaissent autour de la fréquence fondamentale, notamment à 25,04 Hz et à 75 Hz. Dans la bande [0–200 Hz], on observe nettement la présence de composantes spectrales centrées autour de la fondamentale, dont les fréquences concordent avec celles prévues par la formule des fréquences caractéristiques de l'équation (IV.12), ainsi que par les données du Tableau IV.1.

Sous l'influence des harmoniques, la continuité de la série fréquentielle caractérisant le défaut de la bague extérieure (BE) a été clairement observée dans les différentes bandes de fréquence. Par ailleurs, d'autres composantes harmoniques, notamment les RSH et PSH, initialement de faible amplitude, présentent une augmentation significative lors de l'apparition du défaut de la BE.

La similarité observée entre les résultats expérimentaux et les fréquences caractéristiques théoriques associées au défaut de la bague extérieure (BE) confirme de manière significative l'efficacité de la méthode de diagnostic proposée. Ces résultats démontrent la pertinence de notre approche pour l'identification précise des défaillances au sein de ce système complexe. Le tableau ci-dessous présente une comparaison détaillée entre les prédictions théoriques et les valeurs expérimentales, obtenues spécifiquement en régime de fonctionnement à vide ($s \approx 0$), afin d'illustrer avec clarté cette concordance. Cette comparaison met en évidence la précision de notre méthode de diagnostic ainsi que le haut degré de cohérence entre la théorie et la pratique.

La Figure IV.5 présente de manière détaillée le spectre du courant statorique d'une machine, à la fois en état sain et en présence d'un défaut localisé au niveau de la bague extérieure, sous charge. Le spectre est analysé selon plusieurs plages fréquentielles, réparties comme suit : (a) de 0 à 1000 Hz, (b) de 0 à 200 Hz, (c) de 200 à 400 Hz, et (d) autour des harmoniques de type PSH, qui constituent des zones clés pour l'évaluation de l'état de la machine.

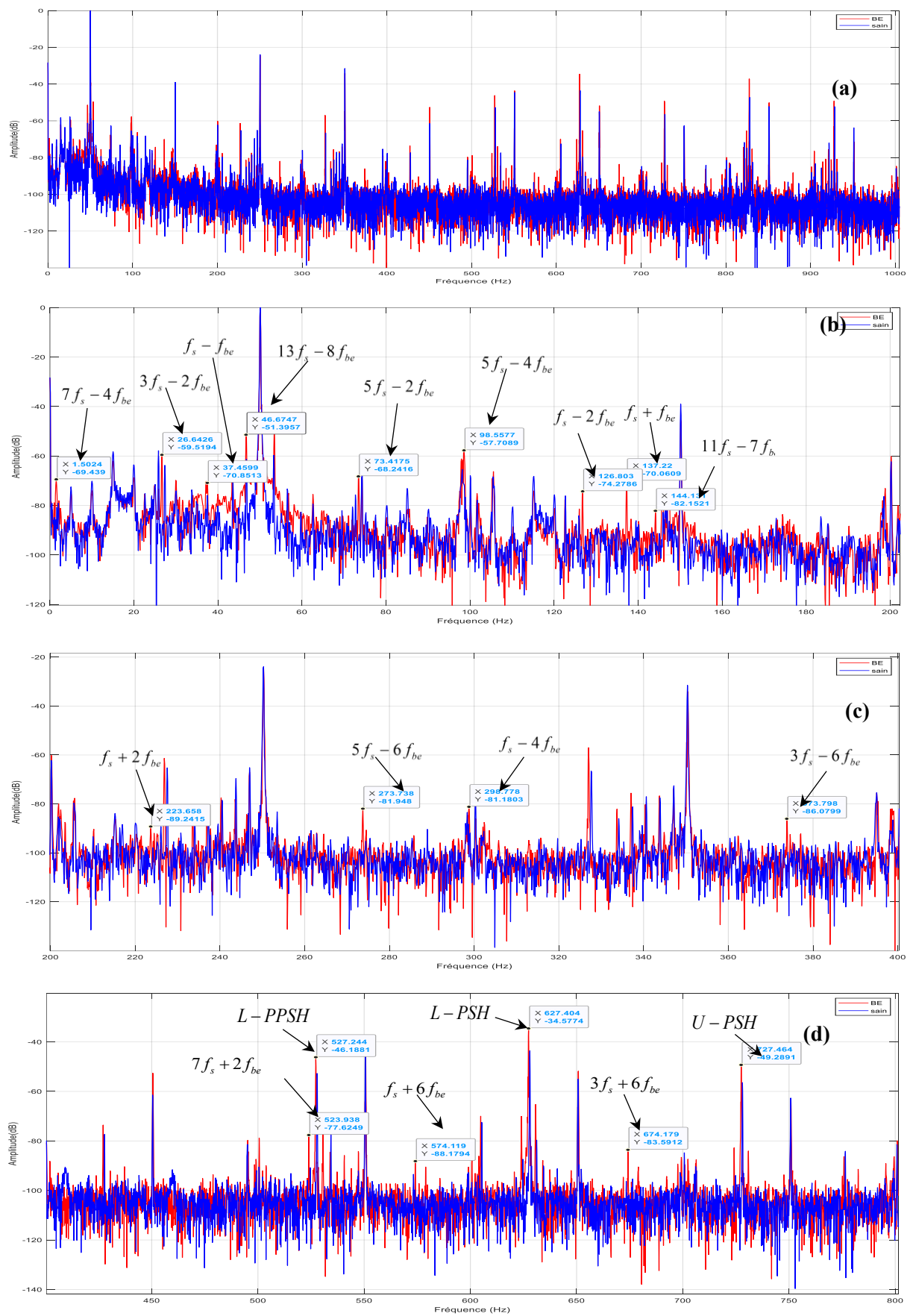


Figure IV. 5 Le spectre du courant statorique de la machine, en état sain puis en présence d'un défaut de la bague extérieure sous charge, est présenté selon différentes plages fréquentielles, (a):0-1000 (b): 0-200 (b):200-400 (c): autour des PSH.

Sous charge, l'apparition de plusieurs composantes spectrales indique de manière explicite la présence d'un défaut au niveau de la bague extérieure. Ce comportement se manifeste tout au long de la bande fréquentielle analysée. La zone (a) apparaît comme la plus impactée par ces anomalies. Par ailleurs, on note la présence d'harmoniques de type PSH, PPSH, ainsi que de fréquences caractéristiques associées à un défaut d'excentricité mixte.

Les fréquences caractéristiques liées au défaut de la bague extérieure, déterminées expérimentalement, montrent une concordance remarquable avec celles calculées selon l'équation (IV.12). Les tableaux IV.1 et IV.2 en proposent une synthèse comparative.

Tableau IV.1 *Fréquences expérimentales et théoriques des composantes harmoniques associées au défaut de la bague extérieure (fonctionnement à vide).*

Fréquences	Valeur théorique	Valeur expérimentale	Amplitude
$7f_s - 4f_{be}$	10	10.016	-75.55
$f_s - f_{be}$	40	39.96	-71.48
$9f_s - 4f_{be}$	90	90.04	-71.48
$f_s - 2f_{be}$	130	130	-87.31
$f_s + f_{be}$	140	140	-72.002
$f_s + 2f_{be}$	230	230	-88.48
$f_s - 4f_{be}$	310	310	-88.61
$f_s + 3f_{be}$	320	320	-90.99
$11f_s - 10f_{be}$	350	349.16	-58.61
$f_s + 6f_{be}$	410	410.15	-92.48
$17f_s - 16f_{be}$	590	590	-89.43
$9f_s + 2f_{be}$	630	630	-91.55

Tableau IV.2 *Fréquences expérimentales et théoriques des composantes harmoniques associées au défaut de la bague extérieure (en fonctionnement sous charge).*

Fréquences	Valeur théorique	Valeur expérimentale	Amplitude
$7f_s - 4f_{be}$	1.4	1.5	-69.43
$3f_s - 2f_{be}$	24.3	26.64	-59.51
$f_s - f_{be}$	37.15	37.46	-70.85
$13f_s - 8f_{be}$	47.2	46.67	-51.39
$5f_s - 2f_{be}$	75	73.41	-68.24
$5f_s - 4f_{be}$	99.84	98.55	-57.70
$f_s - 2f_{be}$	124.92	126.8	-74.27
$f_s + f_{be}$	137.46	137.22	-70.06
$f_s + 2f_{be}$	224.92	223.65	-89.24
$5f_s - 6f_{be}$	274.76	273.73	-81.94
$f_s - 4f_{be}$	299.84	298.77	-81.18
$3f_s - 6f_{be}$	374.76	373.79	-91.55
$f_s + 6f_{be}$	574.76	574.11	-88.17
$3f_s + 6f_{be}$	674.76	674.17	-83.59

IV-4-3 Analyse expérimentale du défaut de roulement (bague extérieure) par la méthode WPT-EEV

Les défauts de roulement provoquent des vibrations, du bruit et divers dysfonctionnements dans les machines tournantes. Leur diagnostic s'appuie sur la Transformée en Paquets d'Ondelettes (WPT), permettant d'extraire les composantes fréquentielles caractéristiques, avec un choix judicieux de l'ondelette, une estimation précise des valeurs propres d'énergie (EEV) et une implémentation rigoureuse sous MATLAB.

La Transformée en Paquets d'Ondelettes (WPT) permet d'extraire les composantes principales associées à un défaut, notamment à partir du signal de courant en état défectueux.

Dans notre approche, le courant mesuré est décomposé sur 11 niveaux, produisant 1024 sous-bandes, afin de faciliter l'extraction des signatures caractéristiques du signal de courant statorique.

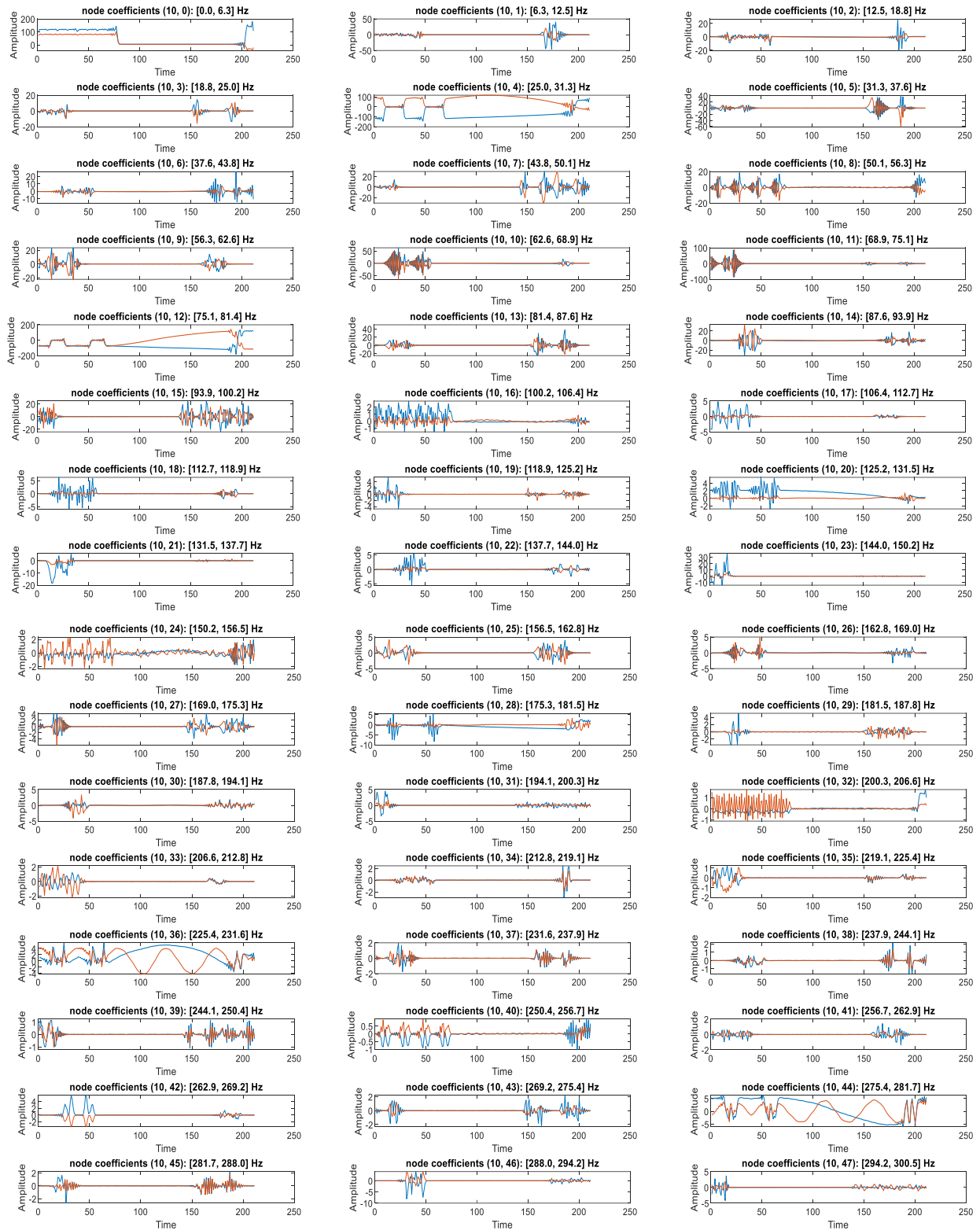


Figure IV.6 Analyse WPT du courant statorique à vide pour les états défectueux (rouge) et sain (bleu)

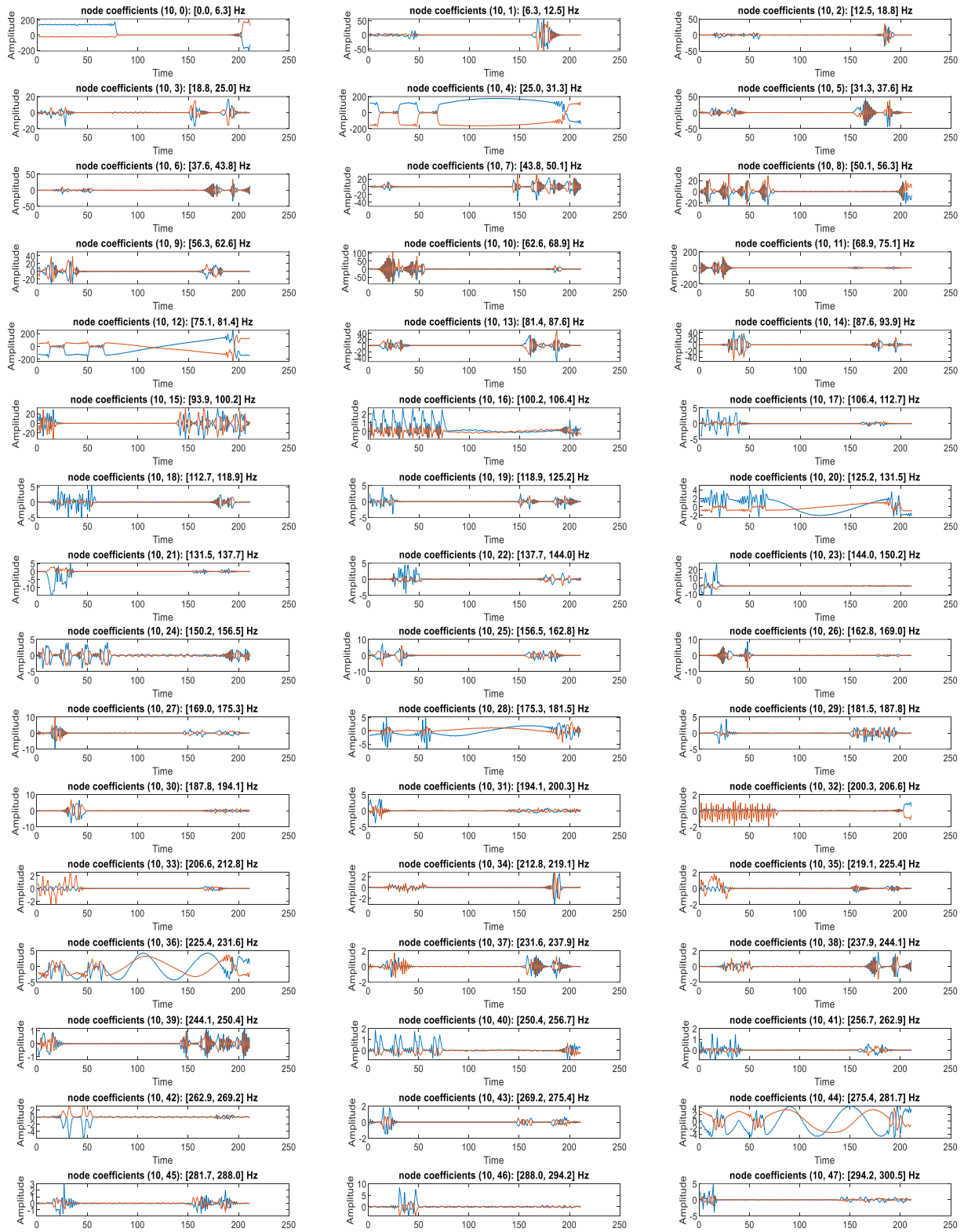


Figure IV.7 Analyse WPT du courant statorique en charge pour les états défectueux (rouge) et sains (bleu)

La Figure IV.6 illustre les résultats de l'analyse par Transformée en Paquets d'Ondelettes (WPT) appliquée aux signaux de courant moteur, permettant de comparer les états sain et défectueux de la machine en condition à vide.

