UNIVERSITÉ DE REIMS CHAMPAGNE-ARDENNE

ÉCOLE DOCTORALE MATHÉMATIQUES, PHYSIQUE, SCIENCES DU NUMÉRIQUE ET DE L'INGÉNIERIE (MPSNI)

THÈSE EN CO-TUTELLE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITE DE LUBUMBASHI

Discipline : ELECTROMECANIQUE

Et

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE REIMS CHAMPAGNE-ARDENNE

Discipline : ***AUTOMATIQUE, SIGNAL, PRODUCTIQUE, ROBOTIQUE***

Spécialité : Traitement du signal

Présentée et soutenue publiquement par

Stéphanie MOLOVERYA KAVUGHO

Le 27 mai 2026

SURVEILLANCE ET DIAGNOSTIC DE MOTEUR ASYNCHRONE PAR ANALYSE DES SIGNATURES ELECTRIQUES : APPORT DU JUMEAU NUMERIQUE

JURY

M. Lanto Rasolofondraibe,	Professeur des universités,	UNIVERSITÉ DE REIMS CHAMPAGNE-ARDENNE,	Directeur
M. Bovic Kilundu Y'Ebondo,	Professeur,	INSTITUT SUPERIEUR DES TECHNIQUES APPLIQUEES,	Directeur
M. Xavier Chiementin,	Professeur des universités,	UNIVERSITÉ DE REIMS CHAMPAGNE-ARDENNE,	Directeur
M. Gauthier Ngandu Kalala,	Professeur associé,	UNIVERSITE DE LUBUMBASHI,	Encadrant
M. Mohamed El Badaoui,	Professeur des universités,	UNIVERSITE JEAN-MONNET-SAINT-ÉTIENNE,	Rapporteur
M. Guyh Dituba Ngoma,	Professeur des universités,	UNIVERSITE DE QUEBEC ,	Rapporteur
M. Python Kabeya,	Professeur,	UNIVERSITÉ DE KINSHASA,	Examinateur
Mme. Régine Le Bouquin- Jeannès,	Professeure des universités,	UNIVERSITE DE RENNES,	Président

REMERCIEMENTS

Le doctorat est officiellement attribué à une seule personne, mais l'expérience intense, exigeante et profondément transformatrice qu'il représente révèle, avec le temps, l'évidence suivante : ce titre est le fruit d'un ensemble de personnes sans lesquelles ce parcours n'aurait jamais été possible. C'est à elles, choisies en raison de faits, de gestes, et de souvenirs précieux, gravés dans mon cœur, que je souhaite dédier ces lignes afin que leur empreinte demeure, à jamais, attachée à cette thèse.

J'ai eu l'immense privilège d'être entourée d'encadrants qui m'ont accordé leur confiance, ont enrichi mes réflexions, ont guidé mes avancées, m'ont aidé à traduire des idées parfois confuses et ont nourri mon travail grâce à leurs expertises avisées. Leur soutien et leurs conseils à chaque étape ont été d'une valeur inestimable, non seulement sur le plan scientifique, mais également sur le plan humain, où chacun d'eux a été pour moi un exemple et une source d'inspiration.

Je remercie le Professeur **Lanto RASOLOFONDRAIBE** pour la proposition du sujet de cette thèse, votre rigueur scientifique et vos orientations méthodologiques éclairantes. Merci pour votre grande disponibilité et votre accompagnement attentif à chaque étape de ce travail. Je vous suis également très reconnaissante pour les longs moments d'explication, lorsque j'étais parfois lente à comprendre certains points, et pour la patience avec laquelle vous m'avez guidée vers une meilleure maîtrise des concepts abordés.

Mes sincères remerciements s'adressent au Professeur **Bovic KILUNDU Y'EBONDO** pour la richesse de votre expertise et la pertinence de vos analyses. Votre regard attentif sur les détails, ainsi que la justesse de vos remarques à chaque étape, ont rendu ce travail et les publications qui en découlent plus précis et cohérents. Vous avez su discerner les moments où je m'égarais ou avançais avec hésitation, et avez toujours su me faire part de mes erreurs avec bienveillance. Vos conseils m'ont permis de progresser de manière optimale tout au long de ce travail. Sans votre accompagnement exigeant, je n'en serais pas là aujourd'hui.

Je remercie le Professeur **Xavier CHIEMENTIN** pour votre expertise, vos corrections pertinentes et vos remarques toujours justes, ainsi que pour la qualité des échanges scientifiques, toujours constructifs et stimulants. Je vous suis également très reconnaissante pour l'ensemble des démarches administratives que vous avez entreprises, qui ont permis non seulement d'initier cette thèse, mais aussi d'en assurer le bon déroulement. Je le sais : sans votre implication, cette thèse n'aurait pas vu le jour.

Enfin, j'adresse ma profonde reconnaissance au Professeur **Gauthier NGANDU KALALA** pour votre accompagnement bienveillant et votre soutien constant, qui ont été pour moi une source essentielle de motivation tout au long de ce parcours doctoral. Vous avez su me rassurer lorsque je doutais, m'encourager lorsque j'hésitais et m'assister lorsque je peinais. Au-delà de votre encadrement scientifique, j'ai profondément apprécié votre vision de la recherche et les valeurs que vous transmettez, montrant que l'honnêteté et la sincérité peuvent et doivent coexister avec l'exigence, l'efficacité et l'engagement.

À l'ensemble de mes encadrants, je souhaite adresser un remerciement tout particulier. Merci de m'avoir fait confiance. Cette confiance m'a donné des ailes et, dans les moments difficiles, m'a rappelé que je ne devais pas vous décevoir. Elle m'a poussée à redoubler d'efforts et à dépasser chaque obstacle avec détermination.

Je tiens à exprimer ma sincère gratitude au Professeur **Jean-Marie KANDA**, dont le soutien et la confiance, à un moment clé de mon parcours, ont été déterminants pour la suite de ce travail. Par son implication et l'attention qu'il a portée à mon évolution, il a contribué de manière significative à la réalisation de cette thèse. Je lui adresse ici mes sincères remerciements pour

sa confiance, son implication et l'empreinte durable qu'il laisse dans le parcours qui a conduit à l'aboutissement de cette thèse ; ainsi que pour la place particulière qu'il occupe dans cette aventure académique.

Je remercie également les responsables de l'École Doctorale de l'Université de Reims Champagne-Ardenne et ceux de l'Université de Lubumbashi. J'exprime tout particulièrement ma gratitude au professeur **Pierre KONGOLO KITALA**, dont l'engagement et les nombreuses démarches entreprises ont permis de rendre possible cette cotutelle aux exigences particulières. Je lui suis profondément reconnaissante.

Ma reconnaissance s'étend également aux laboratoires **CReSTIC** et **ITheMM** de l'Université de Reims Champagne-Ardenne, ainsi qu'au laboratoire de **Régulation et Analyse vibratoire** de la Faculté Polytechnique de l'Université de Lubumbashi. Je remercie chaleureusement toutes celles et ceux qui m'y ont apporté leur aide, leur expertise, leur disponibilité et leur hospitalité.

Mes pensées vont aussi à ces collègues, devenus une véritable famille : Ephraïm, Teddy, Jédidia, Serge et Come. La providence vous a placés sur mon chemin et vous avez rendu ce parcours plus léger. Vous êtes les premières personnes que j'appelais lorsque cela n'allait pas, et vous avez été des soutiens constants que je n'oublierai jamais.

Je remercie sincèrement les membres du jury, qui m'ont fait l'honneur de consacrer leur temps et leurs compétences à l'évaluation de ce travail.

Ma famille mérite une reconnaissance infinie. À vous, qui m'avez portée, soutenue et encouragée sans relâche : merci pour votre amour et pour la force qu'il m'a donnée au quotidien. Je pense avant tout à mes enfants, **Ashley**, **Ariane** et **Alyson**, qui ont accepté, avec un courage admirable, de multiples séparations imposées par mes études, à un âge où la présence d'une maman est si précieuse. Vous n'avez pas subi cette épreuve : vous l'avez acceptée comme votre manière de contribuer à mon évolution professionnelle. Je vous en suis éternellement reconnaissante. Je ferai tout ce qui est en mon pouvoir pour que vous soyez fiers de moi et que vous puissiez marcher la tête haute en voyant ce que votre maman aura accompli. Vous avez fait un sacrifice immense, et je sais que vos frères vous en remercieront aussi.

J'adresse une pensée profonde à ma mère, **Dyna KANGWESE**, le premier cadeau que le ciel m'a offert. Tu as accepté de mettre ta vie entre parenthèses pour devenir bien plus qu'une grand-mère : une véritable maman de substitution pour mes enfants. Par tous les sacrifices que tu as consentis, tu m'as rappelé que rien n'a plus de valeur pour toi que moi. Je veux que tu saches que tant que tu vivras, et même au-delà, je t'honorerai toujours, en public comme en privé.

Enfin, je souhaite terminer par celui qui mérite les mots les plus forts : mon mari, **Joseph BASHIGA BISHISHA**. Aucun remerciement ne saurait traduire pleinement tout ce que tu as fait pour que j'obtienne ce diplôme. Je suis la première à être étonnée de voir que tu as accepté l'inacceptable, que tu as fait ce que tu n'avais jamais vu aucun homme faire, que tu as accompli ce qu'aucun homme autour de nous n'aurait jamais imaginé faire, surtout pas en Afrique. Tu as même accepté de paraître fou aux yeux de certains pour me permettre d'avancer. Si ce diplôme pouvait porter deux noms, le tien y figurerait à égalité. Et s'il ne devait en porter qu'un seul, alors le tien mériterait d'y être inscrit plus encore que le mien. Car tout ce que j'ai pu accomplir, je l'ai fait grâce à la force, au courage et à l'énergie que tu m'as transmis. Tu es le héros de l'ombre ; sur l'estrade où je me tiendrai le jour de la soutenance, personne ne te verra, mais moi je saurai que c'est ton bras qui m'a portée jusque-là. Je pourrais écrire une seconde thèse rien que sur toi, mais le cadre académique m'impose de m'arrêter ici.

À toutes et à tous, du fond du cœur : **merci**.

RESUME

Cette thèse s'inscrit dans le contexte de la maintenance 4.0, au cœur de la quatrième révolution industrielle, où la fiabilité des systèmes industriels repose sur la surveillance et le diagnostic intelligent des moteurs asynchrones. Les méthodes actuelles sont limitées par le manque de données historiques en quantité et qualité suffisantes pour entraîner des algorithmes robustes. Pour répondre à cet enjeu, l'objectif principal est de développer une méthodologie de diagnostic et de surveillance assistée par un jumeau numérique. Le principal verrou scientifique réside dans la modélisation à la fois précise et rapide des interactions électromagnétiques et mécaniques, indispensable à un jumeau numérique exploitable. Une modélisation simplifiée basée sur le circuit électrique du moteur a d'abord permis de simuler les principaux défauts. Le modèle a ensuite été enrichi par l'intégration de la dynamique du roulement à trois degrés de liberté, ce qui a amélioré la prise en compte des interactions multiphysiques tout en conservant un temps de calcul réduit (5 s). Une validation suivie d'un recalage paramétrique a permis de réduire les écarts entre données simulées et expérimentales. Des indicateurs sensibles aux défauts de roulement, notamment en présence de défauts combinés, non retrouvés dans la littérature, ont été identifiés et utilisés pour le diagnostic. Les résultats montrent que l'intégration de la dynamique du roulement réduit l'erreur globale de 43,3 % à 14,3 %, puis à 4,0 % après recalage. Deux méthodologies fondées sur le jumeau numérique ont été développées : un diagnostic basé uniquement sur les données simulées, efficace pour les scénarios expérimentalement inaccessibles, avec 94,0 % de classification, et une hybridation de données simulées/historiques, montrant qu'une proportion de 20 % à 50 % de données numériques permet d'atteindre 98,7 % en moyenne. Ce travail propose ainsi un modèle multiphysique léger et précis qui permet une intégration efficace du jumeau numérique dans le diagnostic intelligent.

Mots-clés : Maintenance 4.0, jumeau numérique, moteur asynchrone, courant statorique, hybridation de données, machine learning**.**

Monitoring and Diagnosis of Induction Motors through electrical signature analysis: Contribution of the Digital Twin

ABSTRACT

This thesis is situated within the context of Maintenance 4.0, at the heart of the fourth industrial revolution, where the reliability of industrial systems relies on intelligent monitoring and diagnosis of induction motors. Current diagnostic methods are limited by the lack of historical data of sufficient quantity and quality to train robust algorithms. To address this challenge, the main objective of this work is to develop a digital-twin-assisted methodology for motor monitoring and fault diagnosis. The main scientific challenge lies in achieving both accurate and computationally efficient modelling of electromagnetic and mechanical interactions, which is essential for enabling a usable digital twin. A simplified electrical model of the motor was first used to simulate major faults. The model was then enhanced by integrating the bearing dynamics with three degrees of freedom, which improved the representation of multiphysics interactions while maintaining a reduced computational time (5 s). Experimental validation followed by parameter calibration helped reduce discrepancies between simulated and measured data. Fault-sensitive indicators, particularly in the presence of combined defects and not previously reported in the literature, were identified and used for diagnosis. The results show that integrating bearing dynamics reduces the global error from 43.3 % to 14.3 %, and then to 4.0 % after recalibration. Two digital-twin-based methodologies were developed: a diagnosis relying solely on simulated data, effective for experimentally inaccessible scenarios, with a 94.0 % classification rate; and a hybrid strategy combining simulated and historical data, demonstrating that using 20% to 50% synthetic data allows achieving an average accuracy of 98.7%. This work, therefore, introduces a lightweight yet accurate multiphysical model enabling an efficient integration of the digital twin into intelligent motor diagnosis.

Keywords: Maintenance 4.0, digital twin, induction motor, stator current, Data fusion, machine learning**.**

TABLE DES MATIÈRES

Introduction Générale 14
1. Contexte 14
2. Motivation 14
3. Objectifs 16
4. Organisation de la thèse 17
Chapitre I Surveillance et diagnostic de moteur asynchrone par analyse de courant 19
I.1. Introduction 19
I.2. Notions sur l'industrie 4.0 19
I.3. Techniques de maintenance 20
I.3.1. Définition de la maintenance 21
I.3.2. Rôle de la maintenance 21
I.3.3. Types de maintenance 22
I.3.4. Choix du type de maintenance 24
I.4. Présentation du moteur asynchrone à cage d'écureuil 24
I.5. Mise en œuvre d'une technique de maintenance 4.0 par analyse de courant 26
I.5.1. Instrumentation et acquisition des signaux électriques 28
I.5.2. Prétraitement 29
I.5.3. Analyse et traitement du signal pour le diagnostic des défauts 29
I.5.4. Réduction dimensionnelle de l'espace d'indicateurs 45
I.5.5. Diagnostic de défauts 48
I.5.6. Limites des approches de diagnostic existantes 56
I.6. Conclusion 57
Chapitre II Etat de l'art sur la modélisation pour la mise en œuvre du jumeau numérique . 58
II.1 Concept et principes du jumeau numérique 58
II.1.1 Niveaux de maturité du jumeau numérique 60
II.1.2 Usage industriel du jumeau numérique 61

II.2 Conception d'un jumeau numérique du moteur asynchrone 63

II.2.1 Modélisation du moteur asynchrones à cage d'écureuil 63

II.2.2 Validation et recalage et du modèle du moteur asynchrone à cage d'écureuil 80

II.2.3 Diagnostic basée sur des données assistée par un jumeau numérique 85

II.3 Verrous scientifiques et limites de modélisation du moteur asynchrone pour la conception de jumeaux numériques 88

II.4 Conclusion 89

Chapitre III Contribution à la modélisation du moteur asynchrone dans le cadre de son utilisation comme jumeau numérique 91

III.1 Modélisation du moteur électrique asynchrone à l'état sain 91

III.1.1 Equations des tensions 93

III.1.2 Equations des flux 94

III.1.3 Calcul des inductances 96

III.1.4 Formulation du modèle 101

III.2 Modélisation du moteur asynchrone avec défauts 109

III.2.1 Modélisation du moteur asynchrone avec défaut de court-circuit 110

III.2.2 Modélisation du moteur asynchrone avec défaut de barre cassée 112

III.2.3 Modélisation du moteur asynchrone avec défaut de roulement 114

III.3 Résultats de la simulation du modèle 123

III.3.1 Simulation du modèle et analyse des résultats 123

III.3.2 Résultats de la simulation du modèle à l'état sain 126

III.3.3 Résultats de la simulation avec défauts 127

III.4 Conclusion 138

Chapitre IV Apport du jumeau numérique pour le diagnostic des défauts de moteur asynchrone 140

IV.1 Validation expérimentale du modèle 140

IV.1.1 Présentation des bancs d'essai 140

IV.1.2 Validation expérimentale du modèle 147

IV.2 Recalage du modèle du moteur asynchrone 163
IV.2.1 Sélection des paramètres à recaler 164
IV.2.2 Choix de l'algorithme d'optimisation 165
IV.2.3 Formulation de la fonction objectif 166
IV.2.4 Validation du modèle après recalage 169
IV.3 Diagnostic des défauts du moteur asynchrone assisté par jumeau numérique 171
IV.3.1 Diagnostic par classification basé sur les données générées par jumeau numérique 171
IV.3.2 Diagnostic par hybridation des bases de données numérique et expérimentale 174
IV.4 Conclusion 179
Conclusions et perspectives 181
Conclusion 181
Perspectives 183
Bibliographie 185

LISTE DES FIGURES

Figure I-1: Les techniques de maintenance 22
Figure I-2 : Décomposition d'un moteur asynchrone à cage d'écureuil [41] 25
Figure I-3 : Les pannes fréquentes dans les moteurs asynchrones 26
Figure I-4 : Procédure de diagnostic par traitement du signal 27
Figure I-5 : Méthodes d'analyse des signaux abordées dans ce travail de thèse 30
Figure I-6 : Cas d'un signal de courant d'une machine asynchrone dans le domaine temporel 31
Figure I-7 : Exemples des courbes de Lissajous obtenues : a) machine à l'état sain ; b) machine saine, en charge ; c) défaut de roulement de taille 2 mm, à vide ; d) défaut de roulement de taille 2mm, en charge 38
Figure I-8 : Classification des méthodes basées sur les données 50
Figure I-9: Schéma du principe du séparateur à vaste marge dans la classification SVM [32]51
Figure I-10: Structure d'un réseau de neurones artificiels [134] 52
Figure II-1 : Évolution du concept et des niveaux de maturité du jumeau numérique de 1985 à nos jours 60
Figure II-2 : Principaux domaines d'application du jumeau numérique dans l'industrie 62
Figure II-3 : Démarche générale de conception du jumeau numérique du moteur asynchrone à cage d'écureuil 63
Figure II-4 : Schéma équivalent du moteur asynchrone selon la théorie des multiples circuits couplés 67
Figure II-5 : Discrétisation du moteur asynchrone dans un modèle du réseau de perméance [181] 71
Figure II-6 : Portion du réseau des perméances d'un moteur asynchrone à cage d'écureuil [182] 72
Figure II-7 : Schéma général de la méthodologie de recalage du modèle 84
Figure II-8 : Procédure de classification par jumeau numérique 86
Figure II-9 : Procédure de classification par enrichissement de données homogènes 87
Figure II-10 : Procédure de classification par enrichissement de données hétérogènes 88
Figure III-1 : Modèle électrique simplifié du moteur asynchrone 92
Figure III-2 : Champ magnétique élémentaire généré par la maille rotorique k 98
Figure III-3 : Position de la maille rotorique k, par rapport à la bobine statorique de la phase99
Figure III-4 : Kièmemaille du rotor 103

Figure III-5 : Projection du modèle multi-enroulements dans le repère dq 105
Figure III-6 : Zones de la perturbation du couple en fonction de la position angulaire du rotor 115
Figure III-7 : Modèle dynamique du roulement à billes 118
Figure III-8 : Schémas du défaut d'écaillage sur la bague extérieure du roulement..... 119
Figure III-9 : Distribution de l'entrefer entre le stator et le rotor..... 122
Figure III-10 : Processus de simulation du modèle de courant statorique 123
Figure III-11 : (a) Signal de courant dans le cas sain (b) spectre de ce courant 126
Figure III-12 : Signaux de couple électromagnétique (a) et de vitesse (b) dans le cas sain .. 127
Figure III-13 : (a) Signal de courant avec défaut de court-circuit entre spires (b) spectre de ce courant..... 128
Figure III-14 : Évolution des fréquences de défauts de court-circuit en fonction de sa sévérité 128
Figure III-15 : Courant statorique simulé (a) et spectre associé (b) en présence d'un défaut de barre cassée 129
Figure III-16 : Évolution de des amplitudes des fréquences de défaut de barres cassées..... 130
Figure III-17 : Courant statorique simulé du modèle simplifié (a) et spectre associé (b) en présence d'un défaut de roulement..... 130
Figure III-18 : Variation d'amplitude des composantes de fréquence relatives au défaut de roulement..... 131
Figure III-19 : Signaux de couple et de vitesse avec un écaillage de 1 mm (a) et 5mm (b) .. 132
Figure III-20 : Courant statorique simulé du modèle électromécanique (a) et spectre associé (b) en présence d'un défaut de roulement..... 133
Figure III-21 : Courant statorique simulé du modèle électromécanique (a) et spectre associé (b) en présence d'un défaut de roulement..... 134
Figure III-22 : Signal simulé d'accélération 136
Figure III-23 : Défauts combinés : (a) forme d'onde du courant statorique, (b) spectre de fréquence 136
Figure IV-1 : Module de SURveillance des Moteurs ASYNChrone 141
Figure IV-2 : Schéma de simulation du défaut de court-circuit entre spires à l'aide de la résistance Rf 143
Figure IV-3 : Module moteur asynchrone du banc SURVIB..... 146

Figure IV-4 : Comparaison entre les signaux (a) et spectres (b) simulés et mesurés à l'état sain 148
Figure IV-5 : Comparaison entre les signaux (a) et spectres (b) simulés et mesurés avec défaut de court-circuit entre spires 149
Figure IV-6 : Comparaison entre signaux de courant du stator simulés et mesurés (a) et spectres correspondants (b) en cas de défaut de barre de rotor cassée..... 150
Figure IV-7 : Comparaison des signaux (a) et des spectres correspondants (b) simulés et mesurés avec défaut de roulement 152
Figure IV-8 : Comparaison des signaux (a) et des spectres correspondants (b) issus du modèle électrodynamique, simulés et mesurés à l'état sain..... 153
Figure IV-9 : Signaux (a) et spectres associés (b) issus du modèle électrodynamique, superposés aux mesures expérimentales avec défaut de roulement 154
Figure IV-10 : Classement des indicateurs selon des critères de pertinence 158
Figure IV-11 : Relation empirique entre la sévérité des défauts et l'évolution des indicateurs pour les défauts de roulement, de barres de rotor et de spires statoriques 159
Figure IV-12 : Erreurs relatives entre les signaux mesurés et simulés (modèle simplifié du défaut de roulement) pour les quatre indicateurs temporels : RMS, MAV, WL et STD..... 161
Figure IV-13 : Erreurs relatives entre les signaux mesurés et simulés (modèle électrodynamique du défaut de roulement) pour les quatre indicateurs temporels : RMS, MAV, WL et STD.. 162
Figure IV-14 : Evolution de la fonction objectif en fonctions du nombre de générations..... 168
Figure IV-15 : Comparaison entre les signaux (a) et spectres (b) simulés et mesurés après recalage..... 169
Figure IV-16 : Comparaison des valeurs des indicateurs (MAV, WL, STD et RMS) obtenues à partir des signaux issus du modèle recalé et de ceux mesurés 170
Figure IV-17 : (a) Matrice de confusion et (b) Projection en composantes principales des quatre caractéristiques sélectionnées..... 173
Figure IV-18 : Méthodologie d'enrichissement quantitative 176
Figure IV-19 : Tendance des précisions de classification en fonction du taux d'hybridation 179

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1: Paramètres géométriques, électriques et mécaniques du moteur ainsi que du signal du premier banc d'essai du premier banc d'essai. 124
Tableau 2 : Paramètres géométriques, électriques et mécaniques du moteur ainsi que du signal du deuxième banc d'essai 125
Tableau 3 : Base de données expérimentales issue du premier banc. 145
Tableau 4 : Base de données expérimentales issue du deuxième banc 146
Tableau 5 : Valeurs des paramètres du modèle avant et après recalage 168
Tableau 6 : Répartition des échantillons entre les classes utilisées pour la classification 173
Tableau 7 : Base de données hybride : Constitution des états 175
Tableau 8 : Précisions des algorithmes en fonction des configurations d'hybridation 177

Publications et vulgarisations résultantes de cette thèse

Article dans un journal

- S. MOLOVERYA KAVUGHO, G. Ngandu Kalala, L. Rasolofondraibe, B. Kilundu Y'Ebondo, X. Chiementin. (2025) "*Model-based fault diagnosis and monitoring of induction machine bearing fault*". *Mechanical Systems and Signal Processing (MSSP)*. https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2025.113245

Conférences

- S. MOLOVERYA KAVUGHO, G. Ngandu Kalala, L. Rasolofondraibe, B. Kilundu Y'Ebondo, X. Chiementin, "*Multiphysics model for induction machine bearing fault diagnosis by stator current analysis",* 15th IEEE International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED), Dallas, 2025.
- S. MOLOVERYA KAVUGHO, G. Ngandu Kalala, L. Rasolofondraibe, B. Kilundu Y'Ebondo, X. Chiementin, *"Multiphysics modeling for bearing fault diagnosis in induction motors using multidomain analysis of vibration and current signals*," Congrès Français de Mécanique, Metz, 2025.