La Figure IV.7 présente la décomposition du courant statorique en sous-bandes à l'aide de la WPT, mettant en évidence les variations du comportement du courant en fonction de l'état de la machine en charge.

L'amplitude de certains coefficients, notamment (10,0), (10,4), (10,12), (10,20), (10,28), (10,36) et (10,44), présente des variations significatives, se traduisant par une augmentation ou une diminution marquée, aussi bien en conditions de fonctionnement à charge qu'à vide. À l'inverse, d'autres coefficients ne montrent que des variations faibles et peu significatives par rapport à l'état sain de la machine.

Afin de mieux comprendre et quantifier ces variations, nous avons exploité les valeurs propres d'énergie associées à ces coefficients. Cette approche permet non seulement d'identifier avec précision ceux présentant des variations significatives, mais également de mettre en évidence les écarts entre les différents états de fonctionnement de la machine. Ce procédé constitue une étape essentielle pour établir un diagnostic à la fois fiable et précis.

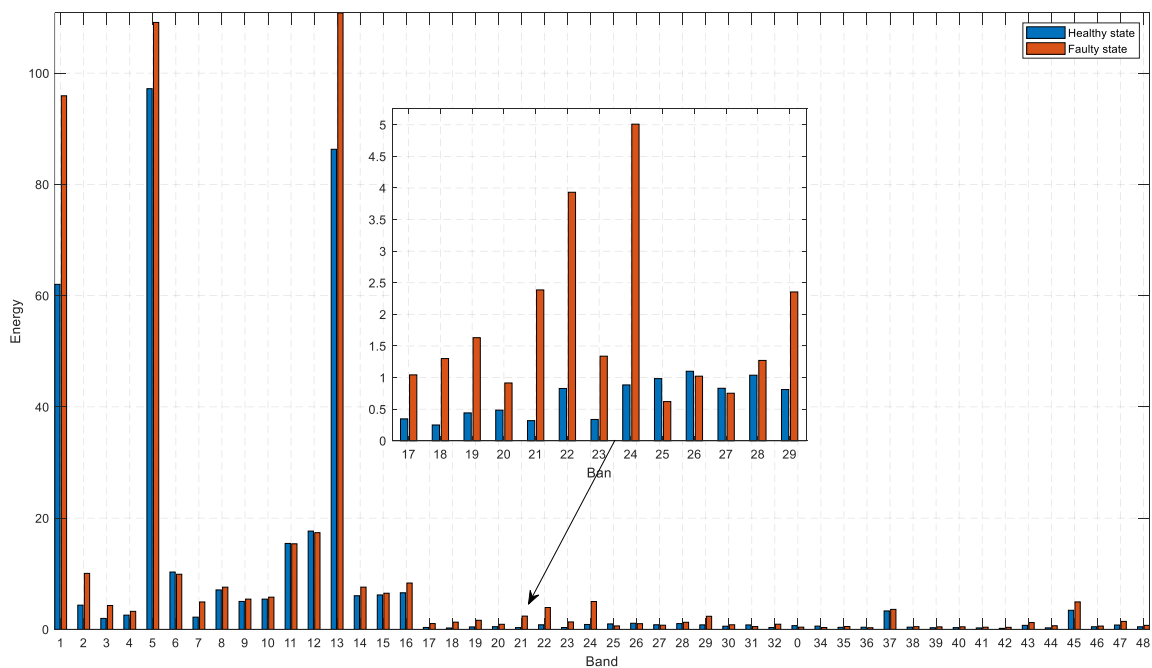


Figure IV.8 *EEV du courant statorique à vide pour les états défectueux (rouge) et sains (bleu)*

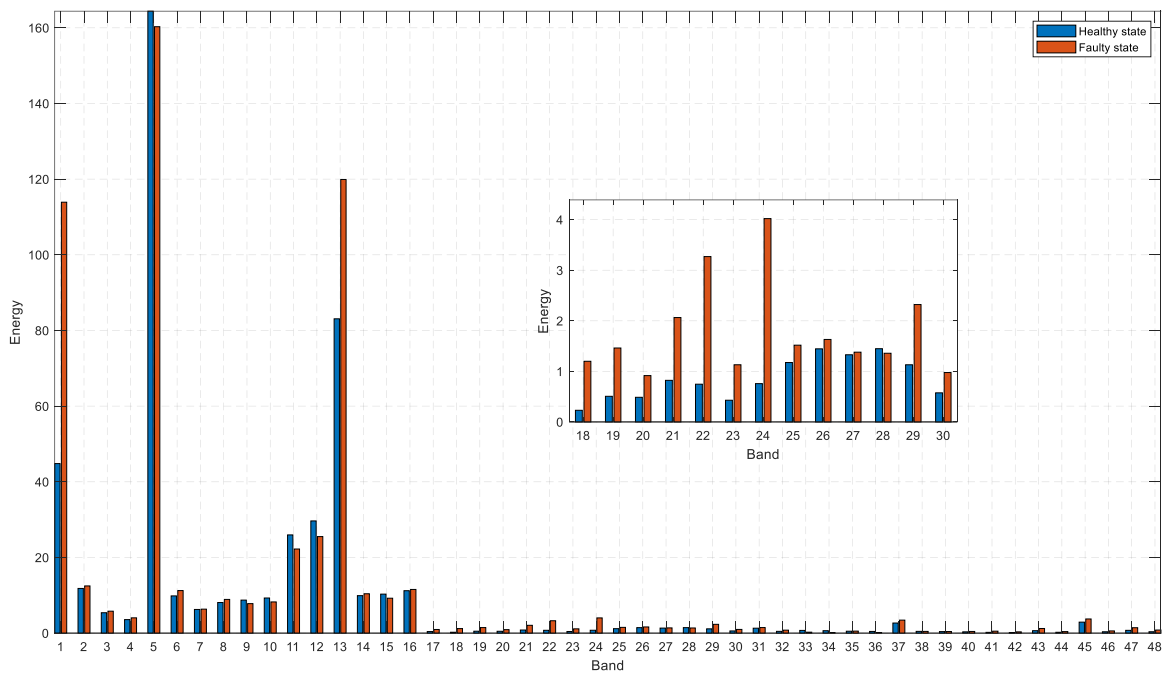


Figure IV.9 *EEV du courant statorique en charge pour les états défectueux (rouge) et sains (bleu)*

L'analyse a mis en évidence une augmentation notable des signaux d'approximation et de détail. Cette augmentation est particulièrement marquée dans certaines bandes de fréquence spécifiques. Ces bandes de fréquence contiennent des composantes directement liées aux défauts de la bague extérieure. L'observation de cette relation est corroborée par une analyse précise de l'énergie stockée dans chacune des bandes de fréquence analysées. La mesure de cette énergie confirme le lien entre l'augmentation des signaux et la présence de défauts. Les résultats ainsi obtenus se révèlent être un indicateur fiable et pertinent pour le diagnostic précis des défauts qui affectent le fonctionnement d'un moteur à induction.

En fonctionnement à vide (figure IV.8), les bandes 1, 5 et 13 présentent, dans les deux états, un niveau d'énergie élevé. Ces composantes sont principalement associées à la fréquence fondamentale, à certaines harmoniques de forte amplitude ainsi qu'à des harmoniques pouvant être liées à un défaut des bagues extérieures. Bien que l'écart entre l'état sain et l'état défectueux, on observe une légère augmentation de l'énergie en présence d'un défaut, signe que celui-ci influence même les composantes dominantes du spectre. En revanche, l'analyse détaillée des bandes 17 à 29 met en évidence un phénomène plus significatif : les bandes 23, 24 et 29, bien que caractérisées par un niveau d'énergie globalement faible, présentent une augmentation notable, pouvant atteindre jusqu'à cinq fois la valeur mesurée à l'état sain. Ce comportement traduit l'apparition d'harmoniques spécifiques, directement liées à la défaillance et constitue ainsi un indicateur fréquentiel pertinent pour le diagnostic.

En fonctionnement en charge (figure IV.9), tout comme à vide (figure IV.8), les bandes 1, 5 et 13 présentent un niveau d'énergie élevé, correspondant principalement à la fondamentale et aux composantes d'excentricité mixte, présentes dans toutes les machines, même à l'état sain, et amplifiées en présence d'un défaut de roulement provoquant une excentricité. Bien que ces amplitudes importantes réduisent leur sensibilité à la détection de défauts spécifiques, l'application de la charge modifie sensiblement la répartition de l'énergie et met en évidence certaines composantes secondaires, en particulier dans la plage des bandes 18 à 30. Dans cette zone, l'analyse révèle une augmentation notable de la valeur propre de l'énergie (EEV) pour les bandes 18, 20, 22 et 24 en état défectueux par rapport à l'état sain. Ainsi, les bandes à faible niveau d'énergie à vide, comme celle de la bande 24, deviennent nettement plus prononcées, probablement en raison de l'intensification des vibrations et des interactions électromécaniques. Ces évolutions, même si elles apparaissent dans des bandes dont l'énergie est moyenne, révèlent des signatures fréquentielles propres au défaut et servent d'indicateurs fiables pour le diagnostic.

Les bandes fréquentielles dont les coefficients présentent une amplitude croissante, ou une augmentation notable de l'énergie à différents niveaux, lors de l'apparition d'un défaut sur la bague extérieure, renferment les fréquences caractéristiques associées à ce défaut, de la forme $f_{dR} = |f_s \pm kf_v|$. Comme récapitulé dans les tableaux IV.3 et IV.4.

Les analyses démontrent clairement l'impact d'un défaut de bague extérieure sur le fonctionnement d'un moteur à induction, à vide et en charge. Les résultats indiquent une augmentation significative de l'énergie dans certaines bandes de fréquence en présence du défaut, particulièrement celles associées aux fréquences caractéristiques de la défaillance, confirmant le lien entre l'augmentation de l'énergie spectrale et le défaut. La charge accentue ce phénomène en amplifiant les composantes harmoniques, même celles initialement faibles. Ces observations, confirmées par les tableaux IV.3 et IV.4, prouvent que l'analyse de l'énergie par bandes fréquentielles est un indicateur pertinent, fiable et sensible pour le diagnostic précis des défauts de roulements dans les moteurs à induction.

Tableau IV.3 présente un récapitulatif des valeurs théoriques de certaines fréquences et leurs bandes fréquentielles, dont l'énergie associée a enregistré une augmentation lors de l'apparition d'un défaut (fonctionnement à vide).

Formule	Valeurs théoriques	Bande fréquentielle Hz	Nœud
$ 7f_s - 4f_{be} $	10	[6.3-12.5]	2
$ 5f_s - 3f_{be} $	20	[18.8-25]	4
$ 3f_s - 2f_{be} $	30	[25-31.1]	5
$ f_s - f_{be} $	40	[37.6-43.8]	7
$ 11f_s - 7f_{be} $	80	[75.1-81.4]	13
$ 9f_s - 4f_{be} $	90	[87.6-93.9]	15
$ 5f_s - 4f_{be} $	110	[106.4-112.7]	18
$ 3f_s - 3f_{be} $	120	[112.7- 118.9]	19
$ f_s + f_{be} $	140	[125.2-131.5]	23
$ 17f_s - 10f_{be} $	150	[137.7-144]	24
$ 9f_s - 7f_{be} $	180	[175.3-181.5]	29
$ f_s + 2f_{be} $	230	[244.1-250.4]	37
$ 7f_s - 7f_{be} $	280	[275.4-281.7]	45

Tableau IV.4 Présente un récapitulatif des valeurs théoriques de certaines fréquences et leurs bandes fréquentielles, dont l'énergie associée a enregistré une augmentation lors de l'apparition d'un défaut (fonctionnement en charge).

Formule	Valeurs théoriques	Bande fréquentielle Hz	Nœud
$ 7f_s - 4f_{be} $	1.52	[0- 6.3]	1
$ 5f_s - 3f_{be} $	11.36	[6.3-12.5]	2
$ 3f_s - 2f_{be} $	24.24	[18.8-25]	4
$ f_s - f_{be} $	37.156	[25-31.3]	6
$ 13f_s - 8f_{be} $	46.96	[43.8-50.1]	8
$ 9f_s - 6f_{be} $	72.72	[68.9-75.1]	12
$ 5f_s - 2f_{be} $	75.76	[75.1-81.4]	13
$ 7f_s - 5f_{be} $	85.6	[81.4-87.6]	14
$ 5f_s - 4f_{be} $	98.48	[93.9-100.2]	16
$ 3f_s - 3f_{be} $	111.36	[106.4-112.7]	18
$ f_s - 2f_{be} $	124.34	[118.9-125.2]	20
$ f_s + f_{be} $	137.156	[131.5-137.7]	22
$ 11f_s - 8f_{be} $	146.96	[144-150.2]	24
$ 7f_s - 7f_{be} $	280	[275.4-281.7]	45

CONCLUSION

Ce chapitre s'est penché sur deux approches distinctes pour le diagnostic des défauts de roulements. La première méthode que nous avons examinée se base sur une analyse approfondie du spectre électrique du courant statorique. Cette analyse a été réalisée dans diverses situations d'opération, notamment lorsque le système est sain, lorsqu'il présente des défaillances, en mode de charge et également à vide. Pour effectuer cette analyse, nous avons utilisé la transformation de Fourier rapide (FFT), qui permet de révéler les fréquences sous-jacentes dans le signal. Il a été observé que la fréquence caractéristique qui est liée à un défaut dans la bague du roulement est clairement présente le long de la bande fréquentielle. Parmi toutes les bandes, la bande (b) qui s'étend de 0 à 200 Hz est celle qui est le plus fortement impactée par le défaut, ce qui permet de cibler les analyses dans cette plage particulière.

La deuxième méthode, qui est également explorée dans ce chapitre, est fondée sur l'utilisation de la transformation en paquets d'ondelettes (WPT) ainsi que sur l'estimation de l'énergie propre (EEV). Dans cette approche, la WPT est employée pour extraire des coefficients de paquets d'ondelettes à partir du signal de courant mesuré. Ces coefficients sont ensuite soumis à une analyse détaillée par l'intermédiaire de l'EEV, permettant d'identifier de manière précise et efficace les défauts présentes. Cette technique a fait l'objet de validations sur un moteur présentant des défauts, qu'il soit à l'état de vide ou en pleine charge, montrant ainsi son efficacité supérieure en comparaison avec des méthodes de diagnostic plus traditionnelles et largement utilisées. Grâce à la possibilité de décomposer le signal en bandes de fréquence plus étroites, cette approche rend la détection des variations de l'EEV beaucoup plus accessible, même en cas où la machine fonctionne à vide. En revanche, il est important de noter que la transformation en ondelettes discrètes (DWT) génère des bandes de fréquence plus larges. Cela a pour effet de compliquer la détection des variations de l'EEV, rendant ainsi le diagnostic moins précis et efficace par rapport à l'approche par paquets d'ondelettes.

////////////////////////////////////

CHAPITRE V :

DETECTION DES DEFAUTS D'EXCENTRICITE EN UTILISANT MOBILENETV2-CLASSIFIEURS

////////////////////////////////////

INTRODUCTION

La détection automatisée des défauts dans les machines électriques constitue un enjeu primordial dans le domaine de la maintenance prédictive, notamment en ce qui concerne les défauts d'excentricité. Ces anomalies, souvent complexes à identifier par des méthodes visuelles ou conventionnelles, peuvent engendrer une dégradation progressive des performances des machines, voire des défaillances critiques. Dans ce contexte, les techniques d'intelligence artificielle, et plus particulièrement l'apprentissage profond, offrent des solutions prometteuses pour optimiser la précision du diagnostic.

Ce chapitre s'inscrit dans cette démarche en explorant l'application du modèle de réseau de neurones convolutionnels MobileNetV2, reconnu pour son efficacité et sa légèreté computationnelle, en association avec trois classifieurs traditionnels : Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM) et Decision Tree (DT). L'objectif principal est de comparer ces différentes configurations dans le cadre de la classification des défauts d'excentricité, en utilisant des signaux de courant statorique acquis à vide et en charge. L'évaluation des performances est réalisée à l'aide de métriques standard (précision, rappel, F1-score, exactitude) et analysée au moyen des matrices de confusion. L'étude vise à déterminer la combinaison qui offre le compromis optimal entre robustesse, précision de classification et capacité de généralisation, en vue d'une intégration performante dans des systèmes de diagnostic intelligent.

V-1 LES RESEAUX DE NEURONES CONVOLUTIFS

L'apprentissage profond est très répandu dans de nombreux domaines et a donné de bons résultats. Parmi les algorithmes d'apprentissage profond, les réseaux de neurones convolutifs (CNN) sont ceux qui ont connu le développement le plus rapide [ACH 15]. Avec l'amélioration des performances des ordinateurs, les CNN sont plus efficaces que les méthodes classiques pour traiter les données audios et vidéo.

Les réseaux de neurones convolutifs sont devenus une architecture standard pour classer des images complexes. Leur succès vient de leur capacité à identifier automatiquement les caractéristiques importantes des images grâce à des couches de convolution, ce qui améliore la précision de la classification. Ces réseaux examinent les images, repèrent les éléments clés et les classent. Les recherches de Yann LeCun et de ses collègues [LeC 15] ont joué un rôle crucial dans le développement et la compréhension de ces réseaux pour le traitement d'images.

De même, l'apprentissage profond est aussi couramment utilisé pour diagnostiquer les défauts des roulements. Comparé aux méthodes de diagnostic traditionnelles, le diagnostic basé sur les CNN est plus robuste au bruit, et plus précis [He 22].

Un réseau de neurones convolutif (CNN, pour *Convolutional Neural Network*). Ce type d'architecture se compose généralement de deux grandes sections. La première, dite *convolutive*, est dédiée à l'extraction automatique des caractéristiques essentielles à partir des données d'entrée, grâce à l'utilisation de filtres de convolution. La seconde, appelée *partie classification*, repose souvent sur un perceptron multicouche (MLP, *Multi-Layer Perceptron*), et sert à interpréter les caractéristiques extraites pour produire la prédiction finale, comme illustré dans la Figure V.1

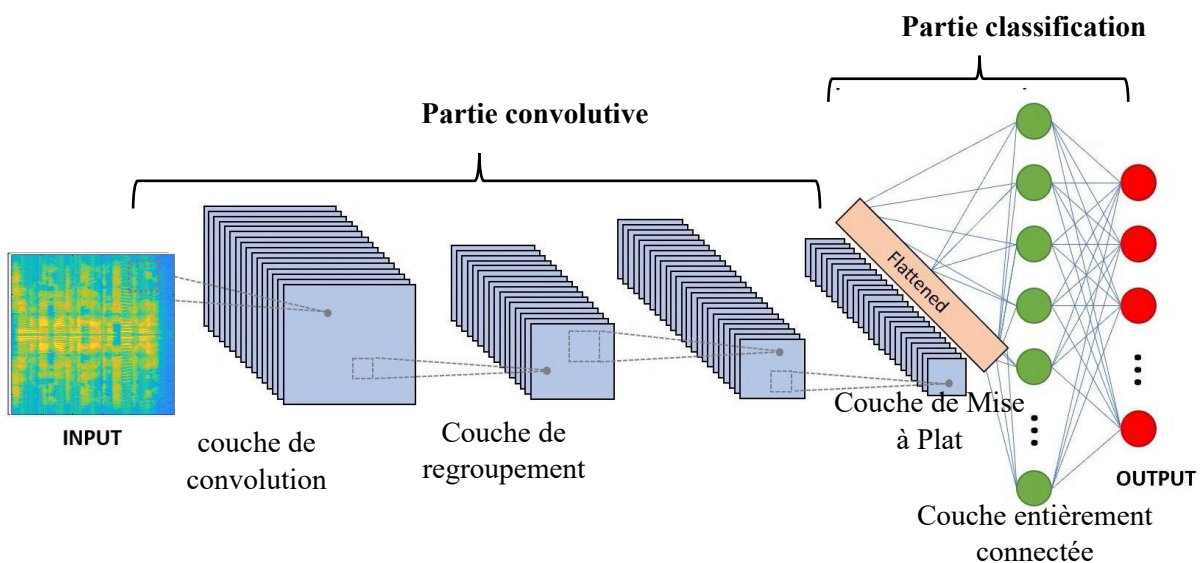


Figure V.1 CNN Architecture

V-1-1 La partie convolutive :

La partie convolutive d'un réseau de neurones convolutifs (CNN) repose sur trois types de couches principales, comme le montre la Figure V.1. Elle débute par la couche de convolution, qui permet d'extraire des caractéristiques spécifiques à partir des données d'entrée à l'aide de filtres. Vient ensuite la couche de sous-échantillonnage (ou pooling), qui a pour rôle de diminuer la taille des représentations tout en conservant l'essentiel de l'information. La couche d'activation intervient ensuite pour introduire des non-linéarités essentielles au bon apprentissage du réseau [BHA 21].

V-1-1-1 La couche de convolution :

La convolution constitue un élément clé dans l'architecture des réseaux de neurones convolutifs (CNN). Elle vise à identifier automatiquement des caractéristiques significatives (*features*) présentes dans les images en entrée. Pour cela, un filtre, correspondant à une caractéristique particulière, est appliqué de manière glissante sur l'image. À chaque déplacement, un produit de convolution est calculé entre le filtre et la région locale de l'image. Cette opération, illustrée à la Figure V.2 permet de produire en sortie une carte de caractéristiques (feature map), souvent de taille réduite [KHO 23]:

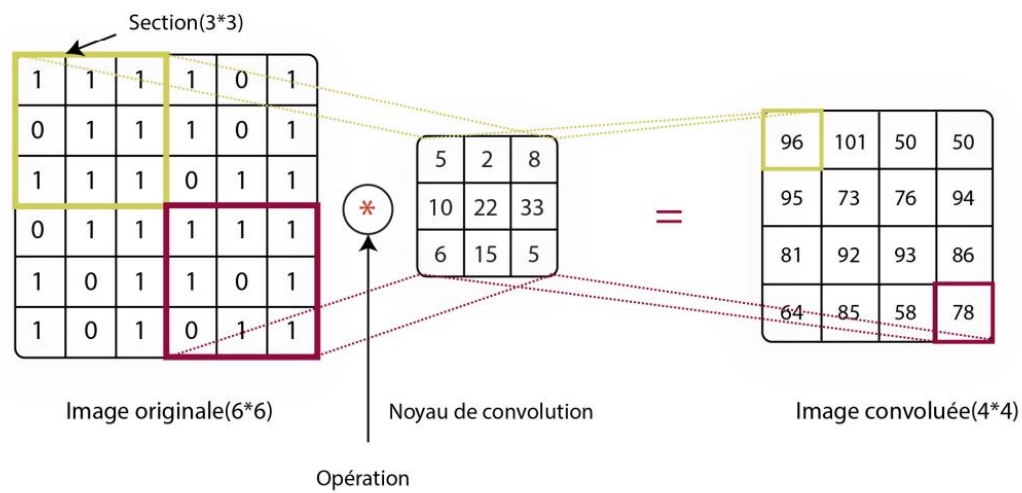


Figure V.2 Convolution

La couche de convolution exploite une connexion locale et un partage de poids. La connexion locale permet d'apprendre les caractéristiques locales en connectant les paramètres de la couche de convolution uniquement à la couche précédente, assurant ainsi des réponses similaires pour des entrées similaires. Le partage de poids réduit le nombre de paramètres et accélère la convergence. La convolution peut être décrite mathématiquement par la formule suivante [KHO 23] [He 22] :

$$F(i, j) = f \left(\sum_{m=0} \sum_{n=0} X(i+m, j+n) \cdot K(m, n) + w_b \right) \quad (V.1)$$

Où, f représente la fonction d'activation, généralement la fonction ReLU, qui sera décrite en détail ci-dessous. $F(i, j)$ désigne la valeur de la carte de caractéristiques en sortie à la position (i, j) . X représente la carte de caractéristiques en entrée, tandis que K correspond

au noyau de convolution. Les indices m et n font référence aux positions dans ce noyau, et w_b indique le terme de biais associé à l'opération de convolution.

Dans les réseaux de neurones convolutifs (CNN), la sélection des paramètres de convolution est essentielle pour optimiser les performances. Deux paramètres méritent une considération particulière

- Taille du noyau (kernel size) : Ce paramètre définit la région couverte par l'opération de convolution. Les dimensions fréquemment utilisées (3x3, 5x5, 7x7) permettent de capturer des caractéristiques à granularité fine (petites dimensions) ou globale (grandes dimensions).
- pas (Stride) : Ce paramètre spécifie l'intervalle de déplacement du noyau, ce qui peut réduire la dimension spatiale des caractéristiques, diminuer la complexité computationnelle ou réaliser un sous-échantillonnage.

V-1-1-2 Fonction d'activation :

L'introduction d'une fonction d'activation améliore significativement la capacité d'adaptation d'un modèle en introduisant une non-linéarité. Ceci permet de modéliser des fonctions plus complexes. En l'absence de fonction d'activation, chaque couche se réduirait à une simple transformation linéaire de la précédente, ce qui limiterait considérablement le type de fonctions pouvant être apprises. Les fonctions d'activation fréquemment utilisées (sigmoïde, ReLU, tanh, Leaky ReLU, Maxout, etc.) sont continues et différentiables, ce qui facilite les calculs mathématiques nécessaires. L'expression de la fonction ReLU est la suivante :

$$f(x) = \max(0, x) \quad (\text{V.2})$$

L'image de la fonction ReLU est présentée dans la Figure V.3.

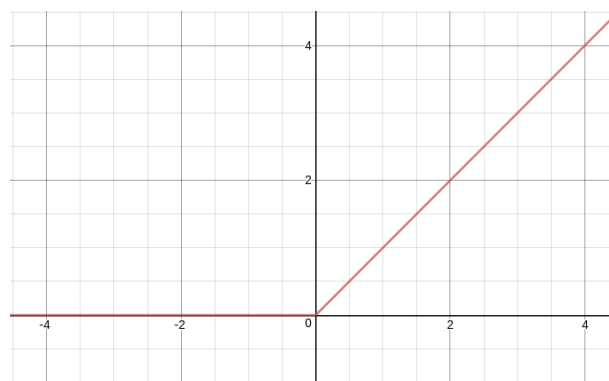


Figure V. 3 La représentation graphique de la fonction ReLU.

V-1-1-3 Couche de regroupement (pooling)

Ce type de couche est généralement inséré entre deux couches de convolution. Elle reçoit en entrée plusieurs cartes de caractéristiques et applique une opération de pooling à chacune d'elles. Le but de cette opération est de réduire la taille des images tout en préservant les informations essentielles. Pour cela, l'image est découpée en cellules régulières, et l'on extrait, pour chaque cellule, la valeur maximale, comme le montre la Figure V.4. Pour limiter la perte d'informations importantes, on privilégie souvent l'utilisation de petites cellules carrées. Les dimensions les plus courantes sont de 2×2 ou 3×3 pixels, appliquées sur des régions adjacentes [ZHA 18].

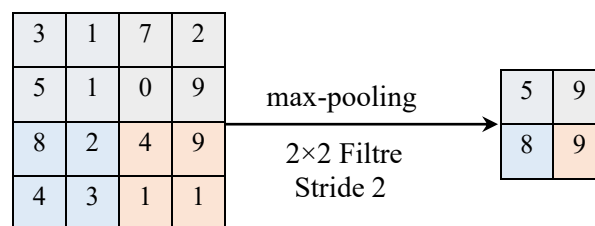


Figure V.4 Exemple de max-pooling.

Certains modèles n'utilisent plus la couche de regroupement (pooling), car celle-ci réduit la dimensionnalité des données et simplifie les calculs. Cependant, une partie des données originales est alors perdue. Cette perte peut nuire aux performances finales du modèle [Xu 19].

V-1-2 La partie de classification :

La phase de classification d'un réseau de neurones convolutifs (CNN) s'articule essentiellement autour de deux types de couches : la couche entièrement connectée, qui assure l'intégration et la mise en relation des caractéristiques extraites, et la couche de sortie, dont la configuration dépend du nombre de classes à distinguer et permet de fournir la prédiction finale du modèle.

V-1-2-1 Couche de mise à plat (flattening)

La mise à plat, également appelée (flattening) en anglais, constitue la dernière étape de la phase d'extraction de caractéristiques. Elle consiste à transformer les cartes de caractéristiques (représentées sous forme de matrices de nombres) en un vecteur unidimensionnel. Concrètement, ces matrices ne représentent plus des images ou des pixels au

sens classique, mais des valeurs numériques reflétant les caractéristiques apprises. Chaque matrice est parcourue ligne par ligne, et ses valeurs sont concaténées pour former un vecteur unique, comme illustré à la Figure V.1.

V-1-2-2 Couche entièrement connectée

De manière générale, une couche entièrement connectée se compose d'un ensemble de neurones, chacun étant connecté à tous les neurones de la couche précédente. Chaque connexion inter-neuronale est pondérée, cette pondération reflétant l'importance de la liaison. Chaque neurone intègre deux fonctions distinctes : la pré-activation et l'activation. La fonction de pré-activation est déterminée selon l'expression suivante [KHO 23]:

$$Y = \sum_{i=0}^n (X_i \cdot W_i) + w_b \quad (V.3)$$

Où : X désigne les caractéristiques d'entrée, généralement sous forme de vecteur ; W représente le poids associé à chaque connexion du neurone, et w_b correspond au biais.

La fonction d'activation est définie par la formule suivante :

$$Softmax(X_i) = \frac{e^{X_j}}{\sum_{j=1}^N e^{X_j}} \quad (V.4)$$

X représente la valeur obtenue après la pré-activation, tandis que N indique le nombre total de neurones composant la couche entièrement connectée.

V-2 LES ALGORITHMES DE CLASSIFICATION

L'extraction de caractéristiques visuelles à partir d'images est une étape fondamentale pour optimiser les performances de diverses tâches de classification. Dans le domaine de la classification d'images, les encodages représentationnels s'avèrent cruciaux pour améliorer la précision des modèles. Ces encodages peuvent reposer sur des caractéristiques de texture locales ou sur des caractéristiques extraites de manière automatisée. Notamment, les caractéristiques profondes, extraites à travers de multiples couches représentationnelles, favorisent la formation de représentations de haut niveau. Ces dernières permettent de capturer des structures sémantiques complexes au sein des données, augmentant ainsi la capacité du modèle à discriminer et à interpréter l'information visuelle.

V-2-1 L'algorithme des arbres de décision (DT)

Les arbres de décision représentent (DT) un outil puissant et polyvalent dans le domaine des algorithmes d'apprentissage automatique. En tant qu'algorithmes d'apprentissage supervisé, ils s'adaptent aux tâches de classification et de régression, ce qui les rend pertinents pour diverses applications, telles que la détection de fraudes, le diagnostic médical et la maintenance prédictive. La force des arbres de décision réside dans leur capacité à modéliser des relations complexes et non linéaires entre les variables, grâce à un ensemble de règles de décision simples et intuitives [CHA 21].

Les arbres de décision sont ainsi nommés en raison de leur architecture arborescente. L'algorithme partitionne les données en sous-ensembles progressifs, basés sur divers attributs pertinents, jusqu'à l'obtention d'un point permettant une prédiction ou une décision. Cette structure se manifeste visuellement sous la forme d'un arbre, tel qu'illustré à la Figure V.5 [SOM 16].