Introduction Générale

1. Contexte et problématique

La quatrième révolution industrielle transforme les systèmes de production grâce à l'intégration de technologies avancées telles que l'Internet des Objets (l'IoT), à l'intelligence artificielle et à la connectivité avancée [1]. Cette évolution renforce la compétitivité industrielle, mais impose de fortes exigences de disponibilité, de continuité et de fiabilité opérationnelle [2]. Dans ce contexte, la maintenance 4.0 devient un levier stratégique pour assurer la performance durable des équipements tout en limitant les coûts et les arrêts imprévus [3]. Les approches traditionnelles, principalement préventives ou curatives, montrent leurs limites face à la complexité croissante des installations modernes, où des défauts aléatoires peuvent remettre en cause toute planification [4]. La maintenance intelligente, fondée sur la surveillance continue et l'usage d'algorithmes d'apprentissage automatique, s'impose ainsi pour anticiper les défaillances et répondre aux exigences de l'industrie 4.0 [5].

Des équipements qui conditionnent la productivité industrielle, les machines électriques comptent parmi les plus exposées aux exigences de fiabilité. Elles sont largement utilisées dans le secteur industriel, notamment pour l'entraînement de nombreux équipements [6]. Leur conception simple, leur rendement élevé et leur faible coût expliquent cette implantation massive [7]. Au sein de ces machines, le moteur asynchrone occupe une place centrale grâce à sa robustesse et à son omniprésence dans les procédés industriels [8]. Toutefois, son fonctionnement dans des environnements sévères : température, humidité ou surcharge ; peut conduire à des défaillances à l'origine d'arrêts non planifiés et de pertes économiques importantes [8]. La disponibilité de ce moteur conditionnant directement la continuité et la compétitivité des systèmes productifs [3], la mise en place de méthodes de surveillance et de diagnostic fiables constitue un enjeu industriel majeur [9].

2. Motivation

La technique de diagnostic et de surveillance conditionnelle la plus utilisée est sans doute l'analyse vibratoire, reconnue pour sa précision dans l'identification des défauts mécaniques précoce [10] . Toutefois, sa mise en œuvre en milieu industriel demeure contraignante en raison de la sensibilité des mesures au bruit, de la forte dépendance à la position des capteurs, ainsi que des conditions industrielles difficiles, caractérisées par une accessibilité limitée et des niveaux de bruit élevés liés au fonctionnement des installations [11]. Face à ces limites,

l'analyse du courant statorique s'impose comme une alternative non intrusive, robuste et économiquement avantageuse [12]. Facilement accessible, le signal de courant permet de détecter aussi bien des défauts électriques que mécaniques, tels que les courts-circuits inter-spires, les barres de rotor cassées ou les défauts de roulements, à partir de la seule grandeur mesurée, à savoir le courant statorique, dont la mesure est généralement intégrée aux dispositifs de protection [13].

L'analyse du courant statorique constitue une alternative non intrusive, robuste et économiquement avantageuse [12]. Ce signal, facilement accessible, offre la possibilité d'identifier différents types de défauts, qu'ils soient d'origine électrique ou mécanique, tels que les courts-circuits entre spires, les barres de rotor rompues ou encore certains défauts de roulements, à partir de la seule mesure du courant, généralement déjà disponible via les dispositifs de protection [13]. L'efficacité de cette approche reste toutefois dépendante de la nature du défaut ainsi que de sa localisation dans la machine, certains défauts mécaniques ne générant que des signatures faibles ou indirectes dans le courant. Par ailleurs, la complexité des mécanismes de couplage électromécanique rend l'interprétation des signatures électriques délicate, particulièrement pour l'évaluation de la sévérité des défauts mécaniques, ce qui constitue encore un facteur limitant à l'adoption industrielle à grande échelle de cette approche [14].

Issue des avancées récentes du numérique, la notion de jumeau numérique est aujourd'hui en pleine émergence [5]. Celui-ci est défini comme une réplique virtuelle d'un système physique, capable de reproduire son comportement dynamique en temps réel [15]. Dans le cadre de la maintenance 4.0, fondée sur la surveillance continue et le diagnostic intelligent à l'aide d'algorithmes d'apprentissage automatique, ces approches reposent sur la disponibilité de volumes importants de données fiables couvrant l'ensemble des scénarios de fonctionnement possibles, dont l'acquisition demeure un défi majeur dans de nombreuses applications industrielles [13]. Dans ce contexte, le recours au jumeau numérique permet de générer des grandeurs caractéristiques de l'état du moteur, constituant ainsi une alternative ou un complément à la collecte de données réelles de fonctionnement, souvent coûteuse, contraignante et parfois limitée [16]. L'enrichissement des bases d'apprentissage par des données simulées contribue à pallier l'insuffisance de données réelles, tout en facilitant l'analyse de scénarios difficilement accessibles en conditions réelles de fonctionnement, à condition que ces données reproduisent fidèlement le comportement du système étudié. En ce sens, le jumeau numérique constitue un outil clé pour améliorer la fiabilité et la robustesse des

algorithmes de classification nécessaires à la surveillance et au diagnostic intelligent des moteurs asynchrones. En fournissant des données en quantité et en qualité suffisantes, il renforce la pertinence des stratégies de diagnostic et s'inscrit pleinement dans les exigences de la maintenance 4.0 [17].

3. Objectifs

Cette thèse s'inscrit à l'intersection des avancées technologiques induites par la quatrième révolution industrielle et a pour objectif général de développer une approche de surveillance et de diagnostic des moteurs asynchrones fondée sur les apports du jumeau numérique. Elle vise à exploiter la capacité de ce dernier à générer, dans des configurations contrôlées, des données en quantité et en qualité suffisantes afin de lever les limitations des approches d'intelligence artificielle appliquées au diagnostic. À travers cet objectif, ce travail ambitionne également de contribuer à l'enrichissement de la littérature scientifique relative aux jumeaux numériques dédiés aux machines électriques, tout en participant à l'optimisation des stratégies de maintenance 4.0. À un niveau plus global, cette recherche s'inscrit dans une démarche de réduction des coûts opérationnels, d'allongement de la durée de vie des équipements et, à terme, de renforcement de la compétitivité et de la durabilité des systèmes de production dans le contexte de la quatrième révolution industrielle.

Pour atteindre cet objectif général, les travaux de thèse s'articulent autour des objectifs spécifiques suivants :

a. Développement d'un modèle multiphysique adapté au jumeau numérique : Le modèle constituant le cœur du jumeau numérique, le premier axe consiste à développer un modèle capable de simuler les principaux défauts du moteur asynchrone tout en conciliant précision et faible temps de calcul, exigences indispensables à une utilisation en tant que jumeau numérique. L'approche retenue repose sur un modèle électrique simplifié, reconnu pour son faible coût de calcul, dont la précision est améliorée par l'intégration de la dynamique du palier à roulement. Cette extension permet de simuler avec plus de précision, les signatures de courant associées aux défauts de roulement et d'explorer les limites de la surveillance des défauts mécaniques par analyse du courant statorique. Une attention particulière est ainsi portée au diagnostic des défauts de roulement par analyse de courant.

b. Mise en œuvre d'une technique de diagnostic et de surveillance assistée par jumeau numérique : Le second axe vise à développer une approche de diagnostic et de surveillance du

moteur asynchrone fondée sur les apports du jumeau numérique. Il est nécessaire de mettre en œuvre les prérequis à l'exploitation du jumeau numérique, à savoir sa confrontation au système physique à travers une procédure de validation, suivie d'un recalage paramétrique, afin d'assurer sa conformité aux données mesurées et de garantir son interopérabilité. Une fois le jumeau numérique validé, celui-ci peut être utilisé comme un banc d'essai virtuel, permettant de générer des données à moindre coût et sans contraintes expérimentales. Dans un premier scénario, les bases de données issues exclusivement des simulations sont utilisées pour le diagnostic de défauts combinés, difficilement reproductibles sur le système physique. Dans un second scénario, les données numériques générées par le jumeau numérique servent à enrichir et compléter les bases de données historiques, en vue d'améliorer le diagnostic des défauts de roulement.

Par ses objectifs, les contributions principales de ce travail de thèse se situent à deux niveaux : La première réside dans la modélisation électrique du moteur asynchrone capable de simuler l'ensemble des principaux défauts, à laquelle on intègre explicitement la dynamique du roulement, tout en conservant un temps de calcul très réduit (5 s). Cette intégration améliore significativement la reproduction des signatures des défauts de roulement dans les courants statoriques, levant ainsi un verrou scientifique majeur des modèles purement électriques. La seconde contribution porte sur l'intégration du jumeau numérique dans le diagnostic intelligent, selon deux approches complémentaires : *(i)* un diagnostic basé uniquement sur les données simulées, permettant l'analyse de défauts difficilement accessibles en fonctionnement, notamment les défauts combinés ; *(ii)* une stratégie d'hybridation entre données numériques et historiques, identifiant les conditions optimales d'enrichissement des données d'apprentissage et améliorant les performances du diagnostic des défauts de roulement par analyse du courant statorique. Ces contributions s'inscrivent dans les enjeux de la transition énergétique, en proposant un modèle multiphysique léger, peu coûteux en ressources de calcul et de stockage, et en réduisant le recours aux essais destructifs générateurs des déchets ; tout en garantissant une exploitation efficace des données et une précision élevée du diagnostic.

4. Organisation de la thèse

Après cette introduction, ce manuscrit est structuré en quatre chapitres. Le Chapitre 1 présente une revue de la littérature sur la surveillance et le diagnostic des moteurs asynchrones par analyse des courants, dans le contexte de la maintenance 4.0. Les méthodes de traitement du signal appliquées au courant statorique y sont décrites, ainsi qu'une classification des approches

de diagnostic, mettant en évidence leurs limites, qui constituent la problématique de cette thèse. Le Chapitre 2 propose des solutions à ces limites en introduisant le concept de jumeau numérique et son historique dans le cadre de l'industrie 4.0. L'apport du jumeau numérique à la maintenance des moteurs asynchrones est détaillé, et la revue de la littérature sur la modélisation du moteur permet d'illustrer le dilemme entre temps de simulation et précision, central pour les applications temps réel comme le jumeau numérique. Le Chapitre 3 est consacré à la modélisation du moteur asynchrone. Le modèle est formulé à partir du circuit électrique équivalent pour l'état sain et étendu pour inclure les principaux défauts : barres de rotor cassées, courts-circuits entre spires et défauts de roulement. La dynamique du palier à roulement est intégrée pour améliorer la capture des défauts de roulement dans le signal de courant. Le Chapitre 4 présente la démarche de diagnostic intelligent assistée par jumeau numérique. Le modèle du Chapitre 3 est d'abord validé sur deux bancs d'essai et recalé afin d'assurer l'interopérabilité du jumeau numérique. Celui-ci est ensuite exploité selon deux approches : (i) un diagnostic fondé uniquement sur les données simulées, pour l'analyse de défauts difficilement accessibles expérimentalement, notamment les défauts combinés ; (ii) une hybridation de données numériques et de données expérimentales issues de mesures réelles (bases de données historiques), permettant d'identifier les conditions optimales d'enrichissement et d'améliorer les performances du diagnostic des défauts de roulement par analyse du courant statorique. La thèse se conclut par une synthèse des résultats et des perspectives de recherche.

Chapitre I
SURVEILLANCE ET DIAGNOSTIC DE MOTEUR ASYNCHRONE PAR ANALYSE DE COURANT

I.1. Introduction

Ce chapitre a pour objectif de présenter les principales méthodes de maintenance industrielle dans un contexte de transition vers l'industrie 4.0, caractérisée par une intégration croissante des technologies numériques et des applications en temps réel. Dans ce cadre, l'apport de l'intelligence artificielle (IA) aux approches de maintenance traditionnelles permet d'améliorer significativement la précision des diagnostics et d'introduire des capacités prédictives avancées. Après un rappel des notions fondamentales liées à l'industrie 4.0, les différentes stratégies de maintenance industrielle sont présentées, avec un intérêt particulier porté à la maintenance conditionnelle sur laquelle est entrain d'émerger la maintenance 4.0.

Le chapitre propose ensuite une présentation du moteur asynchrone à cage d'écureuil, machine électrique largement utilisée dans les environnements industriels et constituant le système d'étude principal de ce travail. L'analyse des stratégies de maintenance conditionnelle appliquées à ce type de moteur met en évidence l'intérêt d'une méthode non intrusive et économiquement viable : l'analyse du courant statorique. Cette approche sert de base à la mise en œuvre d'une technique de maintenance 4.0 fondée sur l'analyse du courant, et constitue le point central de l'état de l'art consacré aux méthodes de traitement du signal de courant. Enfin, les limites des approches de diagnostic reposant exclusivement sur des données expérimentales ou historiques sont discutées.

I.2. Notions sur l'industrie 4.0

L'Industrie 4.0, considérée comme la quatrième révolution industrielle, inaugure une nouvelle phase de transformation visant à optimiser la chaîne de valeur par l'intégration de technologies numériques telles que l'Internet des objets (IoT), les systèmes cyber-physiques, l'intelligence artificielle (IA), l'analyse des mégadonnées et la robotique avancée [18]. Elle s'inscrit dans la continuité des révolutions précédentes, à savoir la mécanisation, l'électrification et l'automatisation, et ambitionne la mise en place d'usines intelligentes capables d'une production flexible, efficace et personnalisée [19].

Cette transformation repose sur une interconnexion étroite entre machines, systèmes et produits, permettant des échanges d'informations en temps réel et une prise de décision distribuée [20].

Les usines intelligentes issues de l'Industrie 4.0 s'appuient sur des réseaux de capteurs, des systèmes de supervision et des plateformes d'analyse de données afin d'améliorer la flexibilité, la performance et la qualité des processus de production [21]. Les objectifs poursuivis incluent notamment l'optimisation des opérations, la réduction des coûts, l'amélioration continue de la qualité et l'émergence de nouveaux modèles économiques [22].

Dans le prolongement de cette dynamique, une évolution progressive vers l'Industrie 5.0 se dessine, mettant l'accent sur une approche plus centrée sur l'humain, durable et résiliente. Contrairement à l'Industrie 4.0, principalement axée sur la performance technologique et l'automatisation, l'Industrie 5.0 vise à réconcilier innovation industrielle, expertise humaine et responsabilité sociétale. Elle introduit une collaboration renforcée entre l'homme et la machine, tout en intégrant des préoccupations liées à la durabilité environnementale, à la robustesse des systèmes industriels et à la création de valeur à long terme [23].

Dans ce contexte de mutations technologiques profondes, les fonctions industrielles traditionnelles doivent être repensées afin de s'adapter aux exigences des systèmes de production intelligents [24]. La maintenance, en particulier, occupe une place stratégique dans la performance, la disponibilité et la sécurité des équipements [25]. L'évolution vers des usines connectées et fortement instrumentées impose une remise en question des approches classiques au profit de méthodes intelligentes, intégrées et anticipatives [26]. Cette transformation progressive des pratiques de maintenance, des approches traditionnelles vers des stratégies avancées s'appuyant sur les technologies numériques, sera détaillée dans la section suivante, qui présente les différents types de maintenance et leur évolution.

I.3. Techniques de maintenance

Les moteurs asynchrones, comme tout équipement industriel, se dégradent au cours du temps. Cette détérioration résulte de causes liées au fonctionnement, telles que l'usure ou la déformation, ainsi que de l'action d'agents extérieurs d'origine chimique ou atmosphérique [27]. La défaillance d'un ou plusieurs composants peut entraîner des conséquences majeures, notamment des arrêts non planifiés, une baisse des capacités de production, des coûts de réparation élevés et des risques pour la sécurité des personnes [28]. Elle peut également provoquer des dommages sur d'autres éléments de la machine ou de l'installation, ce qui justifie la mise en œuvre de stratégies de maintenance adaptées. Longtemps considérée comme une fonction de support, la maintenance occupe aujourd'hui une place centrale dans l'industrie en raison de son impact direct et mesurable sur la performance globale des systèmes de production.

En effet, les coûts de maintenance peuvent représenter entre 15 % et 40 % des coûts totaux d'exploitation industrielle [29], tandis que les arrêts non planifiés sont responsables de 5 % à 20 % des pertes de capacité de production selon les secteurs industriels [30].

Face à une demande croissante et à une concurrence accrue, les entreprises doivent accroître leur productivité tout en optimisant les ressources humaines. Elles doivent ainsi garantir la fiabilité des équipements, maintenir une productivité élevée, assurer la sécurité du personnel et réduire les coûts de production [31]. Dans ce contexte, la maintenance constitue à la fois un levier de productivité et un levier d'optimisation des coûts liés à la production. L'enjeu principal reste l'établissement d'un diagnostic fiable des machines tournantes, fondé sur une stratégie de maintenance adaptée et sur l'utilisation d'outils appropriés [32]. Le paradigme actuel considère désormais la maintenance non plus comme une contrainte technique, mais comme un facteur stratégique et un vecteur de profit, essentiel à la productivité et à la compétitivité des systèmes industriels [16].

I.3.1. Définition de la maintenance

Selon la norme NF EN 13306-1:2018 [33], la maintenance regroupe l'ensemble des actions techniques, administratives et de management réalisées sur le cycle de vie d'un bien afin de le maintenir ou de le rétablir dans un état fonctionnel. Le choix de la stratégie de maintenance relève du propriétaire, avec pour objectif d'optimiser la durée de vie de l'équipement en termes de coûts, de bénéfices et de risques sur l'ensemble du cycle de vie [26]. Les besoins et décisions en maintenance ont ainsi évolué selon les conséquences des défaillances [25]. Cette évolution a conduit du recours à la maintenance corrective vers des approches préventives, puis prédictives, visant à anticiper les défaillances [34].

I.3.2. Rôle de la maintenance

La maintenance ne se limite pas à la réparation des équipements défaillants. Elle vise également à prévenir leur dégradation afin d'assurer un fonctionnement efficace, sûr et durable des machines. Ses objectifs, à la fois quantitatifs et qualitatifs, sont d'assurer une productivité maximale par un fonctionnement continu et fiable sur la durée de vie de la machine, en limitant les arrêts et les réparations, tout en contribuant à l'amélioration continue du processus de production, d'optimiser les performances de la machine et de garantir la sécurité de fonctionnement.

I.3.3. Types de maintenance

La maintenance se classe selon le type d'intervention réalisé. La maintenance corrective intervient après une panne, tandis que la maintenance préventive est planifiée pour limiter le risque de défaillance. La maintenance prévisionnelle repose sur l'exploitation de données afin d'anticiper les pannes, alors que la maintenance conditionnelle est déclenchée lorsque des seuils de fonctionnement sont atteints. La Figure I-1 présente les stratégies permettant de définir le moment et le type d'actions de maintenance à appliquer.

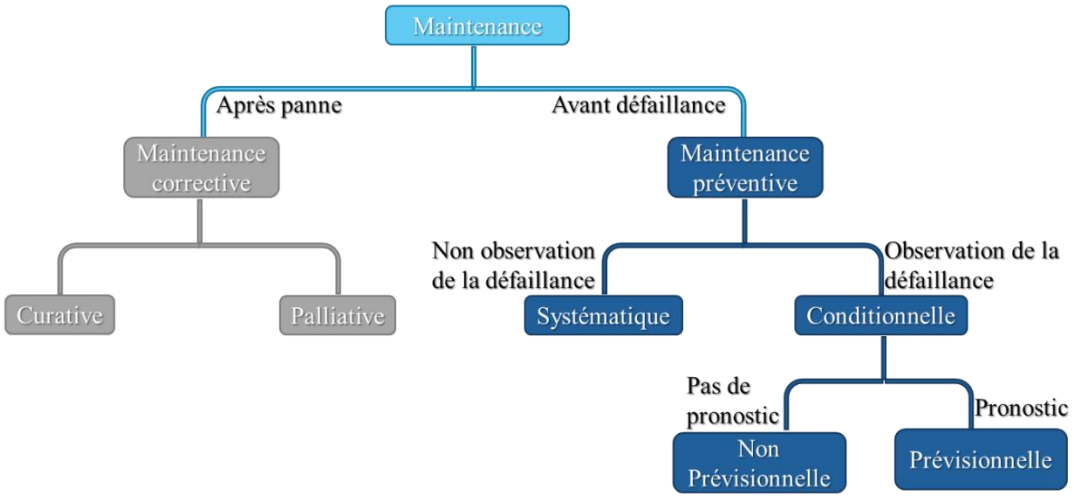


Figure I-1: Les techniques de maintenance

I.3.3.1. Maintenance corrective

Selon la norme NF EN 13306 : 2010, la maintenance corrective est une intervention après détection d'une panne visant à remettre un équipement en état de fonctionnement pour accomplir sa fonction [35]. Elle implique la réparation ou le remplacement des composants défectueux et peut être différée, planifiée selon des priorités (maintenance palliative), ou immédiate, exécutée sans délai (maintenance d'urgence). **La maintenance palliative** suit des règles définies tenant compte des conséquences de la panne, du risque d'aggravation et des ressources disponibles. **La maintenance curative**, la plus traditionnelle, consiste à utiliser l'équipement jusqu'à sa défaillance avant d'intervenir. Elle convient lorsque les conséquences restent limitées et que le remplacement est facile, par exemple lorsque la perte temporaire d'une machine n'affecte pas la production. Cette approche, bien que peu coûteuse à mettre en place, peut générer des frais élevés à long terme, surtout pour un équipement critique, car une interruption imprévue peut nécessiter des moyens importants et entraîner des conséquences préjudiciables pour l'entreprise.

I.3.3.2. Maintenance préventive

Selon la norme NF EN 13306 : 2010, la maintenance préventive est exécutée à intervalles prédéterminés ou selon des critères pour réduire le risque de panne ou de dégradation. Elle intervient avant la défaillance, avec des arrêts planifiés, limitant ainsi les pannes coûteuses. Elle est adaptée lorsque les conséquences d'une panne sont importantes. La maintenance préventive se divise en systématique et conditionnelle. **La systématique** est réalisée à intervalles réguliers ou après un certain usage sans contrôle préalable, suivant un calendrier fixe basé sur l'expérience ou le constructeur. Elle est simple à planifier et utile lorsque la durée de vie des composants est estimable, mais peut générer du sur-maintien avec des interventions inutiles et coûteuses [5].

La maintenance conditionnelle repose sur la surveillance continue et l'analyse de mesures comme le courant, les vibrations, la température ou le bruit. Des indicateurs de santé suivent l'état des composants, prévoient les défaillances et estiment la durée de vie résiduelle. Elle optimise l'utilisation des ressources, réduit les interventions inutiles, limite le stock de pièces et améliore la productivité et la fiabilité [36]. Elle se base sur trois tâches : surveillance, diagnostic et pronostic.

La surveillance détecte les changements du système et compare les mesures à des références pour décider si le système est sain ou défectueux [37]. Le diagnostic permet d'identifier le type de défaut, sa localisation et sa cause. Il s'appuie sur des outils fréquentiels tels que la transformée de Fourier, l'analyse spectrale par densité de puissance, le cepstre ou l'analyse d'enveloppe. Pour les signaux non stationnaires, des méthodes temps-fréquence sont utilisées, notamment la transformée de Fourier à court terme, la distribution de Wigner-Ville et l'analyse par ondelettes. Le pronostic suit l'évolution des défauts pour estimer la durée de vie résiduelle et planifier les interventions, malgré les incertitudes liées à l'état du système et aux conditions futures [38]. Un sous-type est la maintenance prévisionnelle, qui anticipe les pannes grâce à l'analyse répétée des données et à des modèles prédictifs ou algorithmes d'intelligence artificielle, permettant une planification proactive et une optimisation de la durée de vie des équipements [38].

Dans le contexte de l'Industrie 4.0, ces principes sont étendus au sein de **la maintenance 4.0**, qui intègre les technologies numériques pour une gestion intelligente, connectée et évolutive des équipements. Les données issues de capteurs connectés sont collectées en continu, traitées en temps réel et analysées à l'aide de modèles avancés afin de caractériser l'état de santé des

composants, d'anticiper les défaillances et d'estimer la durée de vie résiduelle. Cette approche orientée données contribue à optimiser la planification des interventions, à limiter les stocks de pièces de rechange et à améliorer la productivité et la disponibilité des systèmes industriels [36].

I.3.4. Choix du type de maintenance

Chaque stratégie de maintenance présente des avantages et limites, le choix dépendant des critères économiques et humains. La maintenance corrective convient lorsque les pannes sont rares et sans impact sur la sécurité, tandis que la maintenance préventive est préférable si les défaillances sont fréquentes ou coûteuses. La maintenance systématique est simple à planifier mais peut générer des coûts élevés par des interventions inutiles sur des équipements encore fonctionnels. La maintenance conditionnelle et prévisionnelle nécessite des investissements en dispositifs de surveillance et en analyse de données, mais elle cible les interventions uniquement en cas de signes de dégradation, réduisant ainsi les opérations inutiles et optimisant l'utilisation des ressources [39].

Dans cette perspective de compromis entre performance, coûts et contraintes organisationnelles, la maintenance 4.0 apparaît comme une évolution naturelle des stratégies conditionnelles et prévisionnelles. Fondée sur les technologies de l'Industrie 4.0, telles que l'Internet des objets, l'intelligence artificielle et l'analyse de données en temps réel, elle permet une exploitation optimale des informations issues de la surveillance des équipements. Cette approche vise à anticiper les défaillances et à planifier les interventions de manière ciblée, en fonction de l'état réel des systèmes. Elle contribue ainsi à améliorer la disponibilité des équipements, à réduire les arrêts non planifiés et à optimiser l'utilisation des ressources, tout en facilitant la prise de décision.

I.4. Présentation du moteur asynchrone à cage d'écureuil

Avant de présenter les principaux défauts du moteur asynchrone à cage d'écureuil, son fonctionnement et ses constituants sont brièvement rappelés afin de mieux situer l'origine et les mécanismes de chaque défaillance. Le moteur asynchrone à cage d'écureuil fonctionne par interaction électromagnétique entre le champ tournant créé par le courant triphasé statorique et les courants induits dans le rotor. Ce champ sinusoïdal se déplace à la vitesse synchrone n, donnée par :

$$n = {}^{60f}/_{p} \tag{I.1}$$

Avec f la fréquence du réseau en hertz (Hz) et p le nombre de paires de pôles (sans unité). Le fonctionnement nécessite une différence entre la vitesse du champ n_1 et celle du rotor n. Cette différence, appelée glissement g, est donnée par l'équation (I.2) et explique l'appellation « *asynchrone* » du moteur [40] (I.2).

$$g = \frac{n_1 - n}{n_1} \tag{I.2}$$

- Les principaux éléments du moteur asynchrone sont le stator à encoches et enroulement triphasé, le rotor à cage d'écureuil en aluminium, l'arbre, les roulements, le système de refroidissement et la boîte à bornes (Figure I-2) [41].

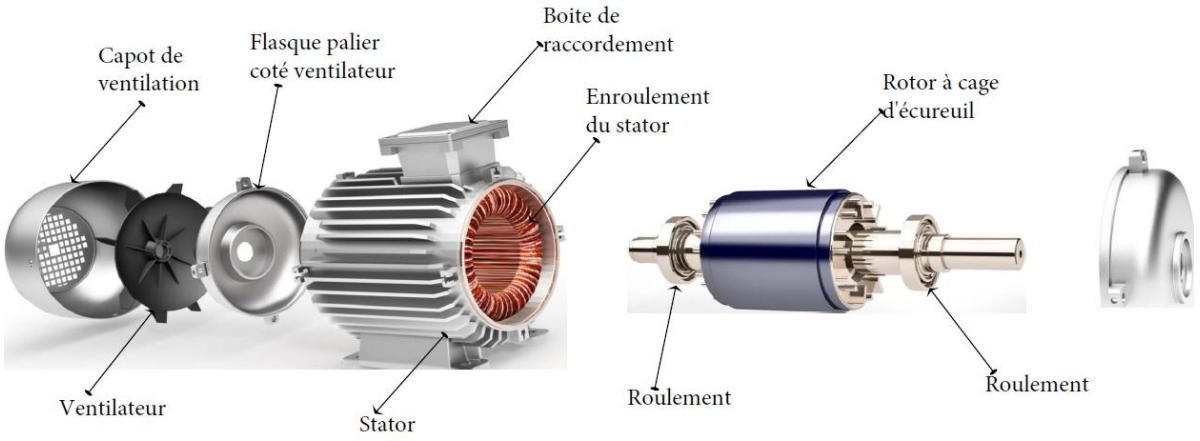


Figure I-2 : Décomposition d'un moteur asynchrone à cage d'écureuil [41]

Le moteur asynchrone est très utilisé en industrie pour sa robustesse et son faible coût, mais il est exposé à des pannes pouvant provoquer des arrêts de production et des risques pour les équipements et les personnes. En dehors des causes intrinsèques liées à la conception, à la fabrication ou au montage, les pannes les plus fréquentes concernent les défauts de roulements, qui représentent environ 40 à 50 % des défaillances, suivis des défauts statoriques (30 à 40 %), tels que les courts-circuits entre spires, les défauts d'isolement ou du circuit magnétique, ainsi que des défauts rotoriques (5 à 10 %), tels que la rupture de barres ou d'anneaux et l'excentricité statique ou dynamique [42]. Ces défaillances sont principalement d'origine mécanique ou électrique et peuvent aussi être influencées par l'environnement d'utilisation, comme présenté à la Figure I-3.

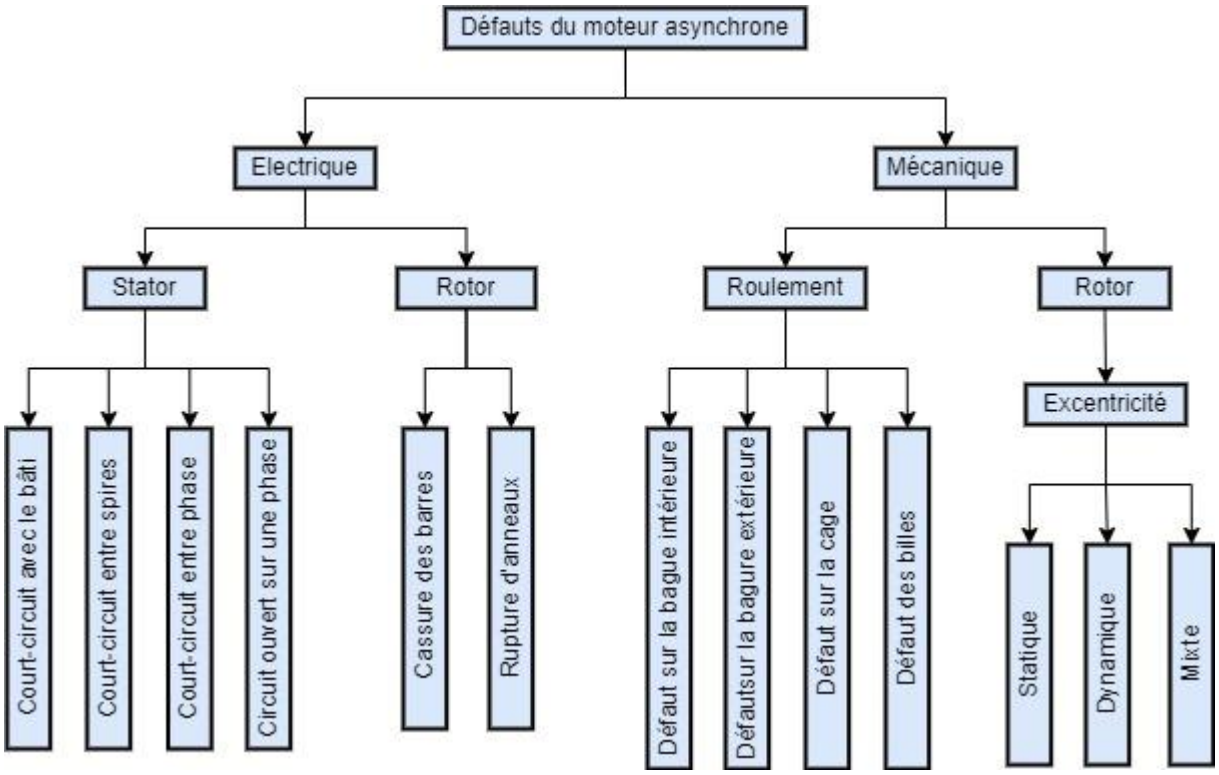


Figure I-3 : Les pannes fréquentes dans les moteurs asynchrones

I.5. Mise en œuvre d'une technique de maintenance 4.0 par analyse de courant

Parmi les approches pour le diagnostic des défauts des moteurs asynchrones, l'analyse du courant statorique est l'une des plus prometteuses. Elle est non intrusive, facile d'accès et reflète les défauts électriques et mécaniques sous forme de signatures temporelles, fréquentielles ou temps-fréquence. Cette méthode a évolué de simples inspections spectrales vers des chaînes méthodologiques complètes intégrant prétraitement, extraction de caractéristiques multi-domaines et apprentissage automatique. La littérature propose des protocoles allant de l'acquisition du signal à la classification intelligente.

Abderrahman [43] a utilisé l'analyse du courant moteur pour le diagnostic des défauts des machines asynchrones triphasées industrielles. La méthode exploite la Commande Directe du Couple (CDC) et combine la transformée de Hilbert et la transformée de Fourier rapide pour identifier les fréquences caractéristiques des défauts de roulements. Dans [44], le diagnostic repose exclusivement sur le courant statorique pour détecter et localiser des courts-circuits et barres rotoriques rompues. L'acquisition sur moteur commandé en vitesse couvre divers profils de couple et charge. Les indicateurs multi-domaines extraits du signal alimentent des

algorithmes de classification pour la détection, la localisation et l'estimation de la sévérité des anomalies. Une approche hiérarchique améliore la reconnaissance et la robustesse.

Les travaux de Tabet [45] sont basés sur l'exploitation du courant pour diagnostiquer les défauts mécaniques, cassures de barres et excentricité. L'analyse repose sur trois approches complémentaires : une analyse temporelle utilisant la transformée de Hilbert pour l'extraction de l'enveloppe du signal, une analyse fréquentielle basée sur la transformée de Fourier rapide (FFT) pour la mise en évidence des harmoniques, et une analyse temps-fréquence permettant une meilleure discrimination entre les signatures d'excentricité et de barres cassées. L'effet des architectures d'enroulement et des stratégies de commande sur les signatures est évalué pour l'apprentissage automatique. Dans sa thèse, Saadi [46] a proposé une approche qui traite les défauts électriques dans une machine de traction électrique, détectant et localisant un circuit ouvert via l'analyse du courant. L'approche proposée combine un prétraitement par fenêtre glissante pour corriger les irrégularités et une analyse fréquentielle destinée à la localisation des défauts, avec un algorithme hiérarchisé pouvant aboutir à un diagnostic automatique en temps réel.

Ces travaux convergent vers une architecture méthodologique commune, articulée autour de quatre étapes principales : acquisition des signaux, prétraitement, analyse et extraction d'indicateurs, puis prise de décision intelligente. Cette structuration constitue un cadre méthodologique robuste pour le développement d'une stratégie de maintenance 4.0 fondée sur l'analyse du courant statorique. Le schéma présenté à la Figure I-4 illustre les principales étapes de cette démarche méthodologique et permet de visualiser l'ensemble du processus, conformément à l'architecture définie par la norme ISO-13374 [47] pour les systèmes de maintenance conditionnelle (Condition Based Maintenance), étapes qui seront détaillées dans les sections suivantes.

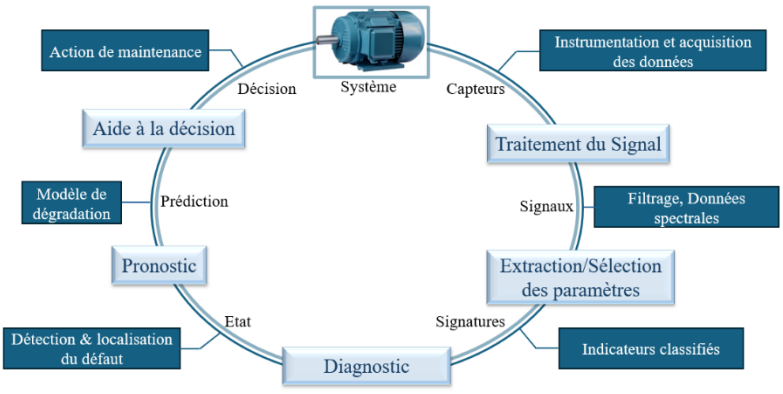


Figure I-4 : Procédure de diagnostic par traitement du signal

Comme l'illustre la Figure I-4, le processus commence par l'instrumentation et l'acquisition des signaux électriques, suivies du traitement du signal et de l'extraction de paramètres pertinents. Ces paramètres permettent ensuite d'établir un diagnostic précis de l'état de la machine et d'alimenter les modèles de pronostic afin de prédire l'évolution des dégradations. Les résultats obtenus facilitent l'aide à la décision et orientent les actions de maintenance les plus adaptées.

I.5.1. Instrumentation et acquisition des signaux électriques

L'acquisition du signal est la première étape de la surveillance des moteurs. Dans ce contexte, le courant statorique est largement utilisé comme une méthode de diagnostic et de pronostic non intrusive et économiquement avantageuse pour les moteurs asynchrones [48]. Contrairement à l'analyse vibratoire, qui exige des capteurs spécifiques et un positionnement précis, le courant peut être mesuré directement avec les capteurs intégrés au système d'alimentation ; tels que des transformateurs de courant, des capteurs à effet Hall ou des shunts de mesure, généralement déjà présents dans les dispositifs de protection, de commande ou de supervision. Leur faible coût, robustesse et simplicité de mise en œuvre en font une solution adaptée à la maintenance 4.0. Ces capteurs présentent toutefois des caractéristiques différentes : les transformateurs de courant sont adaptés aux mesures industrielles mais disposent d'une bande passante limitée, généralement comprise entre quelques dizaines de hertz et quelques kilohertz (typiquement de l'ordre de 1 kHz à 20 kHz selon les modèles et les conditions de charge) [49]. Les capteurs à effet Hall offrent une bande passante plus large et permettent la mesure de courants continus et alternatifs, tandis que les shunts de mesure se distinguent par leur précision et leur large bande fréquentielle, au prix d'une insertion intrusive dans le circuit. Leur faible coût, leur robustesse et leur facilité de mise en œuvre en font néanmoins des solutions adaptées aux exigences de la maintenance 4.0 [50].

Toutefois, la capacité de l'analyse du courant à détecter les défauts dépend de la manière dont les anomalies se manifestent dans le signal électrique, celle-ci étant étroitement liée à la nature du défaut et à son niveau de sévérité. En particulier, certains défauts mécaniques peuvent induire des signatures faibles ou indirectes dans le courant, rendant leur détection plus délicate. À cet égard, plusieurs études comparatives ont mis en évidence que l'analyse du courant présente une bonne sensibilité pour les défauts rotoriques, tandis que l'analyse vibratoire demeure plus performante pour la détection des défauts de roulements [51]. Des travaux plus récents confirment cette tendance, en montrant que les approches basées sur les signaux vibratoires peuvent atteindre des taux de précision proches de 95 à 100 % pour la détection des

défauts mécaniques, notamment les défauts de roulements, tandis que les méthodes fondées sur l'analyse du courant présentent généralement des performances plus variables, de l'ordre de 80 à 90 %, dépendant fortement du type de défaut considéré et de sa sévérité [52]. La qualité des données dépend enfin des paramètres d'acquisition, tels que la fréquence d'échantillonnage et la durée d'enregistrement, qui doivent correspondre aux phénomènes observés [53]. Une acquisition correctement configurée assure la fiabilité du signal et la pertinence des traitements ultérieurs.

I.5.2. Prétraitement

Les signaux de courant nécessitent un prétraitement préalable afin d'assurer la fiabilité des informations extraites. Bien qu'ils soient représentatifs de l'état de la machine, ils demeurent sensibles aux perturbations du réseau et aux interférences électromagnétiques souvent liées aux conditions d'alimentation [54]. Dans ce contexte, l'exploitation conjointe des mesures de courant et de tension peut permettre une meilleure caractérisation des perturbations d'origine électrique et une réduction plus efficace de certaines composantes parasites [55]. Le prétraitement permet d'atténuer ces effets grâce à des opérations de filtrage, de débruitage, de lissage et de normalisation, contribuant ainsi à la stabilisation du signal et à une exploitation plus efficace par les méthodes d'analyse ou d'apprentissage automatique [56]. Une attention particulière portée à cette étape garantit des données de qualité, indispensables à l'extraction de paramètres pertinents et à un diagnostic précis de l'état de la machine [57].

I.5.3. Analyse et traitement du signal pour le diagnostic des défauts

Après le prétraitement, l'analyse du courant statorique permet d'apprécier l'état de la machine. Les défauts se traduisent par des modulations d'amplitude et de phase, générant des composantes fréquentielles autour de la fréquence d'alimentation du moteur. L'analyse de la signature du courant statorique (ou Motor Current Signature Analysis (MCSA) est une méthode efficace et économique, ne nécessitant pas de capteurs supplémentaires [58]. Le traitement numérique du signal (Digital Signal Processing) permet aujourd'hui un diagnostic précis directement à partir du courant de ligne. Le traitement du signal applique des méthodes mathématiques pour extraire des informations exploitables et détecter les défauts [59]. Les indicateurs extraits doivent être robustes, stables au bruit et capables de discriminer les états de fonctionnement. Certains ont une signification physique, indiquant la nature ou la localisation du défaut, tandis que d'autres enrichissent les données pour l'apprentissage automatique et améliorent la précision du diagnostic [60]. Dans le cadre de l'analyse de la signature du courant statorique, les méthodes de traitement du signal se classent en trois catégories : analyse

temporelle, analyse fréquentielle pour les harmoniques caractéristiques et analyse temps-fréquence ou temps-échelle pour les phénomènes non stationnaires [61]. La Figure I-5 présente les principales techniques de traitement du signal pour extraire les caractéristiques de défauts dans les moteurs asynchrones [62]. Ces techniques, non exhaustives, présentées sur la Figure I-5 , correspondent exclusivement à celles abordées dans ce travail et sont détaillées dans les sections suivantes.

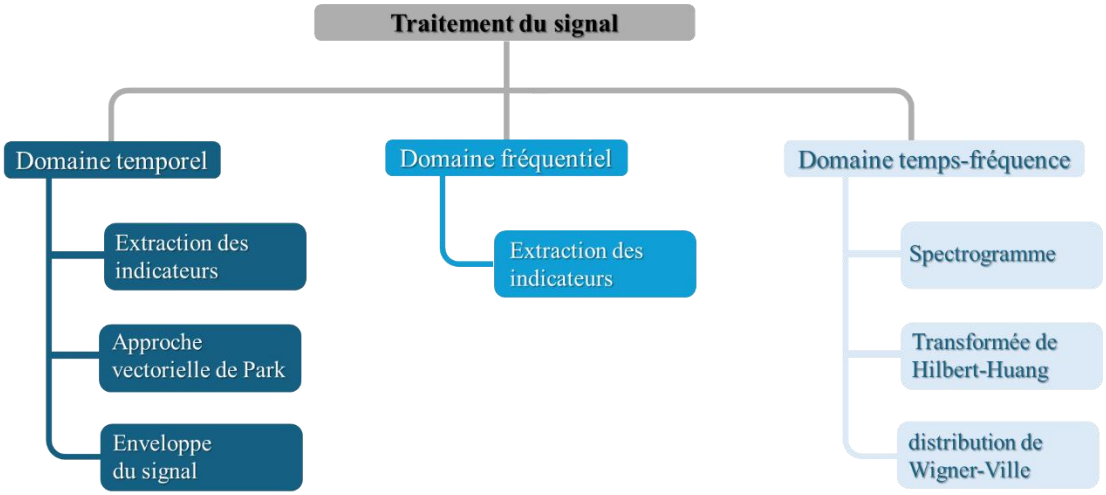


Figure I-5 : Méthodes d'analyse des signaux abordées dans ce travail de thèse

I.5.3.1. Analyse temporelle

La première analyse du courant se fait dans le domaine temporel [63]. Cette méthode est simple, peu coûteuse et permet un traitement rapide des signaux [64]. Elle utilise principalement des indicateurs scalaires statistiques extraits du signal. Ces indicateurs, détaillés dans la section (I.5.3.1) ci-dessous, détectent l'apparition et l'aggravation d'un défaut, mais ne localisent pas précisément la source du problème [65]. Pour pallier cette limite, l'analyse temporelle est souvent combinée avec des algorithmes d'intelligence artificielle, améliorant la détection et le diagnostic [66]. Toutefois, ces approches reposent sur la disponibilité de données correctement labellisées et sur une phase d'apprentissage adaptée, le diagnostic n'étant possible que si les caractéristiques extraites ou les signaux bruts sont exploités dans un cadre supervisé. La Figure I-6 illustre un cas d'évolution temporelle du courant statorique pour l'extraction des indicateurs.