- **Nœud racine** : point de départ de l'arbre, représentant l'ensemble complet de données utilisé pour entraîner le modèle. On l'appelle aussi « nœud parent » puisqu'il est le plus haut de l'arbre et dont toutes les autres branches partent.
- **Séparation** (ou **division**) : processus consistant à découper les données en sous-groupes plus petits selon un attribut ou une caractéristique spécifique.
- **Nœud de décision** : point de l'arbre où s'opère une séparation basée sur un attribut ou une caractéristique donnée. On l'appelle aussi « nœud interne ».
- **Branche** : section de l'arbre de décision, également appelée « sous-arbre ».
- **Nœud terminal** : dernier nœud qui représente le résultat ou la prédiction. On l'appelle aussi « nœud feuille ».

Les arbres de décision sont construits en partitionnant récursivement les données en fonction des valeurs des variables d'entrée. L'algorithme sélectionne ensuite la meilleure caractéristique ou attribut pour diviser les données en deux sous-ensembles, selon un critère d'optimisation. L'arbre continue à se développer jusqu'à ce que toutes les données soient partitionnées ou qu'un critère d'arrêt soit atteint. L'arbre ainsi obtenu peut ensuite être utilisé pour faire des prédictions sur de nouvelles données en suivant les règles de décision depuis la racine jusqu'au nœud terminal [CHA 21].

Les deux types d'arbres de décision les plus couramment utilisés sont les arbres de classification et les arbres de régression. Dans les deux cas, l'objectif est de construire un arbre

capable de prédire avec précision la variable cible à partir des caractéristiques d'entrée. En divisant les données de manière itérative selon les caractéristiques les plus informatives, les arbres de décision sont capables d'apprendre des relations complexes entre les variables d'entrée et les variables de sortie [BAT 21].

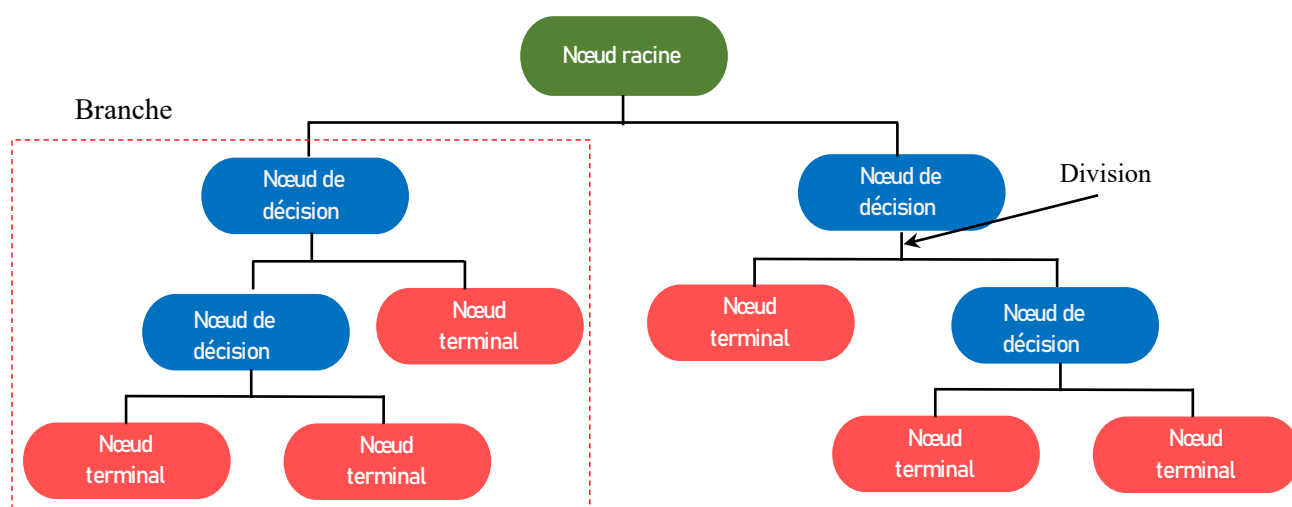


Figure V.5 Structure d'un arbre de décision.

V-2-2 L'algorithme des forêts aléatoires (RF)

La Figure V.6 illustre l'application de la méthode RF (Random Forest) à la détection d'intrusion. RF repose sur la construction d'un ensemble d'arbres de décision, chacun contribuant à la classification des données [BIA 16]. La classe finale est ensuite déterminée par un vote majoritaire des arbres.

La méthode RF repose sur l'agrégation bootstrap appliquée à un arbre d'apprentissage. Elle est mise en œuvre sur un ensemble d'apprentissage $X = x_1, x_2, \dots, x_n$ avec $Y = y_1, y_2, \dots, y_n$ représentant les réponses correspondantes. L'algorithme RF est exécuté itérativement B fois. À chaque itération, un échantillon avec remplacement de n exemples d'entraînement X_b, Y_b est sélectionné à partir de X, Y . Ensuite, un arbre de classification f_b est entraîné sur X_b, Y_b . Finalement, une fois la boucle terminée, un vote majoritaire est appliqué afin de déterminer la classe appropriée

Si C_b est la prédiction de classe du $b^{\text{ème}}$ arbre de décision de la forêt aléatoire, la classe finale sera [MOU 21] :

$$C_{rf}^B(x) = \text{majorityVote}\{C_b(x)\}_1^B \quad (\text{V.5})$$

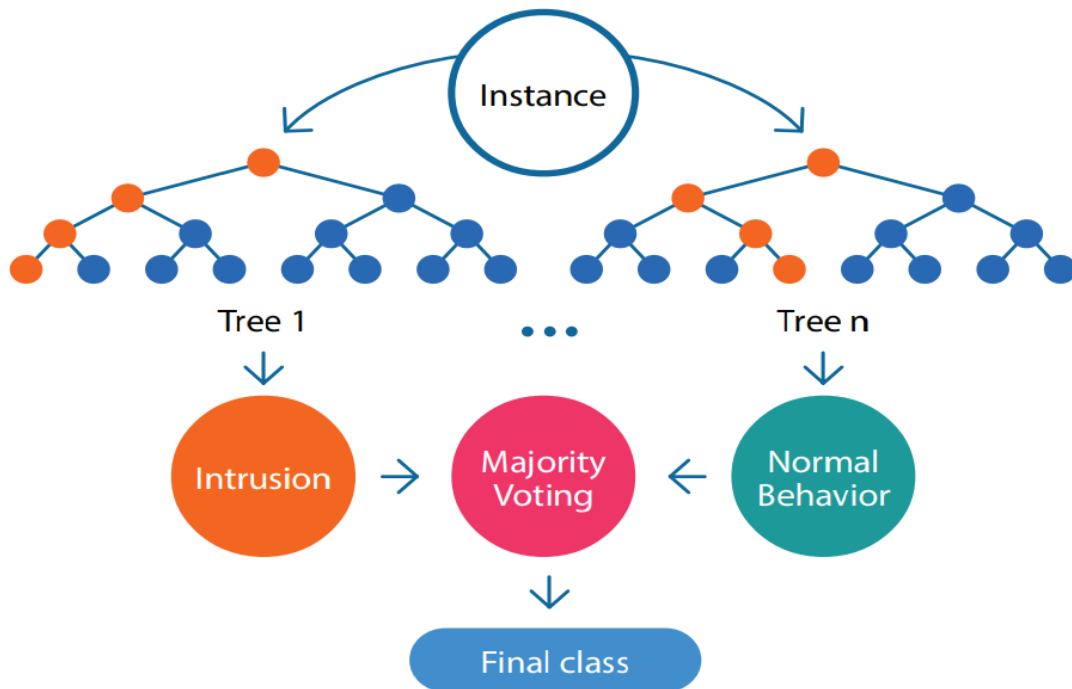


Figure V.6 Forêts Aléatoires de décision

V-2-3 Support Vecteur Machine (SVM)

Le Support Vecteur Machine (SVM), introduites par Vapnik en 1992, constituent une méthode d'apprentissage supervisé particulièrement efficace, notamment dans le domaine du traitement d'images. Ces algorithmes ont pour vocation de résoudre des problèmes de classification en séparant deux classes de données à partir d'un ensemble d'apprentissage constitué de paires (x_i, y_i) , où $x_i \in \mathbb{R}^n$ représente un vecteur de caractéristiques en n dimensions, et $y \in \{-1, 1\}$ désigne l'étiquette associée [TAF 22].

L'objectif des SVM est de construire une fonction de décision $F(x)$ capable de prédire avec précision la classe d'une instance inconnue. Pour ce faire, les SVM cherchent à déterminer un hyperplan optimal qui sépare les deux classes tout en maximisant la marge, c'est-à-dire la distance entre l'hyperplan et les points de données les plus proches appartenant à chaque classe. Cette stratégie vise à garantir une capacité de généralisation robuste du modèle face à de nouvelles données [TAF 22].

Les Machines à Vecteurs de Support (SVM) ont été spécifiquement développées pour traiter des tâches de classification binaire, consistant à distinguer deux catégories de données de manière claire et séparée. Leur usage initial se concentrait sur la résolution de problèmes à

deux issues possibles, représentées le plus souvent par les étiquettes +1 et -1 (ou 1 et 0). Cette approche reposait sur l'hypothèse qu'il existait une fonction de séparation linéaire apte à discriminer efficacement les deux classes.

$$F(x) = x^T \beta + \beta_0 \quad (V.6)$$

Dans l'équation (3.1), la fonction $F(x)$ représente le modèle à estimer. L'hyperplan de séparation, défini par un vecteur normal β et une constante β_0 , permet de distinguer deux classes situées de part et d'autre de cet hyperplan. Les données les plus proches de ce dernier, appelées *vecteurs de support*, jouent un rôle central, car elles déterminent à elles seules l'équation de l'hyperplan. Deux hyperplans parallèles, H_{p+} et H_{p-} , encadrent ces vecteurs de support et définissent la marge de séparation. Ces hyperplans sont définis selon l'expression suivante [KHO 23]:

$$H_{p+} : x^T \beta + \beta_0 \quad \text{pour tout } i, y_i = +1 \quad (V.7)$$

$$H_{p-} : x^T \beta + \beta_0 \quad \text{pour tout } i, y_i = -1 \quad (V.8)$$

$$F(x) \begin{cases} y_i = +1 & \text{si } x^T \beta + \beta_0 \geq +1 \\ y_i = -1 & \text{si } x^T \beta + \beta_0 \leq -1 \end{cases} \quad (V.9)$$

Ces équations représentent des hyperplans de séparation parallèles permettant de diviser les données. Elles peuvent être exprimées de façon plus concise comme suit :

$$y_i (w^T x_i + w_b) \geq 1 \quad \forall i \quad (V.10)$$

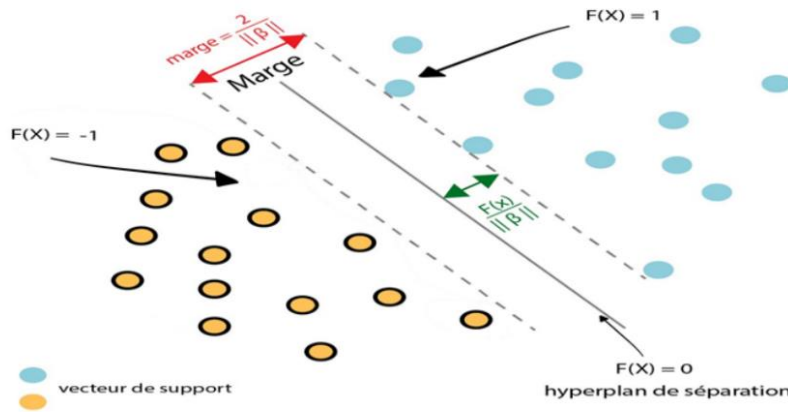


Figure V.7 Illustre le concept de marge dans le cadre de la classification par SVM définies par l'équation (V.9)

V-3 MOBILENETV2

MobileNetV2 est une architecture de réseau neuronal profond (DNN) légère, introduite par Google, et conçue pour les plateformes mobiles et les processeurs à faible capacité de calcul. MobileNetV2 est l'un des modèles DNN les plus performants, en termes de précision et de taille, ce qui en fait une solution idéale pour les applications de l'Internet des Objets (IoT).

MobileNetV2, une évolution significative de la première version des séries MobileNet, introduit des techniques innovantes pour optimiser les performances des réseaux de neurones. Parmi ces techniques, on trouve l'utilisation de résiduels inversés et de goulots d'étranglement linéaires, deux concepts clés qui contribuent à l'amélioration de l'efficacité et de la précision du modèle [ZHU 21].

Les résiduels inversés jouent un rôle crucial dans le processus de calcul des activations, notamment en ce qui concerne l'application de la fonction ReLU (Rectified Linear Unit). Ils permettent au réseau de calculer ces activations de manière plus efficace, en réduisant la perte d'informations qui peut se produire lors de cette étape. En d'autres termes, les résiduels inversés aident à conserver une plus grande quantité d'informations pertinentes après l'application de la fonction d'activation ReLU. Cette conservation d'informations est essentielle pour la performance globale du réseau [SAN 18].

Parallèlement, les goulots d'étranglement linéaires sont utilisés pour préserver au maximum les informations précieuses qui ont été conservées grâce aux résiduels inversés. Plus précisément, il est important que la dernière activation dans le goulot d'étranglement soit une activation linéaire. L'utilisation d'une activation linéaire à cette étape permet d'éviter une perte d'informations supplémentaire qui pourrait survenir avec d'autres types d'activations non linéaires. En maintenant la linéarité de l'activation finale dans le goulot d'étranglement, MobileNetV2 garantit que les informations sont transmises de manière optimale aux couches suivantes du réseau [SAN 18].

La figure V.8 illustre l'architecture du modèle MobileNetV2. Celle-ci se compose de couches de convolution 2D, de couches à résidus inversés avec goulots d'étranglement linéaires, ainsi que de couches de regroupement (*pooling*) [TRA 22].

L'architecture repose sur des blocs appelés structures à résidus inversés avec goulots d'étranglement linéaires, qui constituent les éléments fondamentaux du réseau. Chaque blocs de ce type procède en trois étapes [TOR 21]:

1. **Expansion** : une entrée initialement de faible dimension est projetée dans un espace de plus haute dimension.
2. **Convolution en profondeur linéaire** (*depthwise convolution*) : cette étape applique un filtrage spatial léger tout en maintenant l'efficacité computationnelle.
3. **Projection** : les données sont ramenées dans un espace de plus faible dimension.

Enfin, à l'image des connexions résiduelles traditionnelles, des raccourcis sont intégrés afin de faciliter la rétropropagation du gradient, accélérer la convergence de l'apprentissage et améliorer la précision finale du modèle.

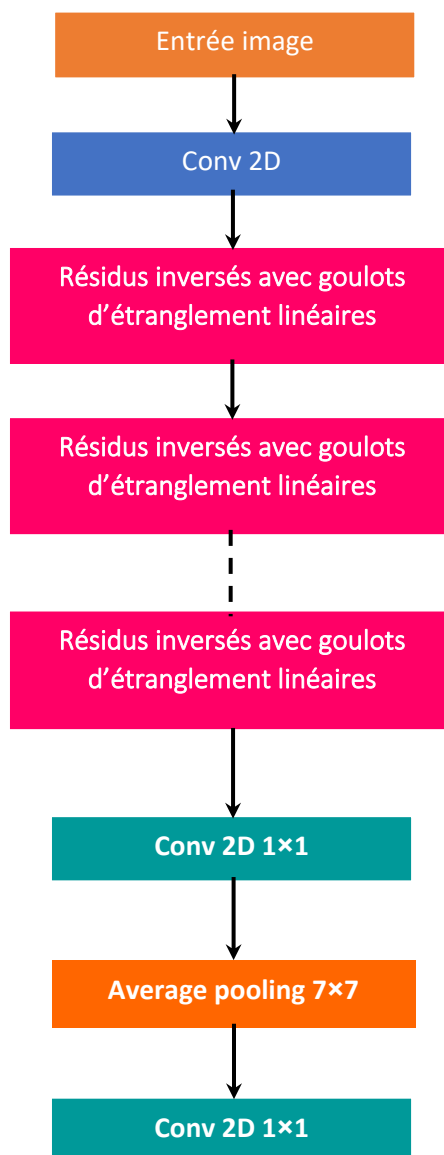


Figure V.8 L'architecture du réseau de neurones profonds MobileNetV2.