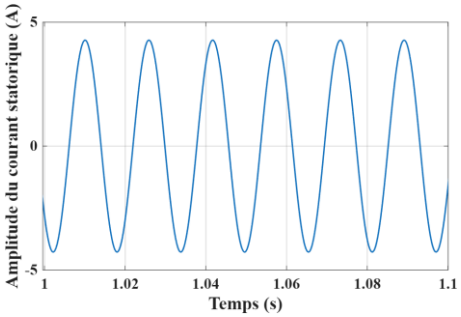


Figure I-6 : Cas d'un signal de courant d'une machine asynchrone dans le domaine temporel

I.5.3.1.1. Extraction des indicateurs

L'extraction d'indicateurs constitue une étape fondamentale dans l'analyse temporelle en vue du diagnostic. Un défaut entraîne généralement une modification des propriétés statistiques et énergétiques du signal, que des indicateurs adaptés permettent de quantifier. Développés principalement en analyse vibratoire, ces descripteurs reposent sur des propriétés mathématiques générales (énergie, dispersion, impulsivité, asymétrie) et ne sont pas spécifiques à une grandeur physique donnée [67]. Ils peuvent ainsi être envisagés comme des indicateurs candidats transposables à d'autres signaux, notamment le courant statorique.

Ces indicateurs offrent une représentation synthétique du comportement du signal et servent à détecter l'apparition d'un défaut, à en préciser la nature, à suivre son évolution dans une perspective de maintenance prédictive et à alimenter des approches de classification ou de pronostic. Cette section en présente les principaux fondements afin d'établir un cadre méthodologique général pour l'analyse temporelle.

a) La moyenne

La moyenne temporelle ($Mean_{x(i)}$) du courant statorique est un indicateur simple, égal à la moyenne arithmétique des échantillons sur une fenêtre donnée [68]. Pour un signal x_i de longueur N_s, elle est définie par l'équation (I.3).

$$Mean_{x(i)} = \frac{1}{N_s}\sum_{i=1}^{N_s} x_i \tag{I.3}$$

Pour un moteur sain, elle est proche de zéro. Des anomalies électriques, comme un déséquilibre d'alimentation, un court-circuit de spires ou une composante continue, entraînent un décalage [69]. Peu sensible aux défauts de roulement, elle identifie des perturbations électriques du courant [68].

b) L'énergie

L'énergie ($E_{x(i)}$) du courant statorique est un indicateur qui mesure l'activité électrique du signal, selon l'équation (I.3) [70]:

$$E_{x(i)} = \sum_{i=1}^{N_s} (x_i)^2 \tag{I.4}$$

En régime sain, l'énergie est stable. En présence de défauts, tels qu'un court-circuit partiel, une barre de rotor cassée ou un défaut de roulement, des oscillations augmentent l'énergie. Le suivi de ($E_{x(i)}$) permet une détection précoce et l'évaluation de leur évolution [70].

c) La valeur efficace

La valeur $RMS_{x(i)}$ est définie comme la racine carrée de la moyenne quadratique du signal temporel, selon l'équation (I.5).

$$RMS_{x(i)} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_s} (x_i)^2}{N_s}} \tag{I.5}$$

Où x_i est une série temporelle de N_s échantillons.

La valeur efficace (*Root Mean Square* ($RMS_{x(i)}$) est un indicateur de premier ordre pour l'analyse des courants. En régime sain, pour un moteur asynchrone triphasé, le courant statorique $\mathrm{RMS}_{x(i)}$reste globalement stable et reflète la charge appliquée [71], sa valeur dépendant toutefois des caractéristiques nominales du moteur et des conditions de fonctionnement. En présence d'un défaut électrique, comme un court-circuit entre spires ou un déséquilibre, une augmentation de $RMS_{x(i)}$ apparaît, indiquant une surconsommation. À l'inverse, des défauts mécaniques tels qu'un roulement endommagé induisent seulement des variations locales de plus faible amplitude [72].

d) Le facteur crête

Le facteur de crête, en anglais *Crest Factor* ($CF_{x(i)}$), est défini comme le rapport entre la valeur crête et la valeur efficace du signal ($RMS_{x(i)}$) selon l'équation (I.6).

$$CF_{x(i)} = \frac{Peak_{x(i)}}{RMS_{x(i)}} \tag{I.6}$$

Appliqué au courant statorique d'un moteur asynchrone, il permet de caractériser la présence éventuelle de composantes transitoires ou d'irrégularités du signal par rapport à son énergie moyenne. En régime sain, et pour un courant quasi sinusoïdal, le facteur de crête reste

généralement proche de la valeur théorique associée à une sinusoïde. Des variations significatives de cet indicateur peuvent traduire une dégradation de la forme d'onde du courant, susceptible d'être liée à certaines anomalies de fonctionnement. Toutefois, contrairement à l'analyse vibratoire, l'interprétation quantitative de seuils précis du facteur de crête pour le diagnostic des défauts électriques ou mécaniques n'est pas formellement établie et doit être considérée avec précaution [73].

e) Le kurtosis

Son expression, donnée par l'équation (I.7), repose sur le rapport du moment statistique d'ordre 4 au carré de la variance du signal [74].

$$Ku_{x(i)} = \frac{\frac{1}{N_s}\sum_{i=1}^{N_s}(x_i - \text{mean}(x_i))^4}{\left(\frac{1}{N_s}\sum_{i=1}^{N_s}(x_i - \text{mean}(x_i))^2\right)^2} \quad \text{(I.7)}$$

Le kurtosis ($Ku_{x(i)}$) est un indicateur statistique mesurant l'impulsivité d'un signal. Pour un signal de référence suivant une loi gaussienne, le kurtosis théorique est égal à 3 (ou nul dans le cas de l'excès de kurtosis). En régime sain, le courant statorique est généralement proche d'un signal sinusoïdal faiblement perturbé. Dans ce cas, sa distribution statistique s'écarte d'une loi gaussienne et se caractérise par une valeur de kurtosis relativement faible, théoriquement égale à 1,5 pour un signal sinusoïdal pur [75]. En pratique, en présence de bruit et de perturbations faibles, cette valeur reste stable dans le temps et constitue une référence pour l'état sain de la machine. [76]. Dans le cadre de l'analyse du courant statorique, les défauts électriques ou électromagnétiques, tels qu'une barre de rotor cassée, se traduisent principalement par des modulations périodiques du courant plutôt que par de véritables phénomènes impulsionnels [76]. Ces modulations peuvent néanmoins induire une légère augmentation du kurtosis par rapport à l'état sain. En revanche, pour les défauts de roulement, les phénomènes impulsionnels sont principalement observés en analyse vibratoire, tandis que leur effet sur la signature du courant statorique est indirect et masqué par l'intensité du courant. Par conséquent, l'évolution du kurtosis du courant statorique reste limitée et peu discriminante pour ce type de défaut. Ainsi, bien que le kurtosis puisse contribuer à la détection de certaines anomalies affectant la forme du courant, il demeure sensible au bruit et aux perturbations transitoires et ne constitue pas, un indicateur fiable pour la caractérisation complète de l'état du moteur par analyse de courant, en particulier pour les défauts mécaniques de type roulement [74].

f) L'écart type

L'écart-type (*Standard Deviation,* $Std_{x(i)}$) du courant statorique mesure la dispersion des valeurs autour de la moyenne, révélant les variations ponctuelles [77]. Pour un signal x_i de longueur N_s, il est défini par l'équation (I.8).

$$Std_{x(i)} = \sqrt{\frac{1}{N_s}\sum_{i=1}^{N_s}(x_i - Mean_{x(i)})} \tag{I.8}$$

En régime sain, l'écart-type reste stable. Des défauts, comme une barre de rotor cassée ou un roulement endommagé, génèrent des fluctuations et augmentent ($Std_{x(i)}$) [78]. Cet indicateur permet donc de détecter et suivre les anomalies et est souvent utilisé avec $RMS_{x(i)}$, le facteur de crête ou le kurtosis pour renforcer le diagnostic.

g) Le Skewness

Le skewness, ou coefficient d'asymétrie ($Sk_{x(i)}$), mesure une dissymétrie positive ou négative de la distribution d'un signal autour de sa moyenne. Son expression, donnée par l'équation (I.9), relie le moment statistique d'ordre 3 au cube de l'écart-type du signal [79]:

$$Sk_{x(i)} = \frac{\frac{1}{N_s}\sum_{i=1}^{N_s}(x_i - \text{mean}(x_i))^3}{(Std_{x(i)})^{\,3}} \tag{I.9}$$

Où $Std_{x(i)}$ représente l'écart type, qui mesure la dispersion des valeurs de la distribution. Une valeur positive indique une distribution avec de nombreuses petites amplitudes et quelques valeurs fortes, tandis qu'une valeur négative traduit l'inverse.

En régime sain, pour un courant statorique quasi sinusoïdal, la distribution est symétrique et le skewness est proche de zéro. En présence de défauts, comme une barre de rotor cassée ou un roulement endommagé, des distorsions apparaissent et induisent une asymétrie, traduite par un skewness positif ou négatif selon la dominance des amplitudes [80]. Cet indicateur complète le kurtosis et le facteur de crête en apportant une information sur la forme de la distribution [80].

h) La valeur absolue moyenne

Pour un signal x_i de longueur N_s, elle est définie par l'équation (I.10):

$$Mav_{x(i)} = \frac{1}{N_s}\sum_{i=1}^{N_s}|x_i| \tag{I.10}$$

La valeur absolue moyenne (*Mean Absolute Value*, $Mav_{x(i)}$) caractérise l'amplitude globale du courant statorique [81]. Contrairement à $RMS_{x(i)}$, qui utilise les carrés des écarts, $Mav_{x(i)}$ correspond à la moyenne des valeurs absolues du signal, fournissant une estimation directe de son amplitude moyenne sans accentuer l'influence des pics. Elle détecte les variations progressives du courant, comme celles causées par une barre de rotor ou un roulement défectueux, et reste moins sensible aux chocs que le Peak ou le facteur de crête, complétant ainsi l'analyse temporelle pour le diagnostic [82].

i) Le facteur K

Le facteur de forme, ou Shape Factor ($Sf_{x(i)}$), est un indicateur statistique complémentaire au facteur de crête. Il est défini comme le rapport entre la valeur efficace ($RMS_{x(i)}$) et la valeur moyenne absolue du signal, selon l'équation (I.11) [32].

$$Ff_{x(i)} = \frac{RMS_{x(i)}}{\frac{1}{N_s}\sum_{i=1}^{N_s}|x_i|} \tag{I.11}$$

Pour un signal sinusoïdal pur $x(t) = A \sin(\omega t)$, la valeur efficace est égale à $A/\sqrt{2}$, tandis que la valeur moyenne absolue vaut $2A/\pi$. Le facteur de forme théorique correspondant est donc :

$$Sf = \frac{A/\sqrt{2}}{2A/\pi} = \frac{\pi}{2\sqrt{2}} \approx 1{,}11 \tag{I.12}$$

Ainsi, pour un courant statorique sain et quasi sinusoïdal, le facteur de forme est proche de cette valeur de référence [83]. En présence de défauts, tels qu'une barre de rotor cassée ou un roulement endommagé, la distorsion du signal modifie la répartition des amplitudes, entraînant une variation significative du facteur de forme. Le suivi de cet indicateur permet alors de détecter et d'évaluer l'évolution des défauts [83].

j) La valeur crête

La valeur crête ($Peak_{x(i)}$) est l'amplitude maximale absolue du courant statorique, définie par l'équation (I.13).

$$Peak_{x(i)} = \max|x_i| \tag{I.13}$$

En régime sain, elle reflète l'amplitude fondamentale du signal quasi sinusoïdal. En présence de défauts, comme une barre de rotor cassée ou un roulement endommagé, des composantes impulsives ou harmoniques entraînent une augmentation anormale [84]. Le *Peak* fournit toutefois une information brute d'amplitude, sensible à la charge et au bruit. Son utilisation

conjointe avec la valeur $RMS_{x(i)}$, le facteur de crête ou le kurtosis renforce la fiabilité du diagnostic [67].

k) La variance

Pour un signal x_i de longueur N_s, elle est définie par l'équation (I.14).

$$Var_{x(i)} = \frac{1}{N_s}\sum_{i=1}^{N_s}\left(x_i - Mean_{x(i)}\right)^2 \tag{I.14}$$

La variance ($Var_{x(i)}$) mesure la dispersion du courant autour de sa moyenne et détecte les défauts comme barres de rotor cassées ou roulements dégradés [81]. Liée à l'écart-type ($Std_{x(i)}$), elle est le carré de celui-ci, accentuant l'effet des variations importantes et impulsives. En régime sain, la variance reste faible et stable. En présence d'anomalies, chocs ou irrégularités, elle augmente proportionnellement. Elle complète ainsi l'écart-type et $RMS_{x(i)}$ pour le diagnostic temporel des défauts [85].

l) La longueur de la forme d'onde

Cet indicateur est défini par l'équation (I.15).

$$WL_{x(i)} = \sum_{i=1}^{N_s}|x_i - x_{i-1}| \tag{I.15}$$

La longueur de la forme d'onde appelée en anglais Waveform Length ($WL_{x(i)}$) quantifie la complexité temporelle d'un signal à partir de la variation cumulative entre échantillons consécutifs [86]. Contrairement aux indicateurs énergétiques comme la valeur efficace ($RMS_{x(i)}$), centrée sur l'amplitude globale, le WL met en évidence la variabilité locale et la dynamique du signal. Appliqué au courant statorique d'un moteur asynchrone, il permet de détecter des anomalies traduites par une rugosité accrue, dues à des défauts mécaniques comme les roulements endommagés ou électriques comme les barres de rotor cassées. Sa capacité à capturer la structure locale du signal en fait un complément aux indicateurs globaux [87].

m) Slope Sign Change

L'indicateur Slope Sign Change ($Ssc_{x(i)}$) quantifie les changements de signe de la pente d'un signal temporel. Sa formulation est donnée par l'équation (I.16) [86].

$$Ssc_{x(i)} = (x_i > x_{i-1} \;\&\&\; x_i > x_{i+1} \| x_i < x_{i-1} \;\&\&\; x_i < x_{i+1}) \tag{I.16}$$

Il détecte les passages entre croissance et décroissance, mettant en évidence des phénomènes transitoires ou impulsifs liés aux défauts [86]. Sur un signal sinusoïdal comme le signal de courant, il révèle des variations rapides de la forme d'onde, peu visibles avec des indicateurs globaux comme la valeur efficace ou la variance.

n) Zero Crossing

L'indicateur des passages par zéro, ou Zero Crossing ($Zc_{x(i)}$) quantifie le nombre de changements de signe d'un signal sur une période donnée, correspondant aux passages par zéro. Défini par l'équation (I.17), le ($Zc_{x(i)}$) reflète la structure fréquentielle et la régularité du signal [88].

$$Zc_{x(i)} = (x_i > 0 \&\& x_{i+1} < 0 \| x_i < 0 \&\& x_{i+1} > 0) \quad \text{(I.17)}$$

Où x_i désigne l'échantillon du signal au temps *i*.

Appliqué au courant statorique, il met en évidence des modifications de fréquence ou de forme d'onde liées à des déséquilibres ou des anomalies harmoniques [89].

I.5.3.1.2. Approche vectorielle de Park

Dans la littérature relative au diagnostic des machines électriques, cette méthode est souvent désignée sous le terme d'« approche vectorielle de Park ». Elle consiste à représenter les courants statoriques triphasés du moteur asynchrone dans un plan bidimensionnel à partir d'une projection équivalente des composantes i_a, i_b et i_c [90]. Cette représentation permet de réduire le système triphasé à deux composantes orthogonales, facilitant ainsi l'analyse de la trajectoire du vecteur courant. Cette approche est mise en œuvre dans un repère statorique fixe, correspondant à une projection de type Clarke, permettant d'obtenir les composantes i_d et i_q selon les relations (I.20) et (I.21) [91].

Pour un moteur sain, la trajectoire dans le plan (i_d, i_q) est quasi circulaire, et toute déviation indique une asymétrie ou un défaut. En pratique, les déséquilibres d'alimentation empêchent une circularité parfaite (Figure I-7 a), et la taille de la trajectoire augmente avec la charge (Figure I-7 b) [92].

$$i_d = \sqrt{\frac{2}{3}} i_a - \sqrt{\frac{1}{6}} i_b - \sqrt{\frac{1}{6}} i_c \quad \text{(I.20)}$$

$$i_q = \sqrt{\frac{1}{2}} i_b - \sqrt{\frac{1}{6}} i_c \tag{I.21}$$

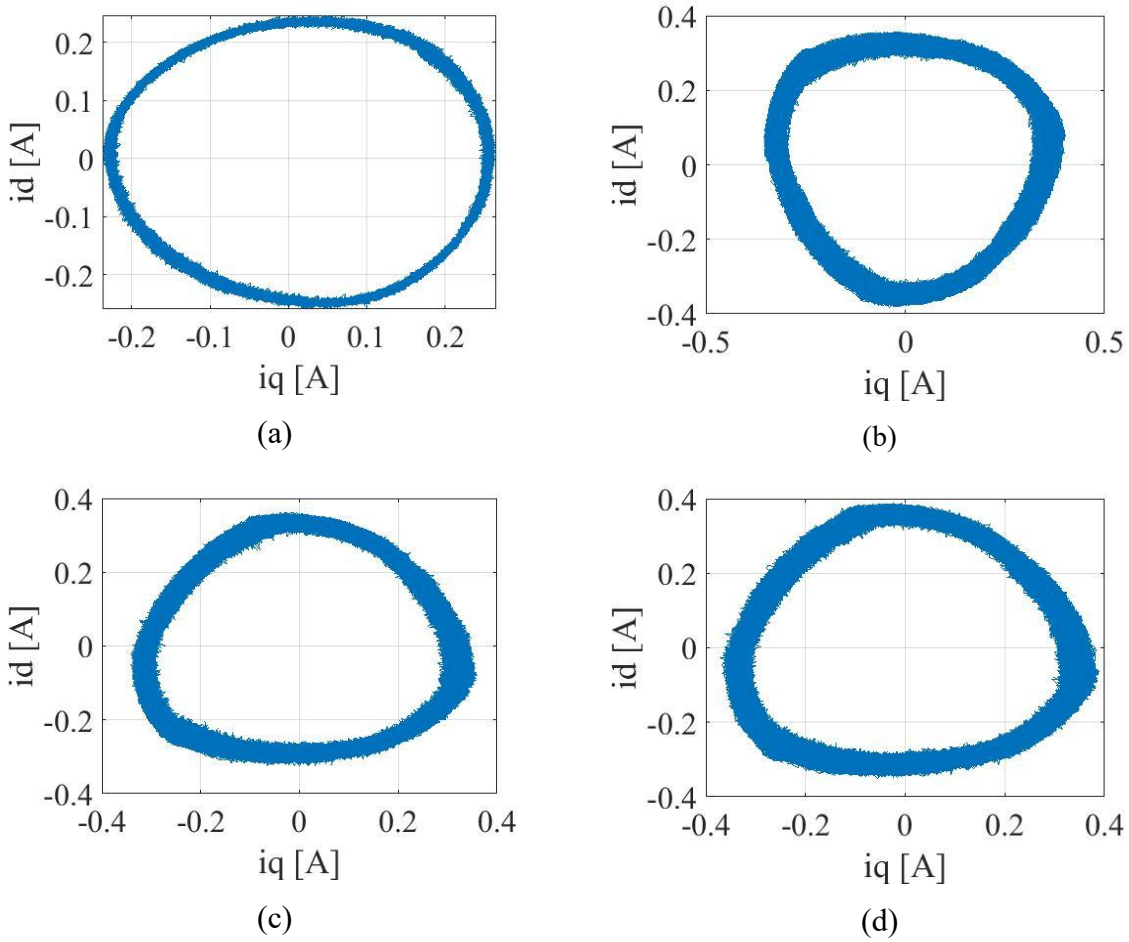


Figure I-7 : Exemples des courbes de Lissajous obtenues : a) machine à l'état sain ; b) machine saine, en charge ; c) défaut de roulement de taille 2 mm, à vide ; d) défaut de roulement de taille 2mm, en charge

La détection des défauts de roulement à partir des courbes de Lissajous $i_q = f(i_d)$n'est pas toujours évidente, car les différences entre l'état sain et l'état défectueux peuvent être très faibles. Afin d'améliorer la sensibilité de cette approche, la littérature propose l'extraction de deux indicateurs statistiques à partir des trajectoires du vecteur de Park (i_d, i_q) [93].

Le premier indicateur est le **facteur de sévérité normalisé**, destiné à quantifier les variations de forme et d'épaisseur des courbes de Lissajous associées à la présence d'un défaut de roulement. Selon les auteurs de [94], l'apparition d'un défaut localisé sur le roulement induit des perturbations périodiques du courant statorique qui se traduisent, dans le plan de Park, par un élargissement des trajectoires et une augmentation de leur dispersion radiale. Ces

phénomènes physiques conduisent à une augmentation de l'épaisseur des courbes de Lissajous. Conformément aux observations rapportées dans [95], cet effet se reflète directement dans l'évolution du facteur de sévérité normalisé : en régime sain, l'indicateur reste faible et quasi constant, tandis que la présence et l'aggravation d'un défaut de roulement entraînent une augmentation significative de sa valeur, faisant de cet indicateur un outil pertinent pour la détection et le suivi de la dégradation des roulements.

Cet indicateur est défini par l'équation (I.21) comme le rapport entre l'épaisseur moyenne des courbes et la longueur moyenne du vecteur de Park :

$$\left(\Delta_\rho\right)_N = \frac{\left(\Delta_\rho\right)_{av}}{\rho_{av}} \tag{I.22}$$

où le numérateur correspond à la différence entre les vecteurs de courant sur deux cycles (équation (I.23)) :

$$\left(\Delta_\rho\right)_{av} = \frac{\sum_{k=1}^{\frac{N}{2}} \left[\sqrt{{i_{dk}}^2 + {i_{qk}}^2} - \sqrt{i^2_{d\left(\frac{N}{2}+k\right)} + i^2_{q\left(\frac{N}{2}+k\right)}}\right]}{\frac{N}{2}} \tag{I.23}$$

Dans ces équations, N représente le nombre total d'échantillons du signal considéré sur deux cycles consécutifs et le dénominateur à la longueur moyenne du vecteur de Park, calculée comme suit :

$$\rho_{av} = \frac{\sum_{k=1}^{N} \sqrt{{i_{dk}}^2 + {i_{qk}}^2}}{N} \tag{I.24}$$

Le taux de distorsion (Distorsion Rate, DR) : il évalue le degré de déformation du cercle de Lissajous. Décrit par les équations (I.25) et (I.26) [96], il repose sur le module du vecteur de Park, où r_{max}et r_{min} représentent respectivement les amplitudes maximale et minimale.

$$r = \sqrt{i_d^2 + i_q^2} \tag{I.25}$$

$$DR = \frac{r_{max}}{r_{min}} \tag{I.26}$$

Selon l'auteur de [97], en régime sain, les trajectoires du vecteur de Park présentent une forme quasi circulaire, traduisant l'équilibre du système électromagnétique, ce qui conduit à des valeurs de $r_{\max}$ et $r_{\min}$ proches et, par conséquent, à un taux de distorsion proche de l'unité. En revanche, la présence d'un défaut de roulement introduit des perturbations périodiques dans le

courant statorique, induisant une modulation de l'amplitude du vecteur de Park. Ces perturbations se traduisent par une déformation progressive du cercle de Lissajous, caractérisée par une augmentation de l'écart entre $r_{\max}$ et $r_{\min}$, et donc par une élévation du taux de distorsion. Ainsi, l'évolution croissante du DR reflète l'intensification du défaut de roulement et confirme la pertinence de cet indicateur pour la détection et le suivi de la dégradation des roulements.

I.5.3.1.3. Enveloppe du signal

Les défauts des machines tournantes, tels que les roulements ou les boîtes de vitesses, génèrent des excitations périodiques liées aux impacts induits par le défaut. En analyse du courant statorique, le mécanisme de modulation est de nature électromagnétique. Comme rapporté dans [98] , la présence d'un défaut de roulement se traduit par une modulation du courant autour de la fréquence d'alimentation du moteur, et non autour d'une fréquence de résonance mécanique. L'analyse d'enveloppe appliquée au courant statorique repose ainsi sur la démodulation de la composante fondamentale du courant afin de mettre en évidence les bandes latérales associées aux fréquences caractéristiques du défaut.

Pour un signal temporel *x(t)*, le signal analytique associé est défini par l'équation (I.27) :

$$z(t) = x(t) + j\hat{x}(t) \tag{I.27}$$

où $\hat{x}(t)$ désigne la transformée de Hilbert du signal $x(t)$ (équation I.28), correspondant à une version du signal déphasée de $\pi/2$ pour chacune de ses composantes fréquentielles. Ce signal complexe permet l'analyse conjointe de l'amplitude et de la phase et s'avère particulièrement adapté à la démodulation des signaux modulés.

$$\hat{x}(t) = \frac{1}{\pi t} * x(t) = \frac{1}{\pi}\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau}\, d\tau \tag{I.28}$$

Dans [98], cette approche est combinée à la représentation vectorielle de Park : l'enveloppe supérieure du module de Park est extraite et exploitée pour calculer des indicateurs statistiques tels que la moyenne, l'écart-type et le kurtosis ceci dans le but du diagnostic par analyse de courant.

I.5.3.2. Analyse fréquentielle

La méthode d'analyse spectrale du courant statorique repose sur l'étude fréquentielle du courant d'alimentation afin de détecter des défauts du moteur asynchrone [99]. Elle vise à identifier des

raies fréquentielles spécifiques, qui apparaissent en présence d'un défaut et constituent sa signature [100]. Cette approche s'appuie sur la transformée de Fourier (TF). Pour un signal continu *x(t)*, la TF et son inverse *X(f)* sont définies par les équations (I.29) et (I.30) [101].

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-i2\pi ft} dt \tag{I.29}$$

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) e^{i2\pi ft} df \tag{I.30}$$

Dans l'analyse fréquentielle, des indicateurs peuvent être définis à partir du spectre afin de quantifier la présence et l'intensité de composantes susceptibles d'être associées à un défaut. Ils traduisent l'information spectrale en grandeurs synthétiques, plus faciles à comparer d'une condition de fonctionnement à une autre. Comme pour l'analyse temporelle, ces descripteurs reposent sur des principes généraux de caractérisation énergétique et fréquentielle du signal, indépendamment de la nature physique mesurée.

Ils constituent ainsi un ensemble d'indicateurs candidats permettant d'apprécier la sévérité d'un défaut, d'en suivre l'évolution et de différencier des états sains et dégradés. Les principaux indicateurs fréquentiels présentés dans les points suivants s'appuient sur l'amplitude de raies caractéristiques, l'énergie dans certaines bandes et des rapports d'énergie mettant en évidence l'influence du défaut.

a) Fréquence moyenne

La fréquence moyenne (*Mean Frequency* $MF_{f(j)}$) est un indicateur fréquentiel décrivant la répartition globale de l'énergie spectrale [102]. Elle correspond à la moyenne arithmétique des fréquences du spectre et s'exprime par l'équation (I.32).

$$MF_{f(j)} = \frac{1}{N_f} \sum_{j=1}^{N_f} f_j \tag{I.32}$$

Où N_f représente le nombre total de points fréquentiels considérés et f_j la valeur de la fréquence au point *j*. Pour le courant d'un moteur asynchrone, elle fournit une mesure synthétique de la localisation de l'énergie. L'apparition d'un défaut modifie la distribution fréquentielle et entraîne un déplacement de cette valeur. L'évolution de la fréquence moyenne permet ainsi de détecter et suivre l'influence des défauts sur la signature spectrale du courant [103].

b) Fréquence quadratique moyenne

La fréquence quadratique moyenne (*Root Mean Square Frequency*, $RMS_{f(j)}$) est un indicateur fréquentiel synthétique décrivant la répartition de l'énergie spectrale en donnant plus de poids aux hautes fréquences. Elle est définie à partir du spectre discret du signal, obtenu par transformée de Fourier discrète [104].

Soit $X(f_j)$ le spectre du signal évalué aux fréquences discrètes f_j. On note $s(f_j) = |X(f_j)|$ l'amplitude spectrale correspondante. La fréquence quadratique moyenne est alors définie par l'équation (I.33) à partir des fréquences f_j, de leurs amplitudes spectrales $s(f_j)$ et du nombre de points fréquentiels N_f [104].

$$RMS_{f(j)} = \sqrt{\frac{\left(\sum_{j=1}^{N_f} {f_j}^2 .\ s(f_j)\right)}{\sum_{j=1}^{N_f} s(f_j)}} \tag{I.33}$$

Contrairement à la fréquence moyenne, cet indicateur accentue l'influence des composantes de hautes fréquences. Appliquée au courant statorique d'un moteur asynchrone, une augmentation de la fréquence *RMS* révèle l'apparition de raies harmoniques et un enrichissement du spectre en hautes fréquences, traduisant une aggravation des perturbations électriques et l'évolution d'un défaut [105].

c) Kurtosis fréquentiel

Le kurtosis fréquentiel ($K_{f(j)}$) caractérise la concentration de l'énergie spectrale autour de la fréquence moyenne. Il est défini par l'équation (I.34). Une valeur élevée indique une forte concentration d'énergie sur certaines fréquences, tandis qu'une valeur faible traduit une répartition plus homogène [106].

$$K_{f(j)} = \frac{\sum_{j=0}^{N_f} (f_j - MF_{f(j)})^4 . s(f_j)}{\left[\sum_{j=0}^{N_f} (f_j - MF_{f(j)})^2 . s(f_j)\right]^2} \tag{I.34}$$

Appliqué au courant statorique, cet indicateur permet de détecter des pics spectraux localisés, souvent associés à l'apparition de défauts spécifiques comme les défauts de roulement [107].

d) Fréquence quadratique moyenne centrée

La fréquence quadratique moyenne centrée (*Mean Square Frequency* $MS_{f(j)}$) mesure la dispersion de l'énergie spectrale autour d'une fréquence de référence, généralement la fréquence moyenne P_2, selon l'équation (I.35). Elle pondère l'écart quadratique des fréquences par l'énergie spectrale et fournit une estimation synthétique de la largeur effective du spectre.

Appliquée aux courants statoriques, une valeur élevée indique un étalement fréquentiel lié à l'apparition d'harmoniques et de défauts, tandis qu'une valeur faible traduit un spectre concentré caractéristique d'un fonctionnement sain [108].

$$MS_{f(j)} = \frac{(\sum_{j=0}^{N_f}(f_j - P_2)^2 . s(f_j))}{\sum_{j=0}^{N_f} s(f_j)} \quad \text{(I.35)}$$

e) Puissance de l'enveloppe

La puissance de l'enveloppe (*Envelope Power* $Ep_{(j)}$) est un indicateur fréquentiel estimant l'énergie moyenne du spectre. Elle est définie comme la moyenne des carrés des amplitudes fréquentielles selon l'équation (I.36) [109].

$$Ep_{(j)} = \frac{1}{N_f}\sum_{j=1}^{N_f}|s(f_j)|^2 \quad \text{(I.36)}$$

Appliquée aux courants statoriques, elle quantifie l'intensité globale des perturbations spectrales. Une augmentation de ($Ep_{(j)}$) traduit l'apparition ou le renforcement de raies caractéristiques liées à un défaut, permettant ainsi de suivre l'évolution de la sévérité des anomalies [110].

f) Fréquence centrale

La fréquence centrale (*Center Frequency* $C_{f(j)}$) caractérise la position moyenne de l'énergie spectrale d'un signal. Elle est définie par l'équation (I.37) [111].

$$C_{f(j)} = \frac{(\sum_{j=0}^{N_f} f_j . s(f_j))}{\sum_{j=0}^{N_f} s(f_i)} \quad \text{(I.37)}$$

Assimilée au barycentre spectral, elle indique la fréquence autour de laquelle l'énergie est principalement concentrée. Pour les courants statoriques d'un moteur asynchrone, cet indicateur permet de détecter les déplacements du spectre dus à des défauts. Une variation de $C_{f(j)}$ traduit une redistribution de l'énergie vers des bandes spécifiques et constitue ainsi un outil pertinent pour le suivi des anomalies [112].

g) Variance fréquentielle

La variance fréquentielle (*Frequency Variance* $Fv_{(j)}$) mesure la dispersion de l'énergie spectrale autour de la fréquence centrale. Elle est définie par l'équation (I.38) et pondère le carré des fréquences par leur amplitude spectrale [113].

$$Fv_{(j)} = \frac{(\sum_{j=0}^{N_f}(f_j - MF_{f(j)})^2 . \mathrm{s}(f_j))}{\sum_{j=0}^{N_f} \mathrm{s}(f_i)} \quad \text{(I.38)}$$

Dans l'analyse des courants statoriques, cet indicateur met en évidence l'élargissement du spectre et la présence accrue de hautes fréquences. Une augmentation de $Fv_{(j)}$ traduit généralement l'apparition d'harmoniques supplémentaires et une redistribution de l'énergie liée à la progression d'un défaut [114].

h) Écart-type fréquentiel

L'écart-type fréquentiel ($Std_{f(j)}$) mesure la dispersion de l'énergie spectrale autour de la fréquence moyenne et renseigne sur la largeur du spectre. Il est défini par l'équation (I.39) [115].

$$Std_{f(j)} = \sqrt{\frac{(\sum_{j=0}^{N_f}(f_j - MF_{f(j)})^2 . s(f_j))}{\sum_{j=0}^{N_f} \mathrm{s}(f_j)}} \quad \text{(I.39)}$$

Une valeur élevée traduit une énergie plus dispersée, associée à la présence d'harmoniques ou de composantes parasites.

I.5.3.3. Analyse temps-fréquence

Dans certaines conditions de fonctionnement, le courant statorique peut présenter un caractère non stationnaire, notamment lorsque des variations de couple induisent des fluctuations de sa valeur efficace. Dans ce contexte, les méthodes basées sur la transformée de Fourier classique montrent leurs limites, car elles fournissent une représentation fréquentielle globale sans information sur l'évolution temporelle du spectre.

Les méthodes d'analyse statistique et temps-fréquence constituent alors un cadre théorique pertinent pour l'étude de signaux non stationnaires, en permettant de représenter l'évolution du contenu spectral au cours du temps [101]. À titre indicatif, et afin d'assurer la cohérence avec la classification présentée à la Figure I-5, ces méthodes incluent notamment [75]: le spectrogramme fondé sur la Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT ou STFT) [59], la distribution de Wigner-Ville, de nature quadratique [77,78], ainsi que la transformée de Hilbert-Huang, particulièrement adaptée aux signaux non linéaires et non stationnaires, [79,81]. Il est toutefois important de préciser que ces techniques ne sont pas mises en œuvre dans le cadre de cette thèse et sont mentionnées uniquement à des fins de contextualisation méthodologique, sans analyse approfondie des indicateurs qui en découlent.

I.5.4. Réduction dimensionnelle de l'espace d'indicateurs

Avant toute réduction de dimension, les données doivent être normalisées ou standardisées afin d'éviter que les variables à grande amplitude dominent l'analyse. Cela permet aux composantes extraites de refléter la structure réelle des données et de rendre les distances et corrélations comparables entre variables. Dans le contexte d'analyse de signaux ou d'indicateurs multi-domaines, la mise à l'échelle des données permet de comparer équitablement les différentes mesures, de réduire la redondance et d'améliorer la séparation des états ou des classes d'intérêt. En résumé, normaliser ou standardiser les données avant la réduction de dimension garantit que les composantes extraites reflètent la structure intrinsèque des données et non des différences d'échelle ou d'unité entre variables.

I.5.4.1. Normalisation et standardisation des indicateurs

La normalisation (par exemple, mise à l'échelle min–max) est particulièrement utile pour les méthodes sensibles aux valeurs extrêmes, comme les réseaux de neurones ou certains algorithmes non linéaires. Sans ce traitement, les indicateurs à forte amplitude domineraient la classification, ce qui justifie l'usage de la normalisation et de la standardisation [116]. La normalisation permet de ramener les valeurs dans une plage définie, généralement [0,1] ou [−1,1].

$$ind_n = \frac{\text{ind} - \min(\text{ind})}{\max(\text{ind}) - \min(\text{ind})} \text{ Ou } ind_n = 2 \times \frac{\text{ind} - \min(\text{ind})}{\max(\text{ind}) - \min(\text{ind})} - 1 \quad \text{(I.40)}$$

La standardisation (centrage à la moyenne nulle et réduction à la variance unitaire) permet que chaque variable contribue de manière équivalente à l'analyse, en se basant sur les corrélations plutôt que sur les amplitudes absolues. Cela facilite l'interprétation des composantes principales, améliore la stabilité numérique des méthodes itératives et rend les distances entre observations cohérentes [117].

$$ind_n = \frac{\text{ind} - Mean_{x(i)}}{Std_{x(i)}(\text{ind})} \quad \text{(I.41)}$$

où $Mean_{x(i)}$ désigne la moyenne de $x(i)$ et $Std_{x(i)}$ son écart-type.

Ces traitements homogénéisent les données, réduisent le calcul et stabilisent l'apprentissage.

I.5.4.2. Méthodes de réduction de dimension

Afin d'assurer une classification fiable, le rapport de dimensionnalité M/N (nombre d'observations sur nombre d'indicateurs) doit être suffisamment élevé. Il est généralement admis qu'un rapport supérieur à 3 garantit une meilleure robustesse de généralisation [118].

Différentes approches sont utilisées pour réduire la dimensionnalité des données : on distingue d'une part les méthodes de projection, qui peuvent être linéaires (par exemple, l'Analyse en Composantes Principales) ou non linéaires (telles que l'Isomap ou le t-SNE), D'autre part, on distingue les approches fondées sur l'apprentissage, visant à apprendre une représentation compacte des données, ainsi que les méthodes de sélection de variables, qui consistent à identifier un sous-ensemble pertinent et représentatif des indicateurs [119].

I.5.4.2.1. Méthodes de réduction par projection

Les méthodes de réduction par projection transforment les données initiales en un sous-espace de dimension réduite tout en conservant l'information essentielle. L'Analyse en Composantes Principales (ACP) en est un exemple classique. Elle consiste à déterminer un nouvel ensemble d'axes orthogonaux, appelés composantes principales, sur lesquels les données sont projetées, de manière à maximiser la variance expliquée.

Pour réaliser l'ACP, les données sont organisées dans une matrice $Y \in \mathbb{R}^{N\times M}$, où N représente le nombre d'observations (échantillons ou fenêtres temporelles) et M le nombre de variables ou indicateurs extraits, conformément aux définitions introduites précédemment. La matrice de covariance C est alors définie par [120] :

$$C = \frac{1}{N-1}\mathrm{Y}^{T}\mathrm{Y} \tag{I.42}$$

où $Y^{\top}$désigne la transposée de Y. Les vecteurs propres de C déterminent les axes principaux de projection, tandis que les valeurs propres associées indiquent la part de variance expliquée par chacune des composantes principales. En projetant les données sur les premiers vecteurs propres (ceux qui expliquent le plus de variance), on obtient une représentation de dimension réduite préservant au mieux la variance des données au sens quadratique. D'autres méthodes de projection incluent l'Analyse en Composantes Indépendantes (ICA) et les méthodes basées sur les moindres carrés partiels (PLS) [121]. Ces approches permettent également de réduire la dimensionnalité des données tout en préservant l'information, mais peuvent limiter l'interprétation physique directe des indicateurs obtenus. Des approches plus récentes, telles que la Kernel PCA (KPCA), la Locality Preserving Projection (LPP) ou la Neighborhood Preserving Embedding (NPE), permettent également de réduire la dimensionnalité tout en capturant des structures non linéaires ou locales des données. Ces approches permettent également de réduire la dimensionnalité des données tout en préservant l'information, mais peuvent limiter l'interprétation physique directe des indicateurs obtenus [35].

I.5.4.2.2. Sélection d'indicateurs

La sélection d'indicateurs vise à réduire la dimensionnalité des données en ne conservant qu'un sous-ensemble de variables pertinentes, ce qui peut faciliter l'interprétation des résultats tout en limitant les redondances entre indicateurs [122]. Dans la littérature sur l'apprentissage supervisé, plusieurs approches de sélection de caractéristiques existent :

a) **Les méthodes de filtrage (filter methods)**, qui évaluent l'importance des indicateurs de manière indépendante des modèles de prédiction, souvent à l'aide de critères statistiques tels que la corrélation ou le test d'ANOVA [123].

b) **Les méthodes d'encapsulation (wrapper methods)**, qui utilisent un algorithme de prédiction pour évaluer différentes combinaisons d'indicateurs et sélectionner celles qui maximisent la performance. Les méthodes Sequential Forward Selection (SFS) et Sequential Backward Selection (SBS**)** font partie de cette catégorie [81].

c) **Les méthodes intégrées (embedded methods)**, qui effectuent la sélection de caractéristiques en même temps que l'entraînement du modèle, comme dans le cas des arbres de décision ou des régularisations LASSO [124].

Dans cette étude, la méthode SBS est retenue. Elle consiste à partir de l'ensemble complet des indicateurs et à éliminer progressivement ceux dont la contribution est la plus faible selon un critère de qualité. Bien que cette approche soit de nature gloutonne et ne garantisse pas une solution optimale au sens global, elle présente l'avantage d'être simple à mettre en œuvre et efficace lorsque le nombre initial de variables reste modéré. Elle permet également d'évaluer l'impact de la suppression de chaque indicateur sur la qualité de séparation des classes. Le critère de qualité QC utilisé repose sur le rapport entre la dispersion inter-classes (I.43) et la dispersion intra-classes (I.44) [125]. Les indicateurs sont définis dans un espace $\mathbb{R}^M$, où S_{ij} désigne le vecteur des caractéristiques du j-ième échantillon appartenant à la classe C_i, g_i le centre de la classe C_i, et g le centre global de l'ensemble des données.

La dispersion intra-classes est définie par l'équation (I.43) :

$$Disp_{intra} = \frac{1}{C}\sum_{i=1}^{C}\frac{1}{N_i}\sum_{j=1}^{N_i}(S_{ij} - g_i).(S_{ij} - g_i)^T \tag{I.43}$$

La dispersion inter-classes est donnée par l'équation (I.44) :

$$Disp_{inter} = \frac{1}{C}\sum_{i=1}^{C}(g_i - g).(g_i - g)^T \quad \text{(I.44)}$$

Le critère de qualité est alors défini comme le rapport entre la dispersion inter-classes et la dispersion intra-classes :

$$QC = \frac{Disp_{inter}}{Disp_{intra}} \quad \text{(I.45)}$$

Les centres de gravité sont calculés selon :

$$g = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{C} N_i\, g_i \quad \text{(I.46)}$$

$$g_i = \frac{1}{N_i}\sum_{j=1}^{N_i} S_{ij} \quad \text{(I.47)}$$

Où $N = \sum_{i=1}^{C} N_i$ représente le nombre total d'échantillons.

Un critère QC élevé correspond à une faible dispersion intra-classes et une forte dispersion inter-classes, traduisant une meilleure séparabilité. À l'issue du processus de sélection, l'ensemble retenu permet de réduire la dimensionnalité des données tout en améliorant la capacité de discrimination, sans pour autant garantir la conservation systématique de la signification physique de chaque indicateur.

I.5.5. Diagnostic de défauts

Le diagnostic industriel est défini, selon la norme ISO 13372:2012, comme le processus d'identification de la cause probable d'une ou plusieurs défaillances, basé sur un raisonnement logique à partir des informations recueillies lors d'inspections ou de tests [126]. Il vise à détecter les anomalies des composants et à en déterminer l'origine via l'analyse et le traitement du signal [127]. Ce diagnostic remplit deux fonctions essentielles [128]: observer les symptômes et identifier la cause à partir des observations.

Selon la connaissance du système et sa complexité, deux approches sont possibles [129]:

- Méthodes avec connaissance a priori, basées sur un modèle du comportement normal pour détecter les écarts ;
- Méthodes sans connaissance a priori, exploitant directement les données via statistiques ou apprentissage automatique.

I.5.5.1. Méthodes de diagnostic avec connaissance *a priori* du système

Les méthodes de diagnostic avec connaissance a priori, ou basées sur des modèles analytiques, s'appuient sur la modélisation physique du comportement normal de la machine. Elles comparent en temps réel les grandeurs mesurées (courants, tensions, couple, vitesse) aux valeurs estimées par le modèle. Un écart significatif indique généralement un défaut [130].

Ces méthodes suivent les paramètres caractéristiques via des estimateurs ou techniques d'identification, permettant de détecter, localiser et évaluer la sévérité des anomalies. La précision du diagnostic dépend de la fidélité du modèle et des mesures. Selon les équations et la connaissance disponible, on distingue [131]:

- Les méthodes déterministes, issues des équations électromagnétiques, mécaniques et thermiques, offrant une interprétation directe ;
- Les méthodes d'observation, utilisant des observateurs de Luenberger, EKF (Extended Kalman Filter, filtre de Kalman étendu) ou filtres de particules pour reconstruire les variables internes et suivre les paramètres sensibles aux défauts ;
- Les méthodes hybrides, combinant modélisation physique et apprentissage statistique pour améliorer la robustesse face aux incertitudes.

L'atout principal de cette approche réside dans l'interprétation physique : les écarts entre les résultats simulés et les données réelles révèlent des défauts spécifiques. Leur principale limite réside dans la complexité des modèles, en particulier lorsqu'il s'agit de phénomènes dynamiques ou multiphysiques. Néanmoins, ces approches permettent une analyse détaillée des mécanismes de défaillance et constituent un socle robuste pour le développement de jumeaux numériques dédiés au diagnostic des moteurs asynchrones [132].

I.5.5.2. Méthodes de diagnostic fondées sur l'analyse des données

Les méthodes basées sur l'analyse des données, dites data-driven exploitent directement les mesures du système sans connaissance *a priori* du modèle physique. Elles extraient des caractéristiques pertinentes à partir des signaux (courants, vibrations, température, bruit) pour identifier les états de fonctionnement et détecter les défauts [133]. Ces approches construisent un modèle empirique représentant le comportement du système, utilisé pour distinguer conditions normales et dégradées. Elles reposent sur des techniques statistiques et d'apprentissage automatique, corrélant mesures et état de santé [134]. Leurs avantages incluent adaptabilité, exploitation efficace des données industrielles et mise à jour continue. Leur limite

principale est la dépendance à la qualité et représentativité des données [135]. Ces méthodes peuvent être classées selon deux critères :

a) La nature de l'apprentissage, qui peut être supervisé, non supervisé, semi-supervisé, auto-supervisé ou par renforcement ;

b) Les outils et techniques utilisés, incluant des approches statistiques, d'apprentissage automatique, d'apprentissage profond (deep learning) ou hybrides.