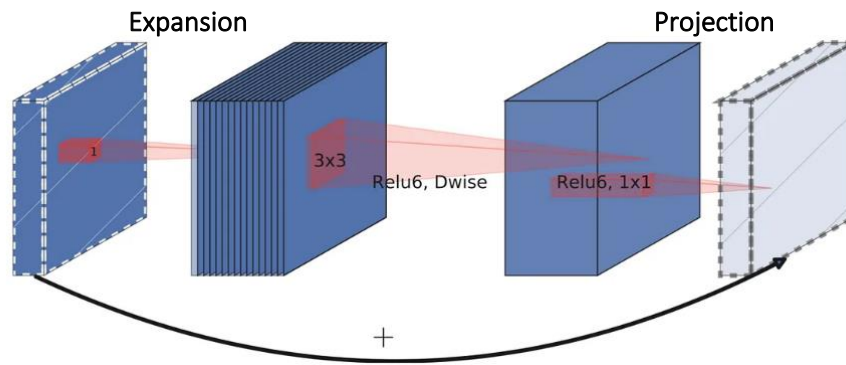


Figure V. 9 Visualisation des cartes de caractéristiques intermédiaires dans la couche à résidus inversés avec goulots d'étranglement linéaires

V-4 METHODOLOGIES

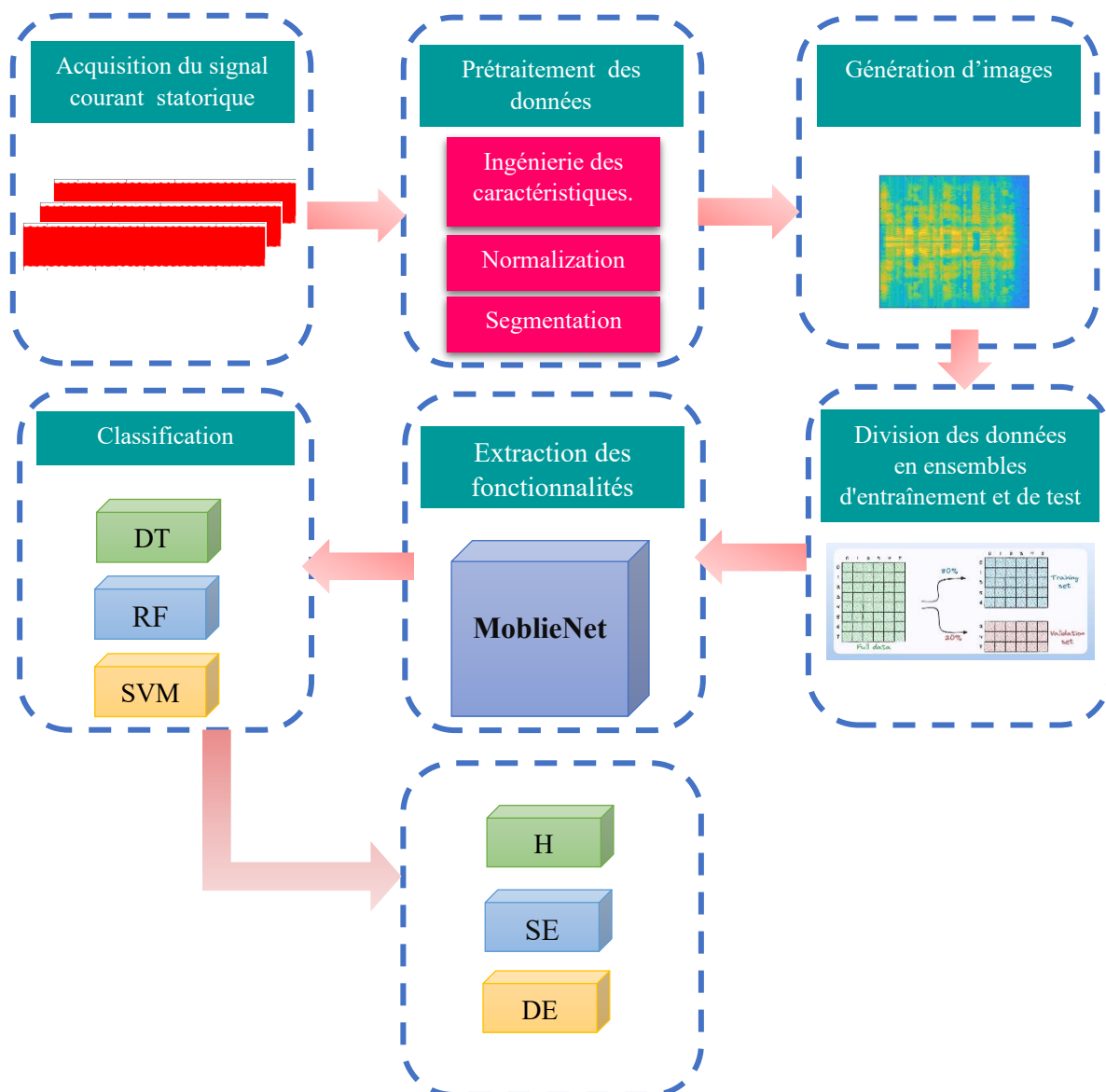


Figure V.10 Schéma bloc de la méthodologie.

V-4-1 Description des données.

Un banc d'essai expérimental a été élaboré et déployé dans le but de permettre une analyse approfondie des défauts d'excentricité au sein des machines électriques. Ce dispositif permet de recréer, de manière contrôlée, diverses conditions de fonctionnement, incluant notamment les situations d'excentricité statique (SE), dynamique (DE) ou la coexistence de ces deux types est désignée par le terme d'excentricité mixte (ME). Il offre ainsi la possibilité d'évaluer l'impact de ces défauts sur différentes grandeurs physiques mesurables, telles que le courant statorique, les vibrations mécaniques et le niveau de bruit acoustique.

Dans une configuration idéale, le stator et le rotor partagent le même axe géométrique. L'excentricité statique se manifeste lorsque le rotor tourne autour de son propre axe géométrique, lequel est distinct de celui du stator. L'excentricité dynamique, quant à elle, se caractérise par un rotor non concentrique avec le stator, tout en conservant sa rotation autour de son propre axe géométrique.

L'excentricité représente une variation non uniforme de l'entrefer entre le stator et le rotor. Ce phénomène peut être attribué à divers facteurs, tels qu'une charge déséquilibrée, l'usure des roulements, un voile de l'arbre du rotor ou encore des phénomènes de résonance mécanique sous certaines charges critiques. Cette irrégularité affecte directement la stabilité du système, en induisant des forces magnétiques déséquilibrées agissant sur le rotor et le stator. Elle entraîne ainsi des vibrations mécaniques excessives ainsi qu'un niveau de bruit acoustique élevé. Ce déséquilibre se manifeste également par la présence d'harmoniques spécifiques dans le spectre du courant statorique, faisant de ce dernier une source précieuse d'informations pour le diagnostic des machines électriques.

Dans ce chapitre, les expérimentations ont été conduites à l'aide du dispositif d'analyse des courants, décrit en détail dans le chapitre II et représenté à la Figure II.1. Ce banc expérimental est interfacé avec une carte DSPACE, assurant l'acquisition et le pilotage via Matlab/Simulink, avec une fréquence d'échantillonnage de $f_e = 10000\text{Hz}$. Il repose sur une machine asynchrone à cage d'écureuil (3 kW, couplage triangle, 2 pôles, $f = 50\text{Hz}$, 28 barres), utilisée comme élément principal du système. Cette machine est accouplée à une charge de freinage (soit un frein à poudre, soit une machine à courant continu) permettant de reproduire diverses conditions de charge et de fonctionnement. Ce montage expérimental offre ainsi une plateforme fiable et flexible pour l'évaluation expérimentale des méthodes avancées de diagnostic des défauts de roulements proposées dans ce travail.

Une carte d'acquisition DSPACE DS1104 assure l'acquisition et l'analyse des courant statorique. Reliée à un ordinateur équipé de Matlab ou LabView, elle permet la collecte, le traitement et la visualisation des données en temps réel. La création du défaut d'excentricité, obtenu par modification de la bague intérieure et/ou extérieure du roulement, exige une grande précision en raison de la faible valeur de l'entrefer.

Une base de données d'images du courant statorique a été constituée, comprenant trois états distincts : état sain, défaut d'excentricité statique et défaut d'excentricité dynamique. Conformément au Tableau V.1, cette base de données est partitionnée en deux ensembles : un ensemble d'apprentissage (80 %) et un ensemble de test (20 %), destinés à l'entraînement d'un réseau de neurones convolutif (CNN).

Tableau V. 1 Présentation détaillée de la base de données relative à l'excentricité rotorique

Labels	Charge (N.m)	Jeu entrainement (Images)	Jeu de test (Images)
1-H	0	80	20
2-SE	0	80	20
3-DE	0	80	20
1-H	15	80	20
2-SE	15	80	20
3-DE	15	80	20
H: état sain SE: excentricité statique DE: excentricité dynamique			

V-4-2 Prétraitement des données

Le prétraitement des données représente une étape fondamentale en apprentissage automatique, consistant à transformer les données brutes en un ensemble de données structuré et exploitable. L'importance de cette technique réside dans son impact direct sur la qualité des résultats produits par le modèle d'apprentissage. La qualité des données étant un facteur déterminant pour l'obtention de performances optimales, il est impératif de réaliser un prétraitement rigoureux en amont de la phase d'entraînement. Cette démarche permet de garantir que le modèle bénéficie de données pertinentes et de qualité supérieure, favorisant ainsi le développement de modèles plus performants.

V-4-2-1 Ingénierie des caractéristiques

Cette étape implique la sélection des caractéristiques les plus pertinentes tout en excluant celles présentant une faible variance, c'est-à-dire celles dont la variance est inférieure à un seuil prédéterminé. Cette démarche est essentielle pour la réduction de la dimensionnalité et l'amélioration de l'efficacité computationnelle.

La variance de chaque caractéristique est calculée en utilisant l'équation suivante :

$$\sigma_j^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \mu_j)^2 \quad (\text{V.11})$$

Dans cette formulation, n représente le nombre d'échantillons, x_{ij} représente la valeur de la variable j pour l'échantillon i , et μ_j représente la moyenne de la variable j , calculée selon l'équation suivante :

$$\mu_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij} \quad (\text{V.12})$$

V-4-2-2 Normalisation :

Afin de standardiser les données, nous avons normalisé les signaux en soustrayant la moyenne et en mettant l'amplitude à l'échelle dans la plage $[-1, 1]$, conformément à l'équation (V.13) :

$$X_s = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (\text{V.13})$$

où X_s représente la valeur normalisée, X la valeur brute du signal, et $X_{\min}$ et $X_{\max}$ les valeurs minimale et maximale du signal, respectivement.

V-4-2-3 Segmentation :

Cette étape consiste à partitionner les données de séries temporelles des signaux mesurés en segments, conformément à l'équation suivante.

$$X_{\text{segmentée}} = \{S_{i:i+w} : | i = 0, w, 2w, 3w, \dots, N - w\} \quad (\text{V.14})$$

où $S_{i:i+w}$: est un segment de longueur W , W est la largeur de la fenêtre glissante non chevauchante, et N est le nombre total de segments extraits.

Dans cette étude, N a été choisi égal à 100, ce qui donne un ensemble de données segmenté de dimensions (2400, 100, 6).

V-4-3 Extraction des fonctionnalités

Après le traitement initial des images, l'extraction de caractéristiques s'avère essentielle pour une classification performante. L'objectif est d'identifier les caractéristiques les plus discriminantes pour chaque classe de données, tout en préservant celles qui présentent une invariance au sein d'une même classe. Cette étape permet au modèle d'apprentissage d'acquérir les informations fondamentales pour la classification, en détectant les motifs pertinents qui distinguent les catégories. Une extraction de caractéristiques optimisée permet au modèle de générer des représentations de haute qualité, améliorant ainsi significativement ses performances de classification.

Les réseaux de neurones convolutifs profonds (CNN) représentent une approche avancée de l'apprentissage automatique, particulièrement efficace pour le traitement et la reconnaissance d'images à forte complexité. Leurs performances reposent en grande partie sur la profondeur architecturale du réseau, laquelle permet une modélisation plus fine des caractéristiques visuelles et confère une meilleure capacité de généralisation aux données traitées.

La capacité des réseaux CNN à extraire des informations hiérarchiques importantes explique pourquoi ils sont largement utilisés dans plusieurs domaines, notamment pour des tâches comme le diagnostic et la détection des défauts dans les machines électriques.

Dans notre travail de classification, nous utilisons des modèles CNN déjà entraînés pour extraire automatiquement les caractéristiques utiles des données.

Cette méthode nous permet de profiter des représentations riches qu'offrent ces réseaux profonds, ce qui aide à améliorer les performances de la classification. Concrètement, nous adaptons ces modèles en remplaçant leur dernière couche (la couche entièrement connectée) par un nouveau classifieur, afin d'augmenter la précision et la fiabilité des résultats.

Dans le cadre de cette étude, nous avons employé le réseau de neurones profond MobileNetV2 pour l'extraction des caractéristiques de nos données. Le choix de ce réseau s'est justifié par sa large diffusion ainsi que par ses performances en termes de rapidité, d'efficacité et de précision. De plus, son architecture légère le rend particulièrement adapté aux environnements embarqués et aux applications mobiles.

V-4-4 Classification

L'extraction de caractéristiques visuelles à partir d'images est essentielle pour améliorer les performances de diverses tâches de classification. Dans la classification d'images, les encodages représentationnels jouent un rôle crucial dans l'amélioration de la précision des modèles. Ces encodages peuvent être fondés sur des caractéristiques locales de texture ou sur des caractéristiques extraites automatiquement. En particulier, les caractéristiques profondes, extraites à travers plusieurs couches représentationnelles, permettent la formation de représentations de haut niveau capables de saisir des structures sémantiques complexes au sein des données, renforçant ainsi la capacité du modèle à discriminer et à comprendre l'information visuelle.

Pour assurer une classification efficace des défauts d'excentricité, nous avons utilisé trois types de classifieurs : la forêt aléatoire (RF), l'algorithme des arbres de décision (DT) et la machine à vecteurs de support (SVM). Ces modèles reposent sur divers paramètres qui influencent leur comportement durant la phase d'apprentissage. Il est donc essentiel d'ajuster soigneusement ces paramètres avant l'entraînement, afin de garantir des performances optimales en matière de prise de décision.

Ces réglages doivent être adaptés à la nature des données, notamment au vecteur de caractéristiques extrait par le réseau MobileNetV2 dans notre cas. À la sortie de ce processus, nous obtenons un vecteur de classification à trois classes : H (état sain), SE (excentricité statique) et DE (excentricité dynamique). Une analyse comparative est ensuite menée entre les performances des trois architectures hybrides envisagées, à savoir : MobileNetV2 couplé à une forêt aléatoire (RF), à un arbre de décision (DT) et à une machine à vecteurs de support (SVM), en vue d'identifier la combinaison la plus efficiente en matière de classification.

V-5 EVALUATION DE LA PERFORMANCE DES MODELES DE CLASSIFICATION

Après avoir préparé les caractéristiques extraites et défini les hyperparamètres des classifieurs, nous procéderons à l'entraînement final des classifieurs pour effectuer la classification. Ensuite, nous évaluerons diverses combinaisons de MobileNetV2 et de classifieurs à travers des expérimentations, en mesurant leurs performances. L'objectif est d'évaluer l'efficacité de cette étude et de la comparer aux approches existantes utilisant des CNNs avec leur architecture initiale. Afin d'analyser de manière approfondie le comportement des modèles développés et de distinguer les différentes catégories d'erreurs susceptibles d'être engendrées, la métrique d'évaluation suivante sera employée

V-5-1 Matrice de confusion :

La matrice de confusion, présentée sous forme de tableau, est un outil d'évaluation de la performance d'un modèle. Elle offre aux analystes de données une compréhension précise des résultats, des erreurs et des limitations structurelles du modèle, facilitant ainsi l'amélioration méthodique de leur analyse. Les métriques de performance utilisées dans le cadre de notre recherche sont. Les métriques de performance mobilisées dans le cadre de notre étude sont les suivantes :

- **Accuracy:** L'exactitude est une mesure permettant d'évaluer globalement la performance d'un modèle. Elle représente la capacité du modèle à prédire correctement toutes les classes (positives et négatives) parmi l'ensemble des exemples fournis, et est définie comme suit :

$$Accuracy = \frac{\text{Nombre de prédictions corrects}}{\text{Nombre total d'échantillon}} \quad (V.15)$$

- **Le rappel:** (recall en anglais) est une mesure qui évalue la performance d'un modèle de classification. Il indique la capacité du modèle à identifier correctement tous les éléments positifs de la classe cible dans un ensemble de données. Le rappel est calculé avec la formule suivante :

$$Rappel = \frac{VP}{VP + FN} \quad (V.16)$$

- **Précision :** La précision d'un modèle désigne son aptitude à classifier correctement un échantillon de données. Elle est quantifiée par la formule suivante :

$$Précision = \frac{VP}{VP + FP} \quad (V.17)$$

- **Le score-F1 :** est une mesure qui évalue la performance d'un modèle de classification. Il combine la précision et le rappel en calculant leur moyenne harmonique, ce qui donne une indication globale de la qualité du modèle. Il est surtout utile quand les données sont déséquilibrées, c'est-à-dire quand il y a beaucoup plus d'exemples d'une classe que d'une autre.

$$F1 - score = \frac{2.(Précision.Rappel)}{Précision + Rappel} \quad (V.18)$$

		prédictions	
		Positive	Négative
Réels	Positive	Vrai positif (VP) : le modèle a correctement prédit la classe positive. La valeur réelle est positive et la prédiction est positive.	Faux négatif (FN) : le modèle a incorrectement prédit la classe négative. La valeur réelle est positive, mais la prédiction est négative.
	Négative	Faux positif (FP) : le modèle a incorrectement prédit la classe positive. La valeur réelle est négative, mais la prédiction est positive.	Vrai négatif (VN) : le modèle a correctement prédit la classe négative. La valeur réelle est négative et la prédiction est négative.