La Figure I-8 illustre cette double classification et les catégories détaillées ensuite.

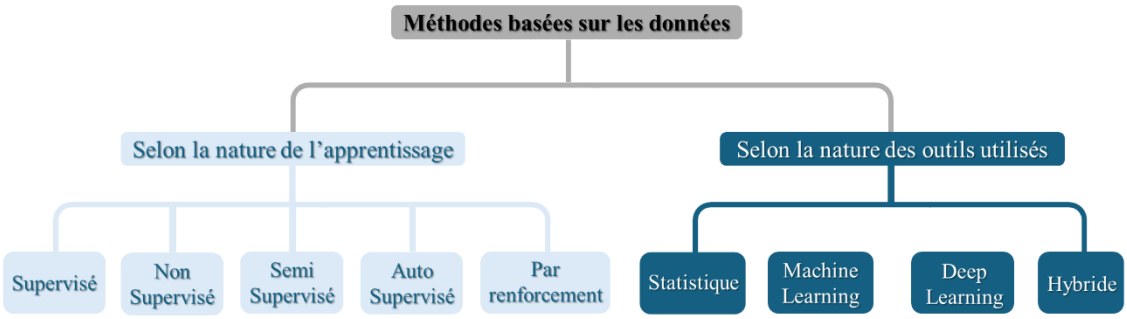


Figure I-8 : Classification des méthodes basées sur les données

a) Selon la nature de l'apprentissage

Les méthodes data-driven se classent selon l'apprentissage employé [136] et selon la présence ou non d'étiquettes sur les données, on distingue [137] :

i. Apprentissage supervisé : utilise des données labellisées pour apprendre la relation entre les signaux d'entrée et les états des machines. Il inclut la classification, avec des méthodes telles que les machines à vecteurs de support, k plus proches voisins, réseaux de neurones et forêts aléatoires, et la régression, utilisant des modèles linéaires, réseaux de neurones ou processus gaussiens. Les principales approches seront présentées brièvement afin de donner un aperçu de leurs principes et avantages, notamment la capacité à fournir des prédictions précises lorsque suffisamment de données labellisées sont disponibles. Avantage : permet des prédictions précises lorsque suffisamment de données labellisées sont disponibles. *(Liste non exhaustive.)*

- **Les machines à vecteurs de support (Support Vector Machines, SVM)**

Il s'agit des algorithmes d'apprentissage supervisé dédiés à la classification. Leur principe est de déterminer un hyperplan optimal séparant les classes en maximisant la marge définie par les

vecteurs de support, ce qui assure une bonne capacité de généralisation, notamment en grande dimension.

Lorsque les données ne sont pas linéairement séparables, une fonction de perte et une transformation par noyau permettent une projection dans un espace où la séparation devient possible. L'hyperplan de décision est défini par l'équation (I.48) :

$$f(x) = W^T x + b \tag{I.48}$$

Où W représente les poids et b le biais. La Figure I-9 illustre l'hyperplan optimal maximisant la marge entre les classes.

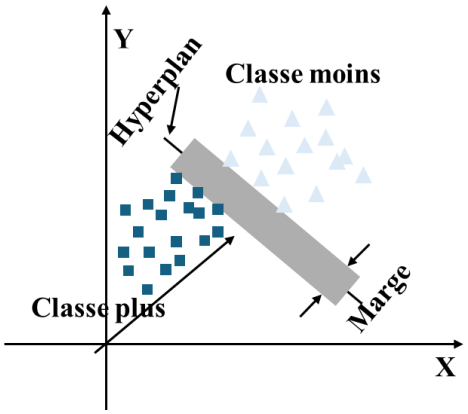


Figure I-9: Schéma du principe du séparateur à vaste marge dans la classification SVM [32]

- **Les k plus proches voisins (k-Nearest Neighbors, k-NN)**

Les classificateurs k-plus proches voisins (k-NN) reposent sur le principe que les échantillons proches dans l'espace des caractéristiques appartiennent à la même classe. Pour une nouvelle donnée, l'algorithme identifie les k voisins les plus proches selon une distance euclidienne (I.49), Manhattan (I.50) ou Minkowski (I.51), et lui attribue la classe majoritaire. Cette méthode non paramétrique ne nécessite pas d'apprentissage explicite. Sa performance dépend du choix de k et de la métrique : Une valeur de *k* trop faible augmente la sensibilité au bruit, tandis qu'une valeur trop élevée entraîne un lissage excessif des frontières de décision). Les distances sont définies entre deux vecteurs de caractéristiques $p = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ et $q = (q_1, q_2, \dots, q_n)$, où n représente le nombre de caractéristiques.

$$d_{eucl} = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(p_i - q_i)^2} \quad \text{(I.49)}$$

$$d_{Man} = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}|p_i - q_i|} \quad \text{(I.50)}$$

$$d_{Min} = \sqrt[n]{\sum_{i=1}^{n}|p_i - q_i|^p} \quad \text{(I.51)}$$

où $r \geq 1$ est un paramètre définissant la métrique de Minkowski, les distances euclidienne et Manhattan correspondant respectivement aux cas particuliers $r = 2$ et $r = 1$.

- **Les réseaux de neurones artificiels (RNA ou ANN)** :

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont des modèles inspirés du cerveau humain, composés de couches de neurones où chaque neurone combine des entrées pondérées et les transforme via une fonction d'activation. L'apprentissage ajuste les poids pour réduire l'écart entre sorties prévues et valeurs réelles, permettant de modéliser des relations complexes [138]. Les RNA peuvent comporter plusieurs couches cachées, formant des architectures profondes capables d'extraire automatiquement des caractéristiques à divers niveaux. Ils sont efficaces pour la classification et la détection de défauts dans les systèmes électromécaniques, mais leur performance dépend de la quantité de données et du réglage des paramètres [139]. L'architecture générale est illustrée à la Figure I-10.

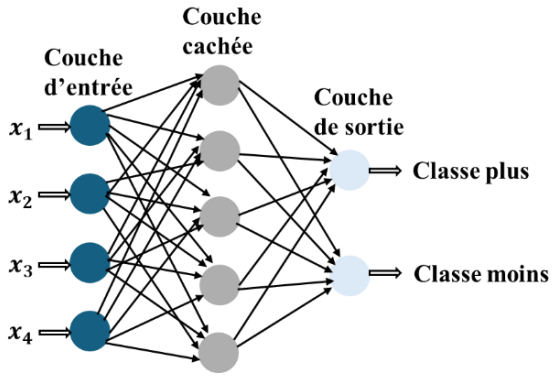


Figure I-10: Structure d'un réseau de neurones artificiels [139]

- **Les arbres de décision et forêts aléatoires**

Les arbres de décision sont des modèles prédictifs utilisant une structure hiérarchique pour diviser les données en sous-groupes homogènes selon la variable cible. Chaque nœud teste un attribut et chaque feuille représente une classe. Afin de sélectionner l'attribut le plus pertinent à chaque nœud, l'algorithme s'appuie sur le gain d'information, calculé à partir de l'entropie de Shannon $H(x)$. Cette dernière est définie pour une variable aléatoire discrète $x$représentant la variable cible, où $P(x_i)$ désigne la probabilité d'occurrence de la i-ème réalisation de x, et s'exprime selon l'équation (I.52).

$$H(x) = -\sum_{i=1}^{n} P(xi) \log_2 P(xi) \tag{I.52}$$

où x désigne la variable aléatoire associée à la variable cible, x_i la $i^{\text{ème}}$ valeur (ou classe) possible de cette variable, n le nombre total de classes, et $P(x_i)$ la probabilité d'occurrence de la classe x_i dans l'ensemble de données considéré. Le logarithme en base 2 exprime l'entropie en bits. Ce modèle est intuitif et interprétable. Les forêts aléatoires combinent plusieurs arbres construits sur des sous-ensembles aléatoires, réduisant le surapprentissage et améliorant la précision [140].

ii. Apprentissage non supervisé : exploite des données sans étiquettes, utile notamment lorsque les défauts sont rares. Les méthodes représentatives incluent le clustering, avec k-means, DBSCAN, cartes auto-organisatrices ou modèles de mélanges gaussiens, et la réduction de dimension, avec l'analyse en composantes principales, t-distributed stochastic neighbor embedding (t-SNE) ou autoencodeurs. Les principales approches seront présentées brièvement afin de donner un aperçu de leurs principes et avantages, notamment la capacité à détecter des structures ou anomalies inconnues dans les données [141]. *(Liste non exhaustive.)*

iii. Apprentissage semi-supervisé : Cette approche combine un sous-ensemble réduit de données labellisées avec la structure globale des données non labellisées. Elle repose notamment sur l'utilisation de graphes, le pseudo-labelling et le *self-training*, entre autres techniques, et permet d'améliorer les performances d'apprentissage lorsque le nombre de données annotées est limité et que les défauts sont rares [142].

iv. Apprentissage auto-supervisé et auto-encodé : Ce type d'approche apprend des caractéristiques internes des signaux sans recourir à des étiquettes explicites, généralement au moyen d'architectures telles que les réseaux convolutifs, les transformeurs ou les autoencodeurs. Parmi ses principaux atouts figurent la réduction de la dépendance aux données

annotées ainsi que la capacité à extraire automatiquement des représentations pertinentes pour le diagnostic. Ces avantages, bien que non exhaustifs, illustrent l'intérêt croissant de ces méthodes dans le domaine du traitement et de l'analyse des signaux [143].

v. Apprentissage par renforcement : il s'agit d'un paradigme d'apprentissage basé sur des interactions de type essai-erreur avec un environnement, dans lequel un agent reçoit des récompenses en fonction des décisions prises. Son usage reste limité dans le cadre du diagnostic pur, mais il s'avère pertinent pour la gestion autonome et prédictive des systèmes. Il permet notamment d'optimiser des stratégies décisionnelles dynamiques en s'adaptant à l'évolution de l'état du système [137].

b) Selon la nature des outils ou techniques utilisées

Alors que la section précédente classes les méthodes en fonction de la logique d'apprentissage et de la disponibilité des étiquettes, il est également possible de les catégoriser selon la nature des outils ou techniques utilisées. Cette classification, complémentaire à la précédente, met l'accent sur les approches statistiques classiques versus les méthodes d'apprentissage automatique, indépendamment de la présence d'étiquettes ou du type d'apprentissage [144].

i. Méthodes statistiques : Ces approches reposent sur la modélisation statistique des données et l'analyse des distributions afin de caractériser un état de fonctionnement de référence et de détecter des écarts significatifs. Elles incluent notamment l'analyse en composantes principales, l'analyse discriminante, l'analyse en composantes indépendantes, l'analyse discriminante linéaire, les modèles de Markov cachés et les modèles de mélanges gaussiens. Ces méthodes offrent une interprétation claire de la structure des données et sont largement utilisées pour la détection d'anomalies et le suivi d'état [145].

ii. Méthodes d'apprentissage automatique (Machine Learning classique) : Ces approches modélisent des relations complexes entre les variables issues des données afin de détecter des anomalies ou prédire l'état général du système. Elles utilisent divers algorithmes adaptés aux données disponibles, indépendamment de la disponibilité des étiquettes. Les principes et spécificités des différentes logiques d'apprentissage (supervisé, non supervisé, etc.) sont détaillés dans la section précédente [146].

iii. Méthodes d'apprentissage profond (Deep Learning) : Ces approches reposent sur des réseaux de neurones à plusieurs couches capables d'extraire automatiquement des caractéristiques hiérarchiques à partir des données brutes. Elles sont particulièrement adaptées

aux signaux complexes et de grande dimension, et permettent d'intégrer conjointement l'extraction de caractéristiques et la prise de décision dans un même modèle [105].

iv. Méthodes hybrides : Les méthodes hybrides combinent plusieurs familles d'approches, telles que les méthodes statistiques, l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond. Certaines intègrent également des connaissances physiques du système afin de renforcer la cohérence des modèles. Cette combinaison vise à tirer parti des avantages respectifs de chaque approche pour améliorer la robustesse, l'interprétabilité et les performances en diagnostic [147].

I.5.5.3. Phase de test et validation

Après l'étape d'entraînement du classifieur, il est essentiel d'évaluer sa capacité de généralisation afin de vérifier sa performance sur des données qu'il n'a jamais vues auparavant. Cette phase de test et de validation consiste à appliquer le modèle appris sur un sous-ensemble des données initiales, généralement distinct de l'ensemble d'apprentissage (par exemple 20 % dans une partition classique apprentissage/test, ou via des stratégies de validation croisée). L'objectif est de mesurer la robustesse du modèle face à de nouveaux échantillons et de s'assurer qu'il ne présente pas de surapprentissage. Les indicateurs de performance les plus couramment utilisés incluent le taux de bonne classification (Accuracy), la précision, le rappel (Recall ou Sensitivity) et la valeur F1 [148]. Ces métriques sont définies à partir de la matrice de confusion, où TP (True Positives) représente le nombre de classifications correctes des échantillons positifs, TN (True Negatives) le nombre de classifications correctes des échantillons négatifs, FP (False Positives) le nombre d'échantillons négatifs incorrectement classés comme positifs, et FN (False Negatives) le nombre d'échantillons positifs incorrectement classés comme négatifs. Ainsi, le taux de bonne classification (Accuracy) est donné par l'équation (I.53), la précision par l'équation (I.54), le rappel par l'équation (I.55) et la valeur F1 par l'équation (I.56) :

- Taux de bonne classification (Accuracy) :

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{I.53}$$

- Précision :

$$\text{Précision} = \frac{TP}{TP + FP} \tag{I.54}$$

- Rappel (Recall ou Sensitivity) :

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \tag{I.55}$$

- Valeur F1 (F1-score), qui combine précision et rappel :

$$F1 = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \tag{I.56}$$

Ces métriques permettent de vérifier la robustesse du modèle et d'éviter le surapprentissage avant son intégration pour le diagnostic réel.

I.5.6. Limites des approches de diagnostic existantes

Les méthodes de diagnostic fondées sur une connaissance *a priori* du système, également appelées méthodes basées sur des modèles analytiques, reposent sur la modélisation physique du comportement du moteur asynchrone. L'un de leurs principaux atouts réside dans leur interprétabilité physique, particulièrement recherchée dans les systèmes d'ingénierie [149]. Une limitation majeure de ces approches réside dans le fait que, malgré une modélisation physiquement cohérente, elles ont des difficultés à représenter toutes les variations fonctionnelles instantanées propres à chaque machine, causées par les conditions de fonctionnement, l'usure, les variations de matériaux ou l'historique d'exploitation [150]. Cette contrainte limite la capacité du modèle à représenter fidèlement, dans la durée, le comportement réel du système en fonctionnement, ce qui peut nécessiter le recours à des approches plus flexibles et adaptatives, capables d'intégrer à la fois la structure générique du moteur, les paramètres spécifiques de chaque machine, ainsi que des informations reflétant le mode de fonctionnement en temps réel du système.

Les méthodes basées sur les données, quant à elles, exploitent les données historiques pour construire des modèles de diagnostic dont l'efficacité repose sur la qualité, la diversité et la quantité des données disponibles. Pour construire un modèle robuste, celles-ci doivent être à la fois homogènes afin d'assurer la cohérence interne du modèle et suffisamment variées pour garantir sa capacité de généralisation. En pratique, ces conditions sont rarement réunies : les bases de données industrielles sont souvent incomplètes et ne couvrent qu'une partie des régimes de fonctionnement ou des scénarios de défaillance [133].

La constitution d'un jeu de données représentatif supposerait que le modèle ait été exposé à l'ensemble des états possibles du système au cours de son cycle de vie, incluant les différents défauts et conditions opérationnelles. Or, dans un environnement industriel complexe, les

régimes sont dynamiques et non linéaires, tandis que l'apparition des défaillances reste aléatoire. De plus, les données historiques supposent que la machine ait déjà connu plusieurs pannes documentées, ce qui est rarement le cas. Ces limitations réduisent considérablement la fiabilité des approches purement « data-driven », notamment pour la détection de défauts rares ou évolutifs [151].

Face à ces limitations, de nombreuses recherches récentes se sont orientées vers des approches hybrides, combinant la rigueur des modèles physiques et la flexibilité des méthodes fondées sur les données. Cette convergence se matérialise à travers le concept de jumeau numérique, au cœur de l'industrie 4.0 [32]. Dans ce cadre, le modèle numérique du moteur asynchrone est construit à partir des équations physiques décrivant son fonctionnement, puis utilisé pour simuler le comportement du courant statorique sous différents scénarios, incluant les situations de défaillance [16]. Une fois validé, ce modèle virtuel permet de générer des données synthétiques réalistes, enrichissant ainsi les jeux d'apprentissage et améliorant la robustesse des modèles de diagnostic et de maintenance prédictive.

I.6. Conclusion

Ce chapitre a présenté les principales techniques de maintenance industrielle, en mettant en évidence les méthodes d'intelligence artificielle pour la surveillance et le diagnostic des machines. L'analyse du courant statorique s'est révélée être une approche non intrusive, fiable et économiquement avantageuse pour le suivi de l'état et le diagnostic des machines électriques, ce qui a motivé le choix de cette approche dans ce travail.

Les différentes étapes de la mise en œuvre d'une stratégie de maintenance 4.0 fondée sur l'analyse du courant ont été présentées, depuis l'acquisition des données jusqu'au diagnostic, en passant par le prétraitement et la réduction de dimension. Cette analyse a permis de souligner les limites des approches purement physiques ou exclusivement basées sur les données, et a mis en évidence la nécessité de solutions hybrides. Ces limites ouvrent la voie au développement d'un jumeau numérique dédié à une maintenance prédictive plus robuste, cohérente et intégrée.

Chapitre II
ETAT DE L'ART SUR LA MODELISATION POUR LA MISE EN ŒUVRE DU JUMEAU NUMERIQUE

Ce chapitre est consacré au développement du jumeau numérique du moteur asynchrone triphasé dans une optique de diagnostic et de maintenance prédictive. Il débute par la présentation des concepts fondamentaux du jumeau numérique, de ses niveaux de maturité et de ses principaux usages industriels, en soulignant son rôle central dans la transformation numérique des systèmes de surveillance et de maintenance des machines tournantes.

La deuxième partie est dédiée à la conception du jumeau numérique du moteur asynchrone à cage d'écureuil. Elle s'appuie sur la modélisation dynamique du moteur, suivie de la validation et du recalage du modèle à partir de données expérimentales, afin d'assurer la cohérence entre le comportement simulé et le comportement réel. Une approche de diagnostic basée sur les données et assistée par jumeau numérique y est ensuite intégrée, illustrant la complémentarité entre modélisation physique et apprentissage fondé sur les données.

Enfin, le chapitre se conclut par l'analyse des limites actuelles des modèles de moteur asynchrone dans la perspective du développement d'un jumeau numérique opérationnel. Ces limites, notamment le compromis entre la précision du modèle et le temps de calcul, sont discutées en vue d'identifier les verrous scientifiques à lever et les perspectives d'amélioration pour une utilisation efficace du jumeau numérique dans les applications industrielles en temps réel.

II.1 Concept et principes du jumeau numérique

L'industrie 4.0 repose sur des technologies numériques avancées qui transforment profondément les stratégies de surveillance et de maintenance des systèmes industriels. Parmi elles, le jumeau numérique occupe une place centrale pour le développement de la maintenance prédictive et l'optimisation du cycle de vie des équipements [20]. Son émergence résulte de la convergence entre la puissance croissante des moyens de calcul et le développement de l'Internet industriel des objets (IIoT), qui permet la collecte et la synchronisation en temps réel de données issues du terrain [16].

Le concept de *jumeau numérique* (*Digital Twin*) désigne une représentation virtuelle fidèle et évolutive d'un système physique réel [152]. Il a été formalisé au début des années 2000 par Michael Grieves dans le cadre des systèmes de gestion du cycle de vie des produits. Par la suite, des approches apparentées ont été mises en œuvre et médiatisées par la NASA, notamment à

travers l'utilisation de modèles numériques et de données opérationnelles lors de missions spatiales, ce qui a contribué à populariser le concept. Le jumeau numérique a ainsi progressivement évolué d'un outil principalement orienté conception vers une plateforme connectée intégrant simulation, retour de données expérimentales et intelligence artificielle [153]. Cette évolution marque le passage d'une approche statique de modélisation à une représentation dynamique, capable d'interagir en continu avec le système physique.

Dans le cadre du moteur asynchrone, le jumeau numérique vise à reproduire numériquement le comportement électromécanique de la machine afin de suivre son état de fonctionnement, de prédire l'apparition de défauts et d'optimiser la maintenance. Il repose sur une interaction bidirectionnelle entre le modèle numérique et le moteur réel : les données mesurées (courants, couple, vitesse, vibrations, etc.) alimentent le modèle, tandis que les résultats simulés peuvent guider le diagnostic et les actions correctives. Cette boucle d'échange, au cœur du concept, permet d'ajuster en continu le modèle pour qu'il reste représentatif du comportement réel [154].

Ainsi, le jumeau numérique dépasse la simple simulation : il constitue un outil d'aide à la décision capable d'évoluer avec le système physique. Sa mise en œuvre dans le cas du moteur asynchrone ouvre la voie à un diagnostic plus précis, en combinant modélisation physique, observation expérimentale et apprentissage automatique. Afin de mieux situer cette approche, la Figure II-1 illustre l'évolution du concept de jumeau numérique dans la mise en relation entre le système physique et son modèle numérique, depuis les premiers modèles statiques faiblement couplés au système physique jusqu'aux versions actuelles connectées et intelligentes. Les flèches représentent les flux de données échangés entre ces deux entités. Les flèches discontinues illustrent des flux de données ponctuels, faiblement couplés et non synchronisés, caractéristiques des premières approches telles que le *miroir numérique* et l'*ombre numérique*, dans lesquelles le modèle numérique n'est pas intégré dans une boucle de rétroaction active avec le système physique. En revanche, les flèches continues traduisent des flux de données continus et synchronisés en temps réel, propres au jumeau numérique moderne, permettant une interaction dynamique et une évolution conjointe du système physique et de son modèle numérique. Cette évolution s'inscrit dans une progression temporelle allant de 1985 à nos jours.

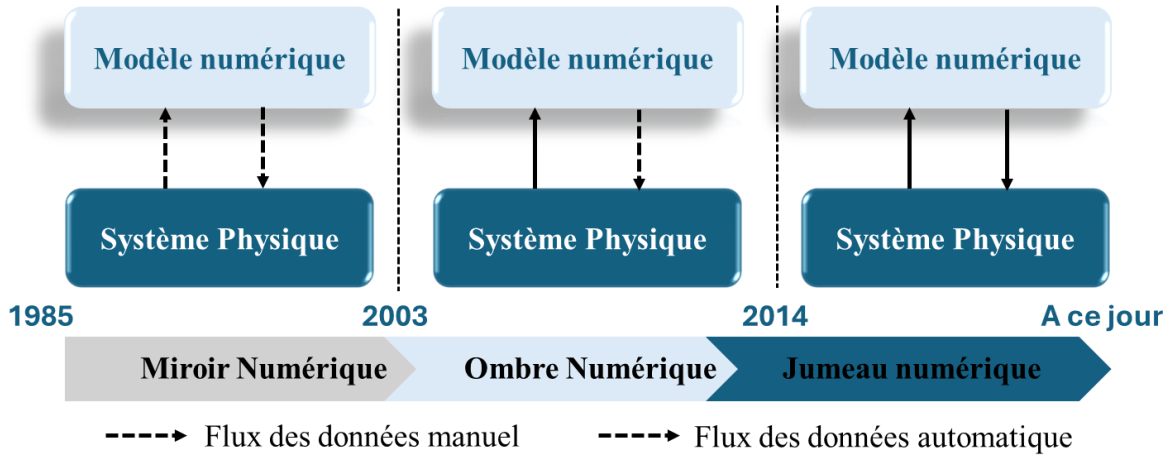


Figure II-1 : Évolution du concept et des niveaux de maturité du jumeau numérique de 1985 à nos jours

II.1.1 Niveaux de maturité du jumeau numérique

En raison de la diversité des définitions présentes dans la littérature, une certaine confusion persiste autour du concept de jumeau numérique, souvent réduit à un simple modèle 3D. Pour mieux cerner cette notion, plusieurs travaux ont introduit la classification par niveaux de maturité, fondée sur le degré d'interaction entre le système physique et son modèle numérique [32]. Ainsi, comme illustré à la Figure II-1, on distingue trois stades d'évolution : le miroir numérique, l'ombre numérique et le jumeau numérique. Ces stades illustrent le renforcement progressif des flux d'information entre le système physique et le modèle numérique de 1985 à nos jours, traduisant la transition d'une modélisation essentiellement statique vers une représentation dynamique et connectée.

II.1.1.1 Le miroir numérique

Le miroir numérique représente le premier niveau de maturité du jumeau numérique. Il s'agit d'une modélisation statique d'un système physique, principalement utilisée à des fins de conception, de documentation ou d'analyse. À ce stade, le modèle virtuel reproduit fidèlement les caractéristiques géométriques, structurelles et fonctionnelles de l'objet réel, mais sans interaction dynamique ni échange automatique de données. Toute mise à jour du modèle doit être réalisée manuellement par l'utilisateur. Cette absence de communication bidirectionnelle limite le modèle à une représentation descriptive, incapable de suivre en temps réel les évolutions du système. Dans le cas du moteur asynchrone, ce niveau correspond à l'élaboration d'un modèle électrique ou électromécanique simulant le comportement du moteur en régime sain. Bien que simple et peu coûteux, le miroir numérique constitue une étape de base vers des

représentations plus avancées, telles que l'ombre numérique et le jumeau numérique complet, mieux adaptées aux besoins de la maintenance 4.0 [155].

II.1.1.2 L'ombre numérique

L'ombre numérique constitue une étape intermédiaire entre le miroir et le jumeau numérique complet. Elle repose sur un échange de données unidirectionnel, automatique, depuis l'objet physique vers son modèle virtuel, permettant de mettre à jour ce dernier en temps réel. Ce suivi numérique reflète l'évolution de l'objet et facilite la détection d'anomalies, le suivi de performance et la planification de la maintenance préventive. Bien qu'elle améliore la précision et la réactivité des modèles, l'absence d'interaction bidirectionnelle limite son rôle à une surveillance et un contrôle informatif, préparant ainsi la transition vers des jumeaux numériques pleinement interactifs [156].

II.1.1.3 Le jumeau numérique

Le jumeau numérique représente le plus haut niveau de maturité des modèles virtuels, assurant une interaction bidirectionnelle en temps réel avec l'objet physique. Il intègre des données de capteurs et des algorithmes d'intelligence artificielle pour ajuster, simuler et prédire le comportement des systèmes à différentes échelles, du microscopique au macroscopique. Cette boucle d'information continue permet d'optimiser la performance, de planifier la maintenance prédictive, de prolonger la durée de vie des équipements et de surveiller précisément leur état. Principalement appliqué à l'industrie 4.0 et à la maintenance 4.0, il facilite l'accès aux informations techniques et historiques et constitue un outil indispensable pour améliorer efficacité, réactivité et compétitivité, malgré la complexité et le coût de sa mise en œuvre [154].

II.1.2 Usage industriel du jumeau numérique

Le jumeau numérique occupe aujourd'hui une place centrale dans l'industrie grâce à sa capacité à reproduire virtuellement le comportement d'un système réel et à interagir dynamiquement avec lui. Ses domaines d'application sont vastes et peuvent être regroupés en quatre grandes familles : la conception et le design, les processus, la logistique et la production, le pronostic et la gestion des systèmes, ainsi que la maintenance. Chacune de ces familles exploite le potentiel du jumeau numérique pour améliorer la performance, la fiabilité et la durabilité des systèmes industriels. La Figure II-2 illustre de manière schématique cette diversité d'applications en plaçant le jumeau numérique au centre des interactions industrielles qu'il soutient [150].

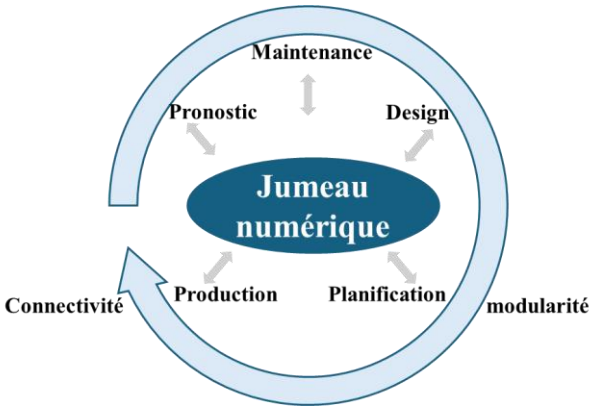


Figure II-2 : Principaux domaines d'application du jumeau numérique dans l'industrie

Dans la phase de conception et de design, le jumeau numérique offre une représentation virtuelle du produit permettant de simuler, tester et optimiser les performances avant la fabrication physique. Il aide à identifier précocement les défauts de conception, réduisant ainsi les coûts et les délais de développement [157].

Dans le domaine des processus, de la logistique et de la production, le jumeau numérique permet de modéliser et de simuler la chaîne complète de fabrication afin d'optimiser les flux de travail, la gestion des ressources et la qualité des produits. Il offre une supervision en temps réel des opérations, facilitant la détection précoce des défauts, la coordination des étapes de production et l'ajustement des cadences. En reproduisant virtuellement la chaîne d'approvisionnement, il aide également à anticiper les retards et à optimiser la gestion des stocks [158].

Dans le domaine du pronostic et de la gestion des systèmes, le jumeau numérique permet une surveillance proactive de l'état des équipements en combinant modèles physiques, données capteurs et algorithmes d'apprentissage automatique. Il assure un suivi en temps réel, détecte précocement les anomalies et prédit la dégradation des composants afin de planifier les interventions avant les pannes [159].

Dans le domaine de la maintenance, le concept de jumeau numérique peut être décliné à différentes échelles, allant du jumeau d'une installation industrielle complète ou d'un parc de machines, jusqu'au jumeau d'une machine individuelle, voire d'un sous-système spécifique. Cette notion d'échelle influe directement sur le niveau de détail de la modélisation, la nature des données exploitées et les objectifs visés. À l'échelle de la machine, le jumeau numérique s'appuie sur des données issues de la simulation physique et de la surveillance en temps réel afin d'optimiser la planification et l'exécution des interventions de maintenance. Il permet de

déterminer le moment optimal des opérations, de prédire les besoins de maintenance et de réduire les coûts, tout en améliorant la fiabilité et la sécurité. Il peut également servir de support à la formation ou à la simulation d'interventions complexes [160].

II.2 Conception d'un jumeau numérique du moteur asynchrone

Selon la littérature récente [161], la conception d'un jumeau numérique repose sur une approche intégrée combinant le modèle numérique et le système physique. Cette approche associe la modélisation, qui permet de reproduire virtuellement le comportement du système réel, à la collecte et à l'exploitation des données expérimentales issues du moteur pour la validation et le recalage du modèle. Elle aboutit finalement à l'utilisation du jumeau numérique comme outil de diagnostic et de suivi de l'état du moteur, comme l'illustre la Figure II-3.

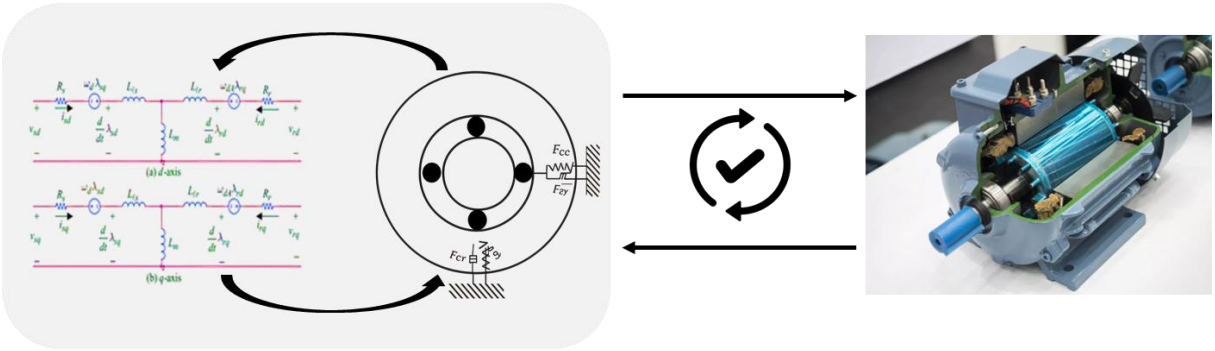


Figure II-3 : Démarche générale de conception du jumeau numérique d'un moteur asynchrone à cage d'écureuil

La Figure II-3 illustre la démarche générale de conception du jumeau numérique du moteur asynchrone à cage d'écureuil. Tout d'abord, la modélisation électromécanique permet de représenter le comportement du moteur à travers ses équations physiques et dynamiques. Ensuite, une phase de validation et de recalage du modèle est réalisée à partir des données expérimentales issues du moteur réel, afin d'ajuster les paramètres du modèle et d'assurer la cohérence entre le réel et le virtuel. Enfin, une fois le jumeau numérique validé, celui-ci peut être exploité pour le diagnostic du moteur, notamment pour la détection et le suivi des défauts , 23]. Ces trois étapes : modélisation, validation et recalage ainsi que l'utilisation pour le diagnostic ; constituent la structure méthodologique du développement du jumeau numérique qui sera détaillée dans les sections suivantes.

II.2.1 Modélisation du moteur asynchrone à cage d'écureuil

La littérature distingue quatre grandes catégories d'approches de modélisation du moteur asynchrone utilisées pour la simulation du signal de courant [162] :

- Les modèles basés sur le circuit électrique ;
- Les modèles basés sur le circuit magnétique ;
- Les modèles basés sur les méthodes numériques ;
- Les modèles hybrides (combinaison des méthodes numériques et analytiques).

II.2.1.1 Les modèles basés sur le circuit électrique

Les modèles basés sur le circuit électrique reposent sur une représentation équivalente du moteur asynchrone sous la forme d'un réseau de composants électriques (résistances, inductances et sources de tension). Cette approche, largement adoptée en raison de sa simplicité conceptuelle et de sa rapidité de simulation, s'appuie sur les équations du circuit équivalent pour décrire les interactions électromagnétiques entre le stator et le rotor [163]. Elle offre une précision généralement satisfaisante pour les études en régime établi, mais montre ses limites lorsqu'il s'agit de reproduire avec finesse les phénomènes locaux, notamment les harmoniques induites par les défauts mécaniques ou les irrégularités du champ magnétique [162]. Dans cette catégorie, deux grandes sous-approches sont principalement recensées dans la littérature [164]:

- Les modèles à multiple circuits couplés (Multiple Coupled Circuit, **MCC**) ;
- Les modèles basés sur l'approche de la fonction d'enroulement (Winding function Approach, WFA).

a) Modèle à multiple circuits couplés (Multiple Coupled Circuit, MCC)

Le modèle à multiple circuits couplés, admet les hypothèses suivantes [165] :

i. La perméabilité des noyaux statorique et rotorique est supposée infinie et la saturation magnétique négligée. Cette hypothèse conduit à un modèle strictement linéaire dans lequel les inductances restent constantes. Elle entraîne une légère surestimation du courant de magnétisation et une sous-estimation mineure des courants statoriques et rotoriques, ce qui affecte marginalement l'exactitude du couple électromagnétique. Toutefois, comme le moteur fonctionne dans une plage de charge modérée, les effets de saturation demeurent faibles [166].
ii. L'entrefer est considéré parfaitement uniforme, ce qui garantit un champ tournant idéal mais masque les phénomènes liés à l'excentricité et aux forces radiales qui en découlent [167].
iii. Les enroulements statoriques sont supposés identiques et distribués de manière sinusoïdale et symétrique. Cette hypothèse élimine les asymétries internes et les harmoniques de denture, ce qui revient à considérer qu'aucune composante harmonique n'est présente à l'état sain. Les défauts, notamment les défauts de roulement, introduisent néanmoins des modulations fréquentielles qui génèrent des harmoniques mesurables dans le courant statorique [168]. Cette

simplification facilite l'identification des signatures de défaut en limitant l'influence d'harmoniques parasites externes.

iv. Les barres de la cage d'écureuil sont supposées uniformément réparties et parfaitement symétriques, ce qui revient à négliger les signatures spécifiques des défauts de barres ainsi que les variations locales de courant rotorique [169].

v. Les effets capacitifs et thermiques sont ignorés, entraînant l'utilisation de paramètres purement résistifs et inductifs, constants dans le temps. Les phénomènes de haute fréquence ainsi que l'évolution des résistances avec la température ne sont donc pas pris en compte [170]. Dans leur ensemble, ces simplifications rendent le modèle plus accessible du point de vue computationnel tout en limitant son domaine de validité aux régimes où les phénomènes négligés restent secondaires. Elles permettent de réduire significativement la complexité numérique, tout en conservant une précision suffisante pour l'analyse des courants statoriques [171].

Le modèle à multiple circuits couplés est développé en considérant que le stator et le rotor sont des circuits inductifs multiples couplés ensemble. Le stator est modélisé par *m* circuits, où *m* représente le nombre d'enroulements de phases statoriques. Le rotor, de type cage d'écureuil et comportant *n* barres rotoriques, est quant à lui représenté par *n* circuits électriques indépendants. Chaque circuit rotorique (ou boucle rotorique) est constitué de deux barres rotoriques adjacentes, ainsi que des segments de bague d'extrémité assurant la liaison entre ces deux barres. Les équations qui définissent le comportement de la machine asynchrone, par l'approche multi circuit sont les suivantes [172] :

$$[U_s] = [R_s][I_s] + \frac{d[\Phi_s]}{dt} \tag{II.1}$$

$$[U_r] = [R_r][I_r] + \frac{d[\Phi_r]}{dt} \tag{II.2}$$

$$[\Phi_s] = [L_{ss}][I_S] + [L_{sr}][I_r] \tag{II.3}$$

$$[\Phi_r] = [L_{rs}][I_s] + [L_{rr}][I_r] \tag{II.4}$$

Où : $[U_s]$, $[I_s]$, $[\Phi_s]$ sont respectivement, les vecteurs de tensions, courants et flux statoriques. Ces vecteurs sont de dimension $m \times 1$;

$[R_s]$ est la matrice diagonale contenant les résistances des enroulements de phases statoriques ; $[U_r], [\Phi_r]$ et $[I_r]$ sont respectivement, les vecteurs des tensions, des flux et des courants dans les circuits rotoriques et ils sont de dimension $(n+1) \times 1$;

$[R_r]$ est la matrice des résistances rotoriques ;

$[L_{ss}], [L_{sr}]$ et $[L_{rr}]$ sont respectivement les matrices des inductances propres et mutuelles du stator, inductances mutuelles entre stator et rotor, inductances propres et mutuelles entre les circuits rotoriques.

La dynamique du rotor est dictée par [173] :

$$C_{em} - C_r = J\frac{d\omega}{dt} = \frac{d^2\theta}{dt^2} \tag{II.5}$$

$$C_{em} = [I_s]^T \frac{\partial [L_{sr}]}{\partial \theta} [I_r] \tag{II.6}$$

où, $C_{em}(t)$ est le couple électromagnétique développée par la machine ;

$C_r(t)$: le couple résistant de la charge entrainée ;

J : le moment d'inertie du rotor de la machine étudiée ;

ω (t): la vitesse de rotation du rotor ;

Θ(t) : la position angulaire du rotor, en radians.

La Figure II-4 illustre le schéma équivalent du moteur asynchrone selon la théorie des multiples circuits couplés [174].

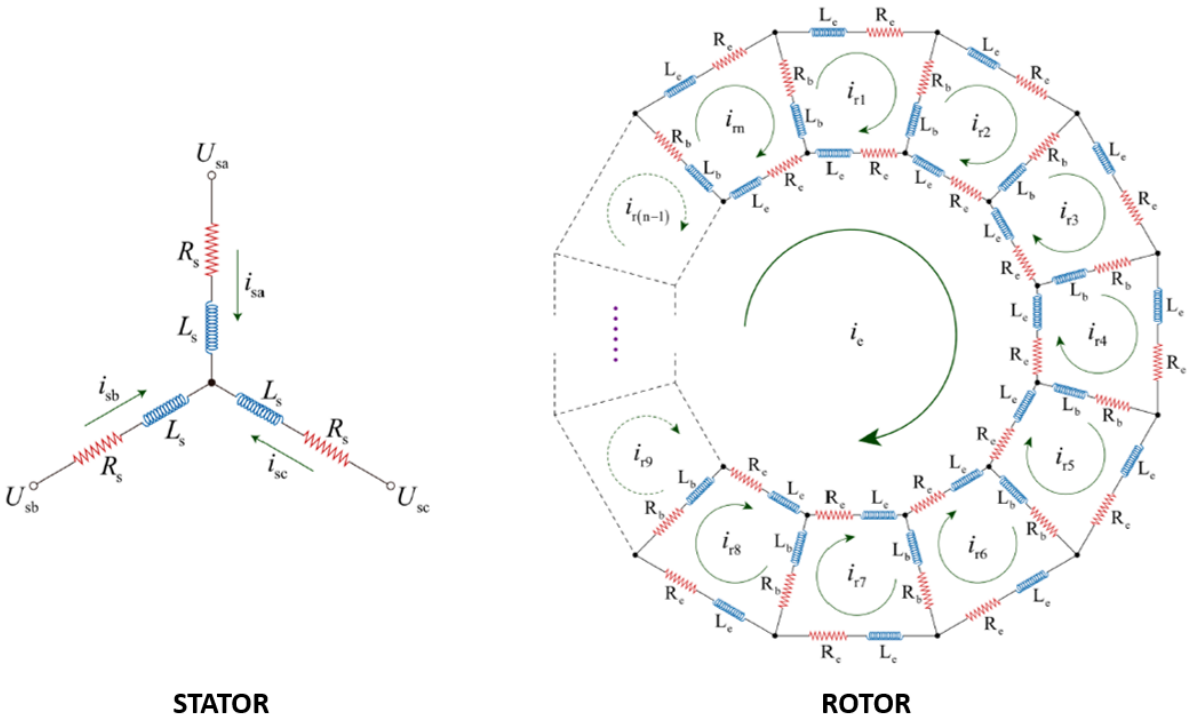


Figure II-4 : Schéma équivalent du moteur asynchrone selon la théorie des multiples circuits couplés

Afin d'exploiter le modèle MCC, il est important de déterminer les valeurs des résistances et inductances, qui sont les paramètres du modèle. Les résistances qui doivent être estimées sont les résistances des enroulements de phases statoriques, les résistances des barres rotoriques et les résistances des segments de bague [174].

La littérature propose une forme simplifiée du modèle à circuits multiples couplés, dans laquelle le moteur asynchrone est représenté par trois enroulements au stator et un rotor assimilé à un circuit magnétique comportant également trois enroulements. Cette simplification permet de réduire la complexité du modèle tout en conservant la capacité à reproduire les principaux phénomènes électromagnétiques, notamment le couplage entre les phases statoriques et rotoriques [175].

b) Modèle basé sur l'approche de la fonction d'enroulement (Winding Function Approach, WFA)

Le modèle WFA recourt aux mêmes équations que le modèle MCC mais présente une particularité dans les hypothèses considérées. Cette particularité procure au modèle WFA la capacité d'analyser le moteur en considérant toutes les harmoniques d'espace de la force magnétomotrice présente dans l'entrefer [176].

Comme pour le modèle MCC, le WFA admet les hypothèses suivantes [177] :

- La perméabilité du noyau du stator et du rotor est considérée comme infinie et la saturation magnétique est négligée ;
- L'entrefer est considéré parfaitement uniforme ;
- Les effets capacitifs et thermiques sont négligés.

La particularité du modèle WFA réside dans le fait qu'aucune hypothèse n'est adoptée sur la symétrie et la distribution des enroulements de phase ou de la cage d'écureuil. L'approche de la fonction d'enroulement permet de considérer une distribution arbitraire et asymétrique des enroulements [178].

Les paramètres du modèle WFA sont les mêmes que ceux du modèle MCC. Les résistances se calculent en considérant les éléments tels que la section transversale, la résistivité et la longueur. Le calcul des inductances est la clé de la simulation du modèle et se fait de manière efficace par la théorie de la fonction d'enroulement. D'après cette théorie, l'inductance mutuelle entre deux enroulements A et B placés de manière arbitraire entre rotor et stator, en supposant une perméance magnétique infinie et un entrefer uniforme, peut être calculée comme suit [179] :

$$L_{AB} = \frac{\mu_0 r l}{g_0} \int_0^{2\pi} N_A(\theta) N_B(\theta) d\theta \tag{II.7}$$

Où μ_0, r, l, g_0 sont respectivement la perméabilité magnétique, le rayon moyen de l'entrefer, la longueur axiale du rotor et la largeur de l'entrefer ;

$N_A(\theta), N_B(\theta)$ sont respectivement les fonctions d'enroulement des enroulements A et B ;

θ est la position angulaire le long de la surface intérieure du stator.

La fonction d'enroulement d'un enroulement A, se définie comme étant la force magnétomotrice produite par ce dernier par unité de courants. Elle se calcule comme suit [180]:

$$N_A(\theta) = n_A(\theta) - \langle n_A(\theta) \rangle \tag{II.8}$$

Où, $n_A(\theta)$ est la fonction des tours de l'enroulement A, cette fonction donne la distribution ou répartition de l'enroulement le long des encoches du stator. Elle est établie en se basant sur la connaissance précise du schéma de bobinage et du nombre de conducteurs par encoche ;

$\langle n_A(\theta) \rangle$ est la valeur moyenne de la fonction des tours, donnée par l'équation (II.9) [181] :

$$\langle n_A(\theta) \rangle = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} n_A(\theta) d\theta \tag{II.9}$$

L'entrefer est considéré uniforme et symétrique, lorsqu'on adopte l'approche de la fonction d'enroulement pour le calcul des inductances mais cette hypothèse ne permet pas de considérer les excentricités et les harmoniques dues aux encoches du stator ou du rotor. Pour résoudre ces problèmes, une approche modifiée de la fonction d'enroulement (Modified Winding function Approach, MWFA) a été mise au point. Elle considère un entrefer non uniforme et asymétrique, fonction de la position du rotor [182].

c) Transformation de Park

Les modèles MCC et WFA conduisent à un nombre important d'équations différentielles. En effet, pour un moteur asynchrone triphasé comportant 28 barres dans la cage d'écureuil, le modèle comprend trois équations différentielles associées aux circuits statoriques et vingt-neuf équations différentielles correspondant aux circuits rotoriques, soit un total de trente-deux équations différentielles à résoudre. Afin de simplifier le modèle et de réduire le nombre d'équations à traiter, il est courant de recourir à la transformation de Park. Cette transformation permet de passer d'un système de trente-deux équations différentielles à un ensemble de quatre équations différentielles couplées exprimées dans un repère orthogonal d–q. Les matrices de transformation K_s et K_r sont alors définies et appliquées respectivement aux équations statoriques et rotoriques afin d'effectuer le changement de base vers le repère d–q [183].

$$[K_s] = \sqrt{\frac{2}{3}}\begin{bmatrix} sin(\theta) & sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ cos(\theta) & cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \quad \text{(II.10)}$$

$$[K_r] = \sqrt{\frac{2}{n}}\begin{bmatrix} sin(\theta - \theta_r - \frac{p\alpha_r}{2}) & \cdots & sin(\theta - \theta_r - \frac{p(2j-1)\alpha_r}{2}) \\ sin(\theta - \theta_r - \frac{p\alpha_r}{2}) & \cdots & sin(\theta - \theta_r - \frac{p(2j-1)\alpha_r}{2}) \end{bmatrix} \quad \text{(II.11)}$$

$$\theta = \omega t \quad \text{(II.12)}$$

$$\theta_r = \omega_r t \quad \text{(II.13)}$$

Où ω et ω_r, sont respectivement la vitesse angulaire du repère d-q et la vitesse angulaire du rotor. j, est la barre de rotor considérée et α_r représente est l'angle mécanique entre deux encoches ou deux axes d'enroulements voisins du stator.