Figure V.11 La structure élémentaire d'une matrice de confusion

V-6 RESULTAT ET DISCUSSION :

L'approche MobileNet-classifieurs (RF, DT , SVM) a été entraînée et testée pour la classification des défauts d'excentricité en utilisant trois ensembles de données différents : état sain(H), défaut d'excentricité statique (SE) et défaut d'excentricité dynamique (DE). Nous avons évalué les résultats avec des métriques prédéfinies, et nous allons examiner attentivement les résultats pour chaque combinaison pour le deux cas de la machines à vide et en charge.

- **Résultat pour machine à vide**

Les matrices de confusion correspondantes sont présentées dans les Figures V.12. L'analyse de ces matrices montre que les classifieurs sont très performants pour identifier les défauts, avec de très faibles taux de faux positifs et de faux négatifs. La seule exception est le classifieur SVM appliqué à la détection du défaut d'excentricité statique.

Le Tableau V.2 présente les performances des différentes combinaisons de MobileNetV2 avec les trois classifieurs (Random Forest, SVM et Decision Tree) dans le cadre de la classification des défauts d'excentricité sous fonctionnement à vide . À la lumière des données de ce tableau, les résultats obtenus à partir de l'architecture MobileNetV2, combinée avec trois classifieurs différents (Random Forest, SVM et Decision Tree), montrent des performances globalement élevées, avec toutefois des variations selon le classifieur utilisé. Le modèle MobileNetV2 associé à un arbre de décision (DT) se distingue par des scores quasi parfaits pour toutes les classes, avec une précision, un rappel et un F1-Score avoisinant les 97 % à 100 %, et une précision globale (Accuracy) de 98.21 %. Ce modèle apparaît ainsi comme

le plus performant et le plus équilibré dans la reconnaissance des trois classes : état sain (H), défaut du stator (SE) et défaut du rotor ou autre (DE). Le classifieur SVM présente également de très bonnes performances, avec une précision globale de 96.26 %, une détection parfaite de la classe saine et une excellente identification des défauts, bien que le rappel pour la classe SE soit légèrement inférieur (88.78 %), ce qui indique quelques omissions. En revanche, le classifieur Random Forest, bien que performant sur la classe saine (100 %), montre une certaine instabilité avec les classes défectueuses, notamment une précision faible pour SE (82.77 %) et un rappel faible pour DE (80 %), ce qui reflète une moins bonne capacité de généralisation. Globalement, le modèle MobileNetV2 combiné à un arbre de décision est le plus recommandé, grâce à son excellent équilibre entre les différentes métriques et sa capacité à distinguer efficacement entre les différentes classes de défauts.

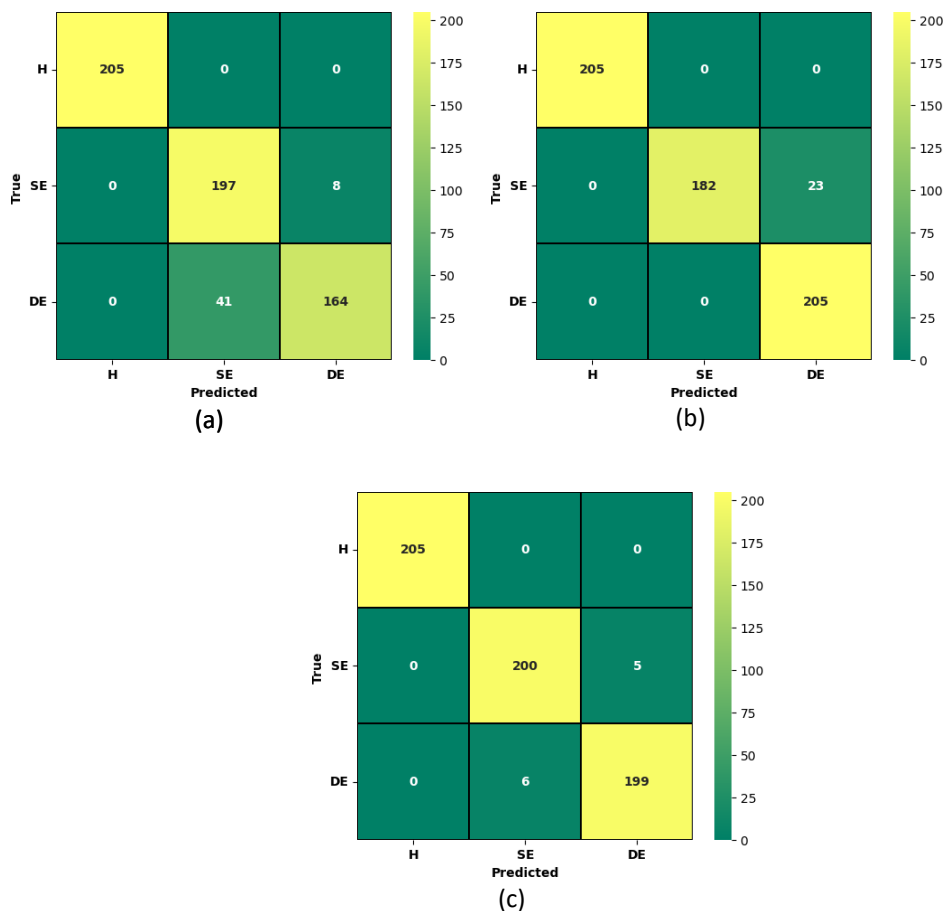


Figure V.12 Les matrices de confusion obtenues pour un signal de courant à vide sont présentées pour les trois classifieurs suivants : (a) (RF), (b) (SVM) et (c) (DT).

Tableau V.2 *Présente les performances des différentes combinaisons de MobileNetV2 avec les trois classifieurs (RF, SVM et DT), pour un signal de courant à vide*

Modèle	Classifieur	Classes	Pr %	Se %	F1%	Acc%
MobileNetV2	RF	H	100	100	100	92.03
		SE	82.77	96.10	88.94	
		DE	95.35	80.00	87.00	
MobileNetV2	SVM	H	100	100	100	96.26
		SE	100	88.78	94.06	
		DE	89.91	100	94.69	
MobileNetV2	DT	H	100	100	100	98.21
		SE	97.09	97.56	97.32	
		DE	97.55	97.07	97.31	

- **Résultat pour machine en charge**

L'analyse des matrices de confusion présentées dans les Figures V.13 met en évidence que les trois classifieurs évalués (Random Forest, SVM et Decision Tree), appliqués à un signal de courant en charge, parviennent à identifier sans erreur l'état sain (classe H), ce qui témoigne d'une excellente robustesse dans la détection des machines non défectueuses. En revanche, des divergences notables apparaissent dans la classification des défauts, en particulier entre les classes SE (défaut statorique) et DE, révélant une tendance à la confusion entre ces deux types de défaillances.

L'analyse des résultats présentés dans le tableau V.3 met en évidence des performances variables selon les classifieurs utilisés en combinaison avec l'architecture MobileNetV2 sous fonctionnement en charge. Les trois modèles parviennent à identifier parfaitement la classe saine (H), avec une précision et un rappel de 100 % pour les classifieurs SVM et DT, et des scores très élevés pour RF (précision de 98.56 % et rappel de 100 %), ce qui souligne une excellente capacité à reconnaître les signaux non défectueux. Toutefois, des écarts notables apparaissent dans la détection des défauts, en particulier pour les classes SE (défaut statorique) et DE (défaut d'excentricité ou autre). Le modèle MobileNetV2 associé au classifieur Random Forest (RF) présente des performances plus faibles, avec une précision limitée à 79.51 % pour

la classe SE, et un rappel de seulement 75.61 % pour la classe DE, ce qui traduit une forte confusion entre ces deux types de défauts. En revanche, la combinaison MobileNetV2-SVM offre un excellent compromis entre précision et rappel pour les deux classes de défauts : 94.90 % et 90.73 % pour SE, 91.12 % et 95.12 % pour DE, avec des F1-scores supérieurs à 92 %, et une précision globale de 95.28 %. Le modèle MobileNetV2 couplé à un arbre de décision (DT) se montre également performant, avec une précision globale de 93.50 %, mais il enregistre une légère baisse de rappel pour la classe SE (87.31 %) et une précision un peu inférieure pour la classe DE (88.02 %), comparé au SVM. En résumé, bien que les trois modèles soient performants pour identifier l'état sain, la combinaison MobileNetV2-SVM apparaît comme la plus équilibrée et fiable pour une classification précise des différents types de défauts, ce qui en fait le choix privilégié pour un diagnostic efficace basé sur le signal de courant.

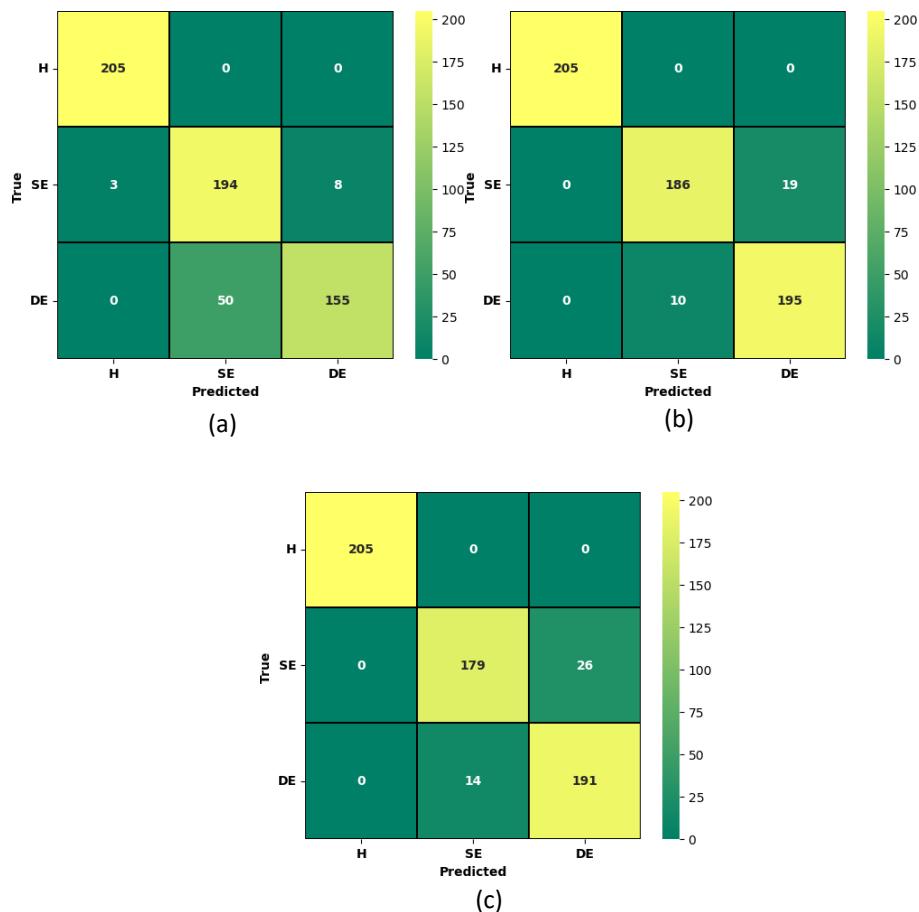


Figure V.13 Les matrices de confusion obtenues pour un signal de courant en charge sont présentées pour les trois classifieurs suivants : (a) (RF), (b) (SVM) et (c) (DT).

Tableau V.3 *Présente les performances des différentes combinaisons de MobileNetV2 avec les trois classifieurs (RF, SVM et DT) , pour un signal de courant en charge*

Modèle	Classifieur	Classes	Pr %	Se %	F1%	Acc%
MobileNetV2	RF	H	98.56	100	99.27	90.08
		SE	79.51	94.63	86.41	
		DE	95.09	75.61	84.24	
MobileNetV2	SVM	H	100	100	100	95.28
		SE	94.90	90.73	92.77	
		DE	91.12	95.12	93.08	
MobileNetV2	DT	H	100	100	100	93.50
		SE	92.75	87.31	89.95	
		DE	88.02	93.17	90.52	

CONCLUSION

Les résultats obtenus à partir des combinaisons de MobileNetV2 avec les trois classifieurs montrent que l'approche par réseaux de neurones profonds appliquée à la classification des défauts d'excentricité est particulièrement efficace, aussi bien sous fonctionnement à vide qu'en charge. Dans les deux cas, les modèles évalués reconnaissent parfaitement la classe saine (H), ce qui est essentiel pour éviter les fausses alertes. Cependant, la capacité à distinguer les défauts d'excentricité statique (SE) des défauts d'excentricité dynamique (DE) varie d'un classifieur à l'autre.

En fonctionnement à vide, le modèle MobileNetV2 associé à un arbre de décision (DT) se distingue par des performances presque parfaites sur l'ensemble des classes, avec une précision atteignant 98,21 %, ce qui en fait l'approche la plus performante dans ce cas. En fonctionnement en charge, c'est la combinaison MobileNetV2-SVM qui offre les résultats les plus équilibrés, avec des F1-scores supérieurs à 92 % pour les deux classes défectueuses et une précision globale de 95,28 %, dépassant ainsi DT et RF dans la distinction fine des défauts.

En revanche, le classifieur Random Forest se montre moins performant, surtout pour la classe SE sous charge, avec des scores de précision et de rappel significativement inférieurs. Cela traduit une moindre capacité à généraliser sur des cas complexes, probablement en raison d'une plus forte sensibilité aux chevauchements entre les classes de défauts.

En somme, cette étude met en évidence que l'association de MobileNetV2 à un classifieur adapté permet d'obtenir une classification précise, robuste et fiable des défauts d'excentricité. SVM apparaît comme le classifieur le plus stable et performant, particulièrement en régime de charge, tandis que DT s'impose sous fonctionnement à vide. Ces résultats soulignent la pertinence de l'approche hybride CNN-classifieur

////////////////////////////////////

CONCLUSION GENERALE

////////////////////////////////////

CONCLUSION GENERALE

Cette thèse s'inscrit dans le cadre du diagnostic avancé des machines à induction, en ciblant spécifiquement les défauts d'excentricité, et de roulements, à travers une approche méthodologique structurée et innovante. Les cinq chapitres développés présentent une progression logique, allant des fondements théoriques à la validation expérimentale, en passant par la conception et l'optimisation d'outils de traitement du signal et d'algorithmes d'apprentissage automatique.

Après avoir présenté les principales défaillances des machines à induction, leur classification ainsi que les méthodes de diagnostic associées, nous avons analysé :

- La structure du moteur asynchrone ;
- L'identification des pannes majeures affectant ses différentes parties, incluant leurs causes, conséquences et méthodes de détection ;
- Les techniques de traitement du signal utilisées pour extraire des informations du spectre des grandeurs électriques ou mécaniques de la machine.

Cette étude bibliographique nous a donné une vision générale des travaux déjà effectués. Elle nous a également permis de sélectionner les méthodes de diagnostic et les techniques de traitement du signal adéquates pour élaborer une méthode de diagnostic qui soit à la fois fiable, efficace, moins coûteuse et applicable en temps réel.

Puisque les méthodes de diagnostic présentées dans cette thèse sont basées sur l'analyse du courant statorique, il a été nécessaire de mener une étude analytique approfondie sur la machine asynchrone. Cette étude vise à interpréter le contenu spectral des courants statoriques

- À l'état sain ;
- En présence d'un défaut d'excentricité (statique et dynamique).

Les résultats obtenus ont montré une similarité avec les références [JOK 13] [NAN 04]. Le chevauchement entre les fréquences dans le spectre du courant statorique a été indiqué. En outre, les valeurs p et N_r des IMs ont un impact sur le contenu du spectre du courant statorique.

Pour pallier les insuffisances de la FFT, la Transformée en Ondelettes Discrète (DWT) a été intégrée afin de décomposer le signal statorique en détails et approximations. En isolant les bandes fréquentielles critiques avant d'appliquer la FFT

Les résultats obtenus révèlent que les détails (ou énergies) les plus sensibles à l'excentricité statique correspondent aux bandes de fréquences associées à la fréquence fondamentale et à ses harmoniques prédominants. Toutefois, dans des conditions de signal bruité ou en pleine charge, les variations des harmoniques de faible amplitude dans les détails ou l'énergie deviennent difficiles à observer. Ces limitations rendent le diagnostic reposant uniquement sur la DWT (Transformée en Ondelettes Discrète) peu précis, car il ne permet pas d'identifier clairement le type de défaut ni sa sévérité. En revanche, la combinaison de la DWT et de la FFT apporte une solution efficace et améliore la sensibilité et la précision du diagnostic, notamment pour les défauts d'excentricité à faible amplitude ou masqués par le bruit.

Une autres approche basée sur la Transformée en Paquets d'Ondelettes (WPT) et l'estimation EEV pour la détection de défauts de roulements a été proposée. La WPT est utilisée pour obtenir les coefficients en paquets d'ondelettes à partir du signal de courant. Ensuite, l'estimation EEV est appliquée sur ces coefficients afin de détecter les défauts de roulements. Pour vérifier l'efficacité de la technique proposée, le comportement d'un moteur défectueux fonctionnant à la fois à vide et en charge est analysé.

Les résultats démontrent que cette technique est à la fois efficace et efficiente comparée aux méthodes traditionnelles. La WPT permet de décomposer le signal en bandes de fréquences plus étroites, améliorant ainsi la précision du diagnostic des moteurs à induction (MI). À mesure que la bande de fréquence se réduit, moins de fréquences sont présentes. Ainsi, même lorsque l'amplitude de la fréquence de défaut est faible, les variations de l'EEV restent clairement perceptibles, y compris lors de fonctionnement à vide.

Enfin, dans le dernier chapitre, une approche basée sur l'apprentissage profond a été mise en œuvre pour la classification automatique des défauts d'excentricité. En particulier, le réseau de neurones MobileNetV2 a été combiné à trois classifieurs (SVM, DT et RF) pour évaluer la performance de détection, aussi bien à vide qu'en charge. Les résultats ont montré que :

- Sous fonctionnement à vide, la combinaison MobileNetV2–DT a atteint une précision remarquable de 98,21 %, offrant une excellente capacité de discrimination entre les différentes classes de défauts ;
- En régime de charge, la combinaison MobileNetV2–SVM s’est distinguée par sa stabilité et ses performances équilibrées, avec une précision globale de 95,28 % et des F1-scores supérieurs à 92 % pour les défauts détectés ;
- Le classifieur Random Forest (RF), en revanche, a montré des performances moindres, notamment pour les défauts statoriques sous charge, indiquant une sensibilité accrue au chevauchement entre classes.

En résumé, cette étude souligne la valeur des méthodologies hybrides qui associent le traitement du signal et l'intelligence artificielle pour le diagnostic des moteurs à induction. Les diverses combinaisons examinées dans ce travail – FFT-DWT, WPT–EEV et les CNN couplés à différents classifieurs, ont toutes contribué de manière significative à optimiser la détection, la localisation et la classification des défaillances. Ces résultats mettent en évidence le potentiel des réseaux d'apprentissage automatique pour dépasser les limitations des détecteurs conventionnels et consolider la fiabilité du diagnostic. Ils ouvrent ainsi la perspective de systèmes de maintenance prédictive plus sophistiqués, aptes à assurer une surveillance en temps réel de l'état de fonctionnement des machines tournantes au sein d'un environnement industriel complexe et rigoureux.

////////////////////////////////////

ANNEXE

////////////////////////////////////

Paramètre du moteur de l'expérimentation

- Puissance 3KW
- Nombre de paires de pôles 2
- Nombre d'encoches statoriques 36
- Nombre de barres rotoriques 28
- Moment d'inertie $6.2 \times 10^{-3} \text{ Kg.m}^2$
- Couplage triangle

////////////////////////////////////

REFERENCES
BIBLIOGRAPHIQUES

////////////////////////////////////

REFERENCES BIBLIOGRAPHIE

- [ACH 15] Acharya, U. R., Oh, S. L., Hagiwara, Y., Tan, J. H., Adam, M., Gertych, A., & San Tan, R. (2017). A deep convolutional neural network model to classify heartbeats. *Computers in biology and medicine*, 89, 389-396.
- [AMI 13] Amirat, Y., Choqueuse, V., & Benbouzid, M. (2013). EEMD-based wind turbine bearing failure detection using the generator stator current homopolar component. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 41(1-2), 667-678.
- [AMI 18] Amirat, Y., Benbouzid, M. E. H., Wang, T., Bacha, K., & Feld, G. J. A. A. (2018). EEMD-based notch filter for induction machine bearing faults detection. *Applied Acoustics*, 133, 202-209.
- [AND 12] Andrian Ceban "Méthode globale de diagnostic des machines électrique " Thèse de Doctorat, Université de Lille , France , 2012.
- [ANT 15] Antonino-Daviu, J. A., Gyftakis, K. N., Garcia-Hernandez, R., Razik, H., & Cardoso, A. J. M. (2015, November). Comparative influence of adjacent and non-adjacent broken rotor bars on the induction motor diagnosis through MCSA and ZSC methods. In *IECON 2015-41st Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society* (pp. 001680-001685). IEEE.
- [ARK 96] Arkkio, A. (1996). Unbalanced magnetic pull in cage induction motors dynamic and static eccentricity. In *International Conference on Electrical Machines*, Vigo, Spain, 10.-12.9. 1996 (pp. 192-197). Universidade de Vigo.
- [AZO 25] Azom, M. A., Hossain, M. S., & Khan, M. Y. A. (2025). Review of Electrical and Thermal Modeling Techniques for Three-Phase PMSM Drives. *Control Systems and Optimization Letters*, 3(1), 75-83.
- [BAT 21] Baturynska, I., & Martinsen, K. (2021). Prediction of geometry deviations in additive manufactured parts: comparison of linear regression with machine learning algorithms. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 32(1), 179-200.
- [BEL 02] Bellini, A., Filippetti, F., Franceschini, G., Tassoni, C., & Kliman, G. B. (2002). Quantitative evaluation of induction motor broken bars by means of electrical signature analysis. *IEEE Transactions on industry applications*, 37(5), 1248-1255.

- [BEL 08] Bellini, A., Filippetti, F., Tassoni, C., & Capolino, G. A. (2008). Advances in diagnostic techniques for induction machines. *IEEE Transactions on industrial electronics*, 55(12), 4109-4126.
- [BEN 00] Benbouzid, M. E. H. (2000). A review of induction motors signature analysis as a medium for faults detection. *IEEE transactions on industrial electronics*, 47(5), 984-993.
- [BEN 03] Benbouzid, M. E. H., & Kliman, G. B. (2003). What stator current processing-based technique to use for induction motor rotor faults diagnosis?. *IEEE Transactions on energy Conversion*, 18(2), 238-244.
- [BES 15] Bessous, N., Zouzou, S. E., Bentrach, W., & Sbaa, S. (2015). A Comparative Study between the FFT and DWT Method Applied to a Bearing Fault in Induction Motors-Results Dedicated to the Industry. *WSEAS, Transactions on systems and control*.
- [BES 16] Bessous, N., Zouzou, S. E., & Chemsas, A. (2016, December). A new analytical model dedicated to diagnose the rolling bearing damage in induction motors-simulation and experimental investigation. In *2016 4th International Conference on Control Engineering & Information Technology (CEIT)* (pp. 1-9). IEEE.
- [BES 17] BESSOUS, N. (2017). *Contribution au diagnostic des défauts dans les machines asynchrones: Comparaison entre l'analyse vibratoire et l'analyse du courant d'alimentation* (Doctoral dissertation, Université Mohamed Khider-Biskra)
- [BES 18] Bessous, N., Chemsas, A., & Sbaa, S. (2018, December). New Vision about the Mixed Eccentricity Fault Causes in Induction Motors and its relationship with the Rolling Element Bearing Faults: Analytical model dedicated to the REB faults. In *2018 International Conference on Communications and Electrical Engineering (ICCEE)* (pp. 1-11). IEEE.
- [BES 19] Bessous, N., Sbaa, S., & Megherbi, A. C. (2019). Mechanical fault detection in rotating electrical machines using MCSA-FFT and MCSA-DWT techniques. *Bulletin of the Polish Academy of Sciences. Technical Sciences*, 67(3).
- [BHA 21] Bhatt, D., Patel, C., Talsania, H., Patel, J., Vaghela, R., Pandya, S., ... & Ghayvat, H. (2021). CNN variants for computer vision: History, architecture, application, challenges and future scope. *Electronics*, 10(20), 2470.
- [BIA 16] Biau, G., & Scornet, E. (2016). A random forest guided tour. *Test*, 25(2), 197-227.

- [BOL20] Boldea, I. (2020). *Induction Machines Handbook: Transients, Control Principles, Design and Testing*. CRC press
- [BON 08] Bonnett AH and Yung C. Increased efficiency versus increased reliability. *IEEE Industry Applications Magazine*. 2008;14(1):29–36.
- [BON 78] Bonnett, A. H. (1978). Analysis of winding failures in three-phase squirrel cage induction motors. *IEEE transactions on industry applications*, (3), 223-226.
- [BON 92] Bonnett, A. H., & Soukup, G. C. (1992). Cause and analysis of stator and rotor failures in three-phase squirrel-cage induction motors. *IEEE Transactions on Industry applications*, 28(4), 921-937.
- [BON 93] A. H. Bonnett. Cause and analysis of anti-friction bearing failures in a.c. induction motors. *IEEE Industry Applications Society Newsletter*, pages pp. 14–23, Sep./Oct. 1993.
- [BOU 07] Bousseksou, R. (2007). *Modélisation analytique des machines asynchrone. Application au diagnostic* (Magister, Université Frère Mentouri Constantine 1)
- [BOU 19] Bousseksou, R., Bessous, N., Allag, A., & Sbaa, S. (2019, October). Global Assessment about the Different Conditions of Rotor Eccentricity Fault in the Induction Motors. In *2019 8th International Conference on Systems and Control (ICSC)* (pp. 295-302). IEEE.
- [BOU 22] Bousseksou, R., Bessous, N., Zarour, L., Sbaa, S., Pusca, R., Raphaël, R., ... & Borni, A. (2022, May). Detailed Analysis of Rotor Eccentricity Fault Signatures in Induction Motors using DWT-FFT Technique. In *2022 19th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD)* (pp. 74-79). IEEE.
- [CAM 86] Cameron, J. R., Thomson, W. T., & Dow, A. B. (1986, May). Vibration and current monitoring for detecting airgap eccentricity in large induction motors. In *IEE Proceedings B (Electric Power Applications)* (Vol. 133, No. 3, pp. 155-163). IET Digital Library.
- [CAR 99] CARDOSO, AJ Marques, CRUZ, S. M. A., et FONSECA, D. S. B. Inter-turn stator winding fault diagnosis in three-phase induction motors, by Park's vector approach. *IEEE Transactions on*
- [CHA 15] Chahmi, A. (2015, June). Analyse Spectrale des Défauts Rotoriques sur un Entraînement Electrique par les Vecteurs de Park. In *JCGE2015*.

- [CHA 21] Charbuty, B., & Abdulazeez, A. (2021). Classification based on decision tree algorithm for machine learning. *Journal of applied science and technology trends*, 2(01), 20-28.
- [CHI 25] Chiem, N. X. (2025). Cascade control for trajectory-tracking mobile robots based on synergetic control theory and Lyapunov functions. *Control Systems and Optimization Letters*, 3(1), 14-19.
- [CHO 17] Chollet, F. (2017). Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 1251-1258).
- [COR 82] Cornell, E. P., Owen, E. L., Appiarius, J. C., McCoy, R. M., Albrecht, P. F., & Houghtaling, D. W. (1982). Improved motors for utility applications. Final report (No. EPRI-EL-2678-Vol. 1). General Electric Co., Schenectady, NY (USA).
- [COR 03] Cornell, E. P., Owen, E. L., Appiarius, J. C., McCoy, R. M., Albrecht, P. F., & Houghtaling - Aguayo, J., Claudio, A., Vela, L. G., Lesecq, S., & Barraud, A. (2003, June). Stator winding fault detection for an induction motor drive using actuator as sensor principle. In *IEEE 34th Annual Conference on Power Electronics Specialist, 2003. PESC'03.* (Vol. 3, pp. 1347-1351). IEEE
- [CRU 99] Cruz, S. M. A., & Cardoso, A. M. (1999, October). Rotor cage fault diagnosis in three-phase induction motors by the total instantaneous power spectral analysis. In *Conference Record of the 1999 IEEE Industry Applications Conference. Thirty-Forth IAS Annual Meeting* (Cat. No. 99CH36370) (Vol. 3, pp. 1929-1934). IEEE.
- [DID04] Didier G. Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillances Thèse de Doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy-I, France, 2004
- [DOR 97] Dorrell, D. G., Thomson, W. T., & Roach, S. (1997). Analysis of airgap flux, current, and vibration signals as a function of the combination of static and dynamic airgap eccentricity in 3-phase induction motors. *IEEE Transactions on Industry applications*, 33(1), 24-34.
- [ELK 92] ELKASABGY, Nagwa M., EASTHAM, Anthony R., et DAWSON, Graham E. Detection of broken bars in the cage rotor on an induction machine. *IEEE transactions on industry applications*, 1992, vol. 28, no 1, p. 165-171.

- [ESC 58] Eschmann P, Hasbargen L, Weigand K (1958) Ball and roller bearings: their theory, design and application. K. G. Heyden, London.
- [FAI 07] J. Faiz, B. M. Ebrahimi and M. B. B. Sharifian, "Finite Element Transient Analysis of an On Load Three-Phase Squirrel-Cage Induction Motor with Static Eccentricity," *Electromagnetics*, Vol. 27, No. 4, pp. 207–227, 2007.
- [FAI 09] Faiz, J., Ebrahimi, B. M., Akin, B., & Toliyat, H. A. (2009). Comprehensive eccentricity fault diagnosis in induction motors using finite element method. *IEEE Transactions on Magnetics*, 45(3), 1764-1767.
- [FAI 17] Faiz, J., Ghorbanian, V., & Joksimović, G. (2017). Fault diagnosis of induction motors (pp. 71-167). London, UK: Institution of Engineering and Technology.
- [FIL 98] Filippetti, F., Franceschini, G., Tassoni, C., & Vas, P. (1998). AI techniques in induction machines diagnosis including the speed ripple effect. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 34(1), 98-108.
- [GEO 15] Georgios A. Skrimpas, Ivaylo G. Dragiev, Reynir Hilmisson, Christian W. Sweeney,
- [GIL 13] Gilles, J. (2013). Empirical wavelet transform. *IEEE transactions on signal processing*, 61(16), 3999-4010..
- [GRI 14] Gritli, Y. (2014). Diagnosis and fault detection in electrical machines and drives based on advanced signal processing techniques.
- [GUO 19] Guo, X., Lu, Y., Wang, J., Han, C., & Yang, G. (2019, October). A Research Based on Log Current Spectrum for Experiment Approaches to Diagnosis of Motor Broken Rotor Bar Fault. In *2019 12th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)* (pp. 1-6). IEEE.
- [He 22] He, F., & Ye, Q. (2022). A bearing fault diagnosis method based on wavelet packet transform and convolutional neural network optimized by simulated annealing algorithm. *Sensors*, 22(4), 1410.
- [HUA 98] Huang, N. E., Shen, Z., Long, S. R., Wu, M. C., Shih, H. H., Zheng, Q., ... & Liu, H. H. (1998). The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: mathematical, physical and engineering sciences*, 454(1971), 903-995.

- [IBR 09] Ibrahim, A. (2009). Contribution au diagnostic de machines électromécaniques : Exploitation des signaux électriques et de la vitesse instantanée (Doctoral dissertation, Université Jean Monnet-Saint-Etienne)
- [IBR 94] R.R. Schoenm T.G. Habetler, F. Kamran, and R.G. Bartheld " Motor Bearing Damage Detection Usinc Dtator Current Montoring" IEEE 1994.
- [JOK 01] G. Joksimovic and al., "Cage rotor MMF: Winding Function Approach, IEEE Power Engineering Review, 2001, pp. 64-66.
- [JOK 10] Joksimović, G. (2010, September). Stator current harmonics in saturated cage and wound rotor induction motors. In *The XIX International Conference on Electrical Machines- IECM 2010* (pp. 1-6). IEEE
- [JOK 11]: Joksimović, G. (2011). Ac winding analysis using a winding function approach. *International Journal of Electrical Engineering Education*, 48(1), 34-52
- [JOK 13]: Joksimović, G. M., Riger, J., Wolbank, T. M., Perić, N., & Vašak, M. (2013). Stator-current spectrum signature of healthy cage rotor induction machines. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 60(9), 4025-4033.
- [JUN 06] Jung, J. H., Lee, J. J., & Kwon, B. H. (2006). Online diagnosis of induction motors using MCSA. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 53(6), 1842-1852
- [KAR 16] Karmakar, S. C. S., Mitra, M., & Sengupta, S. (2016). Induction motor fault diagnosus approach through current signature analysis.
- [KEC 11] Kechida, R., & Menacer, A. (2011, November). DWT wavelet transform for the rotor bars faults detection in induction motor. In *2011 2nd International Conference on Electric Power and Energy Conversion Systems (EPECS)* (pp. 1-5). IEEE.
- [KHO 23] Khoudour, M. E. (2023). *Détection de la maladie du coronavirus (COVID-19) basée sur des caractéristiques profondes et les machines à vecteurs de support* (Doctoral dissertation, Université du Québec à Trois-Rivières).
- [KLI 88] Kliman G Koegl R Stein J Endicott R Madden M 1988 Noninvasive detection of broken rotor bars in operating induction motors IEEE Transaction on Energy Conversion vol 3 p 873.

- [KLI 96] Kliman, G. B., Premerlani, W. J., Koegl, R. A., & Hoeweler, D. (1996, October). A new approach to on-line turn fault detection in AC motors. In IAS'96. Conference Record of the 1996 IEEE Industry Applications Conference Thirty-First IAS Annual Meeting (Vol. 1, pp. 687-693). IEEE.
- [KOS 69] M. Kostenko, L. Piotrovski, "*Machines électriques*" Tome II : Machines à courant alternatif, Edition Mir Moscou 1969.
- [LAT 06] Lateb, R. (2006). *Modélisation des machines asynchrones et synchrones à aimants avec prise en compte des harmoniques d'espace et de temps: Application à la propulsion marine par POD* (Doctoral dissertation, Institut National Polytechnique de Lorraine-INPL).
- [LeC 15] LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *nature*, 521(7553), 436-444.
- [LI 20] Li, G., Deng, C., Wu, J., Chen, Z., & Xu, X. (2020). Rolling bearing fault diagnosis based on wavelet packet transform and convolutional neural network. *Applied Sciences*, 10(3), 770.
- [LIN 21] Lin, J., Hong, X., & Ren, Z. (2021). Laser in-depth heating thermal wave detection of adhesive debonding in glass curtain walls: Numerical simulation and experiment. *Measurement*, 177, 109268.
- [LIP 17] Lipo, T. A. (2017). Introduction to AC machine design. John Wiley & Sons
- [LIU 22] Liu, D., Inoue, H., & Kanemaru, M. (2022, November). Robust motor current signature analysis (mcsa)-based fault detection under varying operating conditions. In *2022 25th international conference on electrical machines and systems (icems)* (pp. 1-5). IEEE.
- [MAI 17] Maitre, J. (2017). Reconnaissance des défauts de la machine asynchrone: application des modèles d'intelligence artificielle (Doctoral dissertation, Université du Québec à Chicoutimi).
- [MAT 18] Mathew, L., & Sharma, A. (2018, March). Various Indices for Diagnosis of Air-gap Eccentricity Fault in Induction Motor-A Review. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* (Vol. 331, No. 1, p. 012032). IOP Publishing.
- [MCI 03] McInerny, S. A., & Dai, Y. (2003). Basic vibration signal processing for bearing fault detection. *IEEE Transactions on education*, 46(1), 149-156.18- R. B. Randall, J. Antoni,

and S. Chobsaard. The relationship between spectral correlation and envelope analysis in the diagnostics of.

[MEH 07] Mehla, N., & Dahiya, R. (2007). An approach of condition monitoring of induction motor using MCSA. *International journal of systems applications, Engineering and development*, 1(1), 13-17.

[MOU 21] Moulahi, T., Zidi, S., Alabdulatif, A., & Atiquzzaman, M. (2021). Comparative performance evaluation of intrusion detection based on machine learning in in-vehicle controller area network bus. *IEEE Access*, 9, 99595-99605.

[NAN 00] Nandi, S., & Toliyat, H. A. (2000, October). Novel frequency domain based technique to detect incipient stator inter-turn faults in induction machines. In Conference Record of the 2000 IEEE Industry Applications Conference. Thirty-Fifth IAS Annual Meeting and World Conference on Industrial Applications of Electrical Energy (Cat. No. 00CH37129) (Vol. 1, pp. 367-374). IEEE

[NAN 01] Nandi, S., Ahmed, S., & Toliyat, H. A. (2001). Detection of rotor slot and other eccentricity related harmonics in a three phase induction motor with different rotor cages. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 16(3), 253-260.

[NAN 02] Nandi, S., Bharadwaj, R. M., & Toliyat, H. A. (2002). Performance analysis of a three-phase induction motor under mixed eccentricity condition. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 17(3), 392-399.

[NAN 04] Nandi, S. (2004). A detailed model of induction machines with saturation extendable for fault analysis. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 40(5), 1302-1309.

[NAN 05] Subhasis Nandi "Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors- A review " *IEEE Transactions on Energy Conversion* , Vol20, NO.4, December 2005

[NAN 10] Nandi, S., Ilamparithi, T. C., Lee, S. B., & Hyun, D. (2010). Detection of eccentricity faults in induction machines based on nameplate parameters. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 58(5), 1673-1683.

[NAT 87]: Natarajan, R. (1987). Modeling and measurement of airgap harmonics of single-phase induction motors. *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, (3), 824-829.

- [ÖNE 08] Önel, I. Y., & Benbouzid, M. E. H. (2008). Induction motor bearing failure detection and diagnosis: Park and concordia transform approaches comparative study. *IEEE/ASME Transactions on mechatronics*, 13(2), 257-262.
- [PAN 24] PANIGRAHY, P., & CHATTOPADHYAY, P. (2024). Signal Processing and Machine Learning Techniques Based Hybrid Approaches for Decent Fault Classification of Induction Motor.
- [PEN 95] Penman, J., Sedding, H. G., Lloyd, B. A., & Fink, W. T. (1994). Detection and location of interturn short circuits in the stator windings of operating motors. *IEEE transactions on Energy conversion*, 9(4), 652-658.
- [QIA 15] Qiao W and Lu D. A survey on wind turbine condition monitoring and fault diagnosis—Part I: Components and subsystems. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2015;62(10):6536–6545.
- [RAM 22] Ramu, S. K., Irudayaraj, G. C. R., Devarajan, G., Indragandhi, V., Subramaniaswamy, V., & Sam Alaric, J. (2022). Diagnosis of broken bars in V/F control induction motor drive using wavelets and EEV estimation for electric vehicle applications. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, 2022(1), 9474640
- [REF 23] Reffas, A., Aissa, O., Bennia, A., Talhaoui, H., Beroual, A., & Moulai, H. (2023). Experimental analysis of streamer currents under lightning impulse voltage using fast fourier and discrete wavelet transform methods. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 30(3), 1032-1039.
- [ROD 06] Rodriguez P Belahcen A Arkkio A 2006 Signatures of electric faults in the force distribution and vibration pattern of induction motors IEE Proceedings on Electric Power Applications vol 153 p 523
- [ROM 17] Romashykhina, Z., Kalinov, A., & Qawaqzeh, M. Z. (2017, November). Analysis of the electromagnetic field of an induction motor with broken rotor bars. In 2017 International Conference on Modern Electrical and Energy Systems (MEES) (pp. 112-115). IEEE.
- [SAH 10] : SAHRAOUI, M. (2010). *Etude comparative des méthodes de diagnostic des machines asynchrones* (Doctoral dissertation, Université Mohamed Khider Biskra).

- [SAN 18] Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L. C. (2018). Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 4510-4520).
- [SCH 95] Schoen, R. R., Habetler, T. G., Kamran, F., & Bartfield, R. G. (1995). Motor bearing damage detection using stator current monitoring. *IEEE transactions on industry applications*, 31(6), 1274-1279.
- [SCH-99] E. Schaeffer, `` Diagnostic des machines asynchrones : modèles et outils paramétriques dédiés à la simulation et à la détection des défauts `Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Nantes, 1999
- [SHA 13] Shahidi, A., Gupta, L. A., Kovacs, A., & Peroulis, D. (2013, June). Wireless temperature and vibration sensor for real-time bearing condition monitoring. In 2013 IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest (MTT) (pp. 1-4). IEEE
- [SID 05] Siddique A, Yadava G, and Singh B. A review of stator fault monitoring techniques of induction motors. *IEEE Transactions on Energy Conversion*. 2005;20(1):106–114.
- [SMI 96] Smith, A. C., & Dorrell, D. G. (1996). Calculation and measurement of unbalanced magnetic pull in cage induction motors with eccentric rotors. Part 1: Analytical model. *IEE Proceedings-Electric Power Applications*, 143(3), 193-201.
- [SOM 16] Somvanshi, M., Chavan, P., Tambade, S., & Shinde, S. V. (2016, August). A review of machine learning techniques using decision tree and support vector machine. In *2016 international conference on computing communication control and automation (ICCUBE)* (pp. 1-7). IEEE.
- [SOU 18] Souad, B., & Said, G. (2018). Analyse de l'effet de Défauts sur les Performances et les Paramètres d'un Moteur Asynchrone triphasé en utilisant Maxwell 2D (Doctoral dissertation, Université Mouloud Mammeri)..
- [SUB 16] Subrata Karmakar • Surajit Chattopadhyay Madhuchhanda Mitra • Samarjit Sengupt “Induction Motor Fault Diagnosis Approach through Current Signature Analysis”2016.
- [SUN 23] Sundararaman, B., & Jain, P. (2023). Fault Detection and Classification in Electrical Power Transmission System Using Wavelet Transform. *Engineering Proceedings*, 59(1), 71.

- [TAF 22] Taffese, W. Z., & Espinosa-Leal, L. (2022). Prediction of chloride resistance level of concrete using machine learning for durability and service life assessment of building structures. *Journal of Building Engineering*, 60, 105146.
- [TAN 07] Tanaka, T., & Mandic, D. P. (2007). Complex empirical mode decomposition. *IEEE Signal Processing Letters*, 14(2), 101-104.
- [TEN 03] Tenhunen, A., Holopainen, T. P., & Arkkio, A. (2003). Impulse method to calculate the frequency response of the electromagnetic forces on whirling cage rotors. *IEE Proceedings-Electric Power Applications*, 150(6), 752-756.
- [THE 78] WILDI, T., & Sybille, G, Electrotechnique. Edition de Eyrolles , Paris, 1978.
- [THO 01] Thomson, W. T., & Fenger, M. (2001). Current signature analysis to detect induction motor faults. *IEEE Industry Applications Magazine*, 7(4), 26-34.
- [THO 03] Thomas, V. V., Vasudevan, K., & Kumar, V. J. (2003). Online cage rotor fault detection using air-gap torque spectra. *IEEE transactions on energy conversion*, 18(2), 265-270.
- [TIA 18] Tian, K., Zhang, T., Ai, Y., & Zhang, W. (2018). Induction motors dynamic eccentricity fault diagnosis based on the combined use of WPD and EMD-simulation study. *Applied Sciences*, 8(10), 1709.
- [TOR 21] Torres, D. L., Turnes, J. N., Soto Vega, P. J., Feitosa, R. Q., Silva, D. E., Marcato Junior, J., & Almeida, C. (2021). Deforestation detection with fully convolutional networks in the Amazon Forest from Landsat-8 and Sentinel-2 images. *Remote Sensing*, 13(24), 5084.
- [TRA 08] Trajin, B. (2008). Détection automatique et diagnostic des défauts de roulements dans une machine asynchrone par analyse spectrale des courants statoriques16-H. V. Khang, H.R. Karimi, K.G. Robbersmyr "bearing fault diagnosis for inverter-fed motors via resonant filters "2014 IEEE
- [TRA 22] Tragoudaras, A., Stoikos, P., Fanaras, K., Tziouvaras, A., Floros, G., Dimitriou, G., ... & Stamoulis, G. (2022). Design space exploration of a sparse mobilenetv2 using high-level synthesis and sparse matrix techniques on FPGAs. *Sensors*, 22(12), 4318
- [VAI 12] Vaimann, T., & Kallaste, A. (2012, January). Condition monitoring of electrical machines. In 11th international symposium topical problems in the field of electrical and power engineering (pp. 209-212).

- [VAN 18] Van Drongelen, W. (2018). Signal processing for neuroscientists. Academic press.
- [WAN 22] Wang, B., Albader, M. W., Inoue, H., & Kanemaru, M. (2022, November). Induction motor eccentricity fault analysis and quantification with modified winding function based model. In *2022 25th International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS)* (pp. 1-6). IEEE.
- [WAN 24] Wankhede, P. A., & Dixit, S. R. (2024). Analysis of diagnosis for malignant and benign brain tumor MRI images using CNN and DWT technique. *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, 12(1s), 27-37.
- [WIL 85] Williamson S. and Mirzoian K. Analysis of cage induction motors with stator winding faults, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1985; PAS-104: 1838–1842.
- [XIE 19] Xie, Y., Chen, P., Li, F., & Liu, H. (2019). Electromagnetic forces signature and vibration characteristic for diagnosis broken bars in squirrel cage induction motors. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 123, 554-572.
- [XU 17] Xu, C., Qiu, C., & Wu, X. (2017, October). Eccentricity faults diagnosis based on motor stray magnetic field signature analysis. In *2017 Chinese Automation Congress (CAC)* (pp. 5577-5582). IEEE.
- [Xu 19] Xu, G., Liu, M., Jiang, Z., Söffker, D., & Shen, W. (2019). Bearing fault diagnosis method based on deep convolutional neural network and random forest ensemble learning. *Sensors*, 19(5), 1088.
- [YAN 14] Yan, R., Gao, R. X., & Chen, X. (2014). Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: A review with applications. *Signal processing*, 96, 1-15.
- [YOO 19] Yoo, Y. J. (2019). Fault detection of induction motor using fast Fourier transform with feature selection via principal component analysis. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 20(9), 1543-1552.
- [YU 05] Yu, D., Cheng, J., & Yang, Y. (2005). Application of EMD method and Hilbert spectrum to the fault diagnosis of roller bearings. *Mechanical systems and signal processing*, 19(2), 259-270.

- [ZHA 18] Zhang, W., Li, C., Peng, G., Chen, Y., & Zhang, Z. (2018). A deep convolutional neural network with new training methods for bearing fault diagnosis under noisy environment and different working load. *Mechanical systems and signal processing*, 100, 439-453.
- [ZHO 07] Zhou, W., Habetler, T. G., & Harley, R. G. (2007, September). Bearing condition monitoring methods for electric machines: A general review. In 2007 IEEE international symposium on diagnostics for electric machines, power electronics and
- [ZHU 21] Zhu, Q., Zhuang, H., Zhao, M., Xu, S., & Meng, R. (2024). A study on expression recognition based on improved mobilenetV2 network. *Scientific Reports*, 14(1), 8121.