II.2.1.2 Modèle basé sur le circuit magnétique

Le modèle basé sur les circuits magnétiques est connu sous le nom de modèle du circuit magnétique équivalent ou modèle de réseau des perméances ou encore modèle de réseau des reluctances. C'est une approche qui permet de calculer la distribution du champ magnétique dans la section transversale de la machine électrique. Le modèle du circuit magnétique équivalent prend en compte la géométrie de la machine, les effets des encoches du stator et du rotor, l'inclinaison des barres du rotor, le type de connexions des enroulements, les fuites du stator et du rotor ainsi que les caractéristiques magnétiques linéaires ou non linéaires des noyaux de la machine. Cette méthode est considérée comme une méthode d'éléments finis d'ordre réduit [184].

a) Hypothèses

Cette approche se base sur les hypothèses suivantes [185] :

- Les capacités électriques sont négligées ;
- Les effets thermiques sont négligés ;
- La saturation magnétique peut être prise en compte mais pas l'hystérésis ;
- L'inclinaison des barres rotoriques est prise en compte ;
- Les courants de Foucault dans les domaines solides sont négligés.

b) Description de l'approche

Dans le modèle du réseau des perméances (PNM : Permeance Network model), le moteur asynchrone est discrétisé en un nombre fini de tubes de flux magnétiques fictifs dans le but de simuler son comportement magnétique. Le PNM a pour avantage, une grande capacité à détecter des petites perturbations magnétiques et à fournir une représentation détaillée de l'état magnétique du moteur qui est sensible aux éventuels défauts. Avec le PNM, le moteur est discrétisé sur 2ns nœuds du stator et 2nr nœuds du rotor. Où ns et nr sont respectivement, le nombre de dents statoriques et rotoriques. Le stator est uniformément discrétisé sur ns boucles composées de deux nœuds dans la culasse et de deux nœuds à l'extrémité des dents. De même le rotor est divisé en nr boucles formées par deux dents et une partie de la culasse du rotor [186]. La Figure II-5 illustre la discrétisation du stator et du rotor dans un modèle du réseau de perméance.

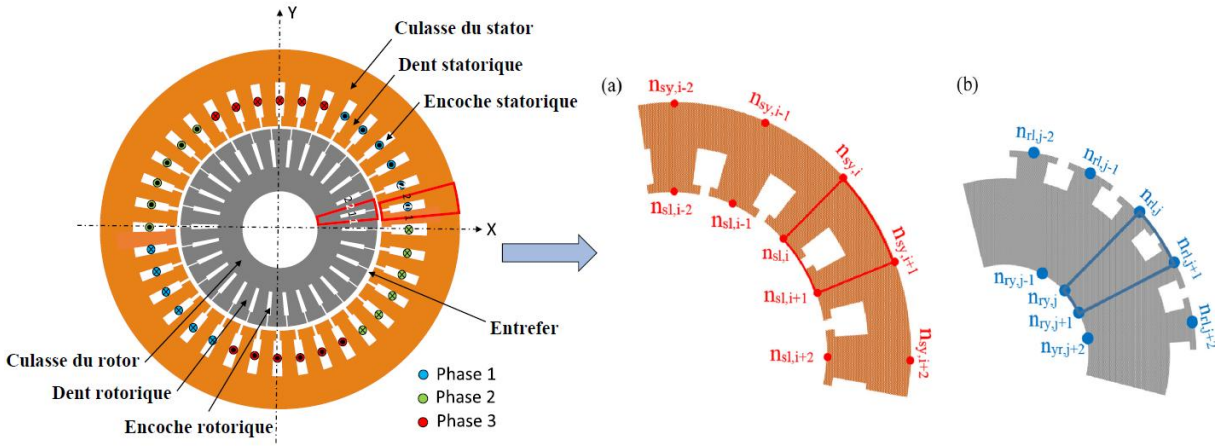


Figure II-5 : Discrétisation du moteur asynchrone dans un modèle du réseau de perméance [186]

Afin de constituer le réseau global du modèle à circuit magnétique, les nœuds statoriques sont interconnectés par des tubes de flux fictifs, de manière à former des boucles (ou mailles) représentant les chemins de flux dans la structure magnétique. Des sources de force magnétomotrice (f.m.m.) sont placées dans les branches dentées du stator afin de modéliser les forces magnétiques induites dans ces zones, puisqu'elles sont enlacées par les enroulements [139]. De façon analogue, des mailles rotoriques sont établies pour représenter les chemins de flux dans la cage du rotor. Dans l'entrefer, des tubes de flux fictifs relient les nœuds statoriques et rotoriques, assurant ainsi la continuité du flux magnétique entre les deux parties. Le réseau global comporte n_n nœuds uniformément répartis, définis par la relation :

$$n_n = 2n_s + 2n_r \tag{II.14}$$

Où n_n et n_r désignent respectivement le nombre de dents du stator et le nombre de barres du rotor. Dans le réseau magnétique complet (PNM), le nombre de branches situées dans l'entrefer, noté n_e, est donné par :

$$n_e = n_s + n_r \tag{II.15}$$

Enfin, le nombre total de branches du réseau global s'exprime par :

$$n_b = 3n_s + 3n_r + n_e \tag{II.16}$$

Une portion représentative du réseau de perméances est illustrée à la Figure II-6

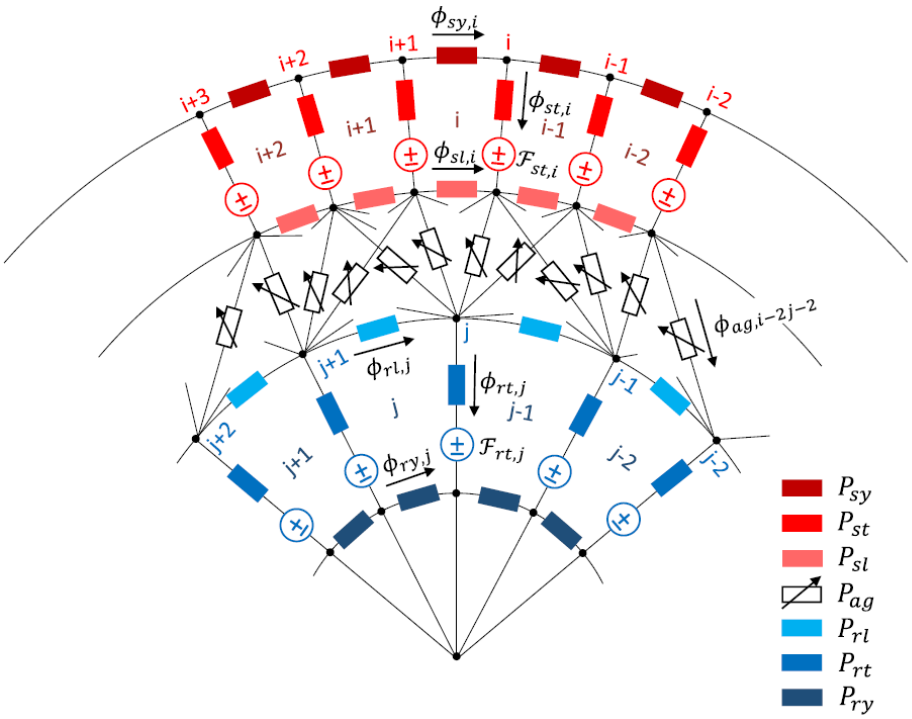


Figure II-6 : Portion du réseau des perméances d'un moteur asynchrone à cage d'écureuil [187]

Sur la Figure II-6, les éléments P_{sy} , P_{st} et P_{sl} représentent respectivement les perméances associées aux tubes de flux de la culasse du stator, des dents statoriques et des fuites magnétiques statoriques. De même, les éléments P_{ry}, P_{rt} et P_{rl} correspondent respectivement aux perméances de la culasse du rotor, des dents rotoriques et des fuites magnétiques au rotor. Les éléments P_{ag} désignent quant à eux les perméances des tubes de flux de l'entrefer, assurant le couplage magnétique entre le stator et le rotor [188].

À partir de ce réseau de perméances, les équations décrivant le comportement magnétique de la machine peuvent être facilement établies, compte tenu de la forte analogie existant entre les circuits électriques et les circuits magnétiques. Ainsi, les lois d'Ohm et de Kirchhoff sont appliquées à l'ensemble du réseau de perméances afin d'exprimer les relations entre les flux magnétiques et les potentiels magnétiques. Les équations issues du réseau de perméances peuvent être formulées sous trois formes distinctes, selon la variable principale considérée et le type d'analyse recherchée [189] :

- Un PNM basé sur les nœuds ;
- Un PNM basé sur les mailles magnétiques ;
- Un PNM mixte mailles/nœuds.

Le réseau magnétique par nœuds (PNM nodal) se révèle moins performant pour le calcul des systèmes comportant des matériaux magnétiques non linéaires, en raison de la difficulté à représenter la saturation du fer. Cependant, il présente l'avantage d'une mise en équation simple de l'entrefer, ce qui facilite la modélisation du couplage stator–rotor. À l'inverse, le PNM basé sur les mailles permet de prendre en compte plus aisément les effets de non-linéarité magnétique, notamment la saturation, mais son application devient plus complexe au niveau de l'entrefer lorsque le rotor est en mouvement [190]. Pour tirer parti des avantages de ces deux formulations tout en compensant leurs limites respectives, la littérature préconise l'emploi d'un PNM mixte mailles/nœuds, qui sera détaillé ci-après [191].

Dans cette approche, la loi de Kirchhoff des nœuds est appliquée à la zone de l'entrefer du réseau de perméances, tandis que la loi de Kirchhoff des mailles est utilisée pour les parties constituant le noyau de fer (stator et rotor). La loi de Kirchhoff des nœuds, appliquée au réseau de perméances, s'énonce comme suit [192] :

« La somme des flux magnétiques entrant et sortant d'un nœud quelconque de l'entrefer est nulle. »

Le flux magnétique traversant chaque tube de perméance dans le cadre du PNM est alors donné par la relation suivante :

$$\{\Phi\} = [P(\{\Phi\})].\{u\} \qquad \text{(II.17)}$$

Avec $\{\Phi\}$: Vecteur contenant les flux magnétiques passant au travers chaque branche fictive ;

$[P(\{u\})]$: Matrice composée des perméances de chaque tube de flux fictif ;

$\{u\}$: Vecteur contenant les potentiels magnétiques de chaque nœud.

La loi de Kirchhoff des mailles appliquée au réseau des perméances, s'énonce comme suit [193] : « La somme des potentiels magnétiques dans chaque maille doit être égale à zéro. »

Le potentiel magnétique dans chaque branche du PNM est donné par :

$$\{U\} = [R(\{\varphi\})].\{\varphi\} \qquad \text{(II.18)}$$

Avec $\{U\}$: Vecteur contenant le potentiel magnétique sur chaque branche ;

$[R(\{\varphi\})]$: Matrice composée des reluctances qui varie en fonction du flux dans la boucle magnétique en présence de la saturation magnétique ;

$\{\varphi\}$: Vecteur contenant le flux magnétique dans chaque maille.

Les expressions (II.17) et (II.18) seront appliquées sur chaque nœuds de l'entrefer et chaque maille afin de prendre en compte l'ensemble du réseau. À ces équations on associe également l'équation différentielle des circuits électriques du stator et du rotor afin de définir le lien entre les flux, les courants et le système triphasé des tensions [189] .

$$[R][I] + \frac{d[\Phi]}{dt} = [V(t)] \tag{II.19}$$

où $[R]$ Est la matrice contenant les résistances statoriques et rotoriques ;

$[I]$ est le vecteur contenant les courants statoriques et rotoriques ;

$[\Phi]$ est le vecteur contenant les flux magnétiques des phases statoriques et des boucles du rotor ;

$[V(t)]$ est le vecteur contentant les tensions d'alimentation variant dans le temps et les tensions nulles relatives à la cage d'écureuil du rotor.

Le couple électromagnétique est donné par l'expression [189] :

$$C_{em}(\theta) = \sum_{i}^{n_s} \sum_{j}^{n_r} \frac{dP_{ij}(\theta)}{d\theta} \varepsilon_{ij}^2 \tag{II.20}$$

où ε_{ij} Est la différence de potentiel magnétique entre la dent i du stator et la dent j du rotor ;

$P_{ij}(\theta)$ est la perméance mutuelle entre la dent i du stator et la dent j du rotor.

Les détails sur la construction du modèle basé sur le réseau des perméances peuvent être retrouvés dans [187] et [190].

c) Estimation des paramètres

Pour le modèle du réseau des perméances, les paramètres qui doivent être définis sont les perméances et les forces magnétomotrices. Les perméances sont généralement obtenues par des calculs géométriques ou par simulation d'un modèle à éléments finis. Les perméances représentant les culasses du stator et du rotor, les dents et les fuites magnétiques sont constantes et sont calculées de manière analytique sur base de l'expression suivante [191] :

$$P_k = \frac{\mu S}{L} \tag{II.21}$$

Où μ, S et L sont respectivement, la perméabilité, la section transversale et la longueur du tube de flux fictif. P_k est la perméance du tube de flux considéré.

Les perméances de l'entrefer relient une paire de dents, une dent du stator à une dent du rotor. Au cours du mouvement du rotor, la géométrie des tubes de flux varie, ce qui induit des variations dans les valeurs de perméance de l'entrefer. Le calcul détaillé des perméances d'entrefer peut être retrouvé dans [193]. Les forces magnétomotrices du réseau sont déterminées à partir de la simulation basées sur les éléments finis[194] ou à partir des courants de phase[195].

La modélisation par circuit magnétique équivalent, et en particulier par réseau de perméances (PNM), constitue une approche intermédiaire entre les modèles électriques simplifiés (MCC, WFA) et les méthodes numériques par éléments finis. Elle repose sur une discrétisation des chemins de flux magnétique, permettant une description physique relativement fine du comportement électromagnétique de la machine [196].

L'un de ses principaux atouts réside dans sa forte interprétabilité physique, chaque perméance étant directement associée à un élément réel (dents, culasses, fuites, entrefer). Cette caractéristique facilite les études paramétriques, l'analyse des défauts et l'évaluation de configurations asymétriques. De plus, le PNM permet une prise en compte naturelle de la saturation magnétique via des reluctances non linéaires, tout en conservant un coût de calcul inférieur à celui des méthodes FEM, ce qui le rend compatible avec des simulations dynamiques couplées électromagnétique–électrique–mécanique [189].

En revanche, cette approche souffre de limitations importantes liées à l'estimation d'un grand nombre de paramètres, souvent obtenus par calculs analytiques, simulations par éléments finis ou mesures expérimentales. Certaines de ces procédures peuvent être invasives et exige le démontage du moteur pour avoir accès à certains composants ; ce qui difficilement applicables en contexte industriel, et une identification imprécise des paramètres est susceptible d'engendrer des problèmes de convergence et de stabilité numérique du modèle [197].

La construction du réseau devient également complexe lorsque la géométrie de la machine est détaillée ou lorsque le mouvement du rotor est pris en compte, en particulier pour la modélisation de l'entrefer variable pour les défauts de roulement. Les formulations nodales, maillées ou hybrides introduisent alors un compromis entre précision, complexité algorithmique et temps de calcul, ce dernier restant supérieur à celui des modèles électriques [198].

Enfin, malgré une précision accrue par rapport aux modèles électriques, le PNM demeure une approximation discrète du champ magnétique et ne permet pas de représenter fidèlement les

phénomènes tridimensionnels locaux, lesquels sont plus rigoureusement pris en compte par les méthodes par éléments finis [199].

II.2.1.3 Modèle basé sur les méthodes numériques

Dans cette section, nous parlerons uniquement de la méthode des éléments finis (FEM : Finite Element Method) car c'est la méthode numérique la plus citée dans la littérature technique dans le cadre du diagnostic de défauts des machines asynchrones. Elle permet de calculer la distribution du champ magnétique à l'intérieur de la machine en utilisant les caractéristiques magnétiques et géométriques exactes de la machine[200].

a) Hypothèses

La plupart des hypothèses simplificatrices adoptées dans les autres approches de modélisation, telles que la négligence de l'hystérésis, peuvent être évitées grâce à une modélisation par éléments finis tridimensionnelle (3D). Cette dernière constitue la méthode la plus précise pour simuler et reproduire le comportement électromagnétique d'une machine asynchrone. Toutefois, lorsque l'on opte pour une modélisation bidimensionnelle (2D), certaines simplifications deviennent nécessaires, notamment la négligence de l'inclinaison des barres du rotor[201].

b) Description de l'approche

La méthode des éléments finis (MEF) constitue une approche numérique puissante fondée sur l'analyse du champ magnétique de la machine électrique. Elle permet de représenter avec une grande précision les phénomènes électromagnétiques et mécaniques internes en prenant en compte plusieurs aspects essentiels [146] :

- La non-linéarité magnétique des matériaux constituant les culasses du stator et du rotor;
- La distribution non sinusoïdale des enroulements statoriques et des barres de la cage d'écureuil ;
- Une modélisation détaillée des matériaux, incluant la courbe d'hystérésis, la courbe de saturation et les propriétés des isolants ;
- Les déformations structurelles susceptibles d'influencer le comportement électromagnétique global.

Dans un modèle classique à éléments finis, la densité de courant est généralement considérée comme une donnée d'entrée. Toutefois, la présence de défauts dans la machine engendre l'apparition de nombreuses harmoniques dans les courants statoriques. Par conséquent,

considérer ces courants comme une simple entrée revient à négliger les composantes harmoniques porteuses d'informations de défaut, ce qui conduit à des erreurs dans l'analyse du signal de courant. Or, les signaux de courant constituent une source d'information privilégiée pour le diagnostic et l'extraction des signatures de défauts. Pour pallier les limites du modèle à éléments finis conventionnel, une approche hybride dite méthode des éléments finis à pas de temps couplé à l'espace d'état (TSFE-SS : Time-Stepping Finite Element coupled State-Space) a été développée[202].

Cette méthode combine la rigueur de la modélisation électromagnétique de la MEF avec la souplesse de la représentation dynamique de l'espace d'état. Les inductances du moteur y sont d'abord évaluées à l'aide de la MEF, puis réinjectées dans le modèle d'espace d'état afin de déterminer les courants et les grandeurs électromécaniques correspondantes. Les courants et la position angulaire calculés dans l'espace d'état sont ensuite utilisés comme entrées pour la partie à éléments finis, dans un processus itératif qui se poursuit jusqu'à la convergence vers la solution finale. Ainsi, dans cette configuration couplée, la tension triphasée appliquée aux bornes de la machine constitue la seule variable d'entrée connue, tandis que les courants, flux et paramètres internes sont déterminés comme grandeurs inconnues [203].

Les équations décrivant le couplage entre la zone à éléments finis (régie par les équations du champ magnétique) et la zone d'espace d'état (régie par les équations électriques du circuit) s'expriment alors comme suit :

- Pour la partie éléments finis, le problème du champ magnétique bidimensionnel de la machine s'écrit selon :

$$\frac{\partial}{\partial x}\left(\frac{1}{\mu}\frac{\partial A}{\partial x}\right)+\frac{\partial}{\partial y}\left(\frac{1}{\mu}\frac{\partial A}{\partial y}\right)=-\sigma\frac{V_s}{l}+\sigma\frac{\partial A}{\partial t} \qquad \text{(II.22)}$$

Où μ est la perméabilité magnétique et σ est la conductivité électrique ;

A est la composante suivant l'axe Z du vecteur de potentiel magnétique ;

l est la longueur du moteur suivant ce même axe ;

Vs est la tension appliquée au moteur.

- Dans l'espace d'état, les circuits électriques sont définis par :

$$Vs(t) = R_s.I_s(t) + L_{ee}\frac{dI_s(t)}{dt} + emf(t) \quad \text{(II.23)}$$

Où R_s et I_s sont les courants et résistances du stator. L_{ee} est une inductance externe affectée au circuit électrique, elle est due aux effets de fin de course des enroulements du stator. $emf(t)$ est la force électromotrice appliquée à la zone à éléments finis.

Les détails sur la modélisation du moteur asynchrone par éléments finis à pas de temps peuvent être retrouvés dans [59].

c) Estimation des paramètres

Dans l'approche de modélisation par éléments finis à pas de temps, l'estimation des paramètres telles que les inductances est faite grâce aux éléments finis [203] qui fournissent des résultats extrêmement précis en se basant sur la géométrie du circuit magnétique, les caractéristiques physiques des matériaux utilisés et la disposition des enroulements. La littérature ne fait l'objet d'aucune autre technique particulière dans le calcul des paramètres.

Les méthodes numériques basées sur les éléments finis (Finite Element Methods – FEM) constituent aujourd'hui l'approche la plus générale et la plus précise pour la modélisation électromagnétique des machines électriques. Contrairement aux modèles électriques équivalents (MCC, WFA) et aux modèles par circuit magnétique (MEC/PNM), la FEM repose sur la résolution directe des équations de Maxwell sur la géométrie réelle de la machine, sans hypothèse forte sur la distribution des champs [204].

Le principal avantage de la FEM réside dans sa capacité à représenter fidèlement le champ électromagnétique local, y compris les phénomènes tridimensionnels complexes. Elle permet de prendre en compte de manière naturelle :

- la non-linéarité des matériaux ferromagnétiques (saturation),
- les effets d'entrefer variable et le mouvement rotorique,
- les effets de bord, les concentrations locales de flux,
- ainsi que les courants de Foucault et les pertes magnétiques.

De ce fait, la FEM est considérée comme une référence de validation pour les autres approches de modélisation. Elle est particulièrement adaptée aux phases de conception détaillée, d'optimisation géométrique et d'analyse fine des performances électromagnétiques, là où les modèles simplifiés atteignent leurs limites [205].

Cependant, cette précision élevée s'accompagne de contraintes computationnelles importantes. Les simulations FEM sont généralement coûteuses en temps de calcul et en ressources mémoire, en particulier pour :

- les simulations transitoires,
- les modèles couplés électromagnétique–électrique–mécanique,
- ou les études paramétriques et d'optimisation multi-variables.

Par ailleurs, la FEM offre une faible interprétabilité physique globale comparée aux modèles à paramètres concentrés. Les résultats sont fortement dépendants du maillage, des conditions aux limites et des choix numériques, ce qui peut rendre l'analyse causale et la compréhension intuitive du comportement de la machine plus difficiles [206].

Comparées aux modèles électriques équivalents (MCC, WFA), les méthodes FEM sont nettement plus précises mais beaucoup moins adaptées aux simulations rapides, au diagnostic en ligne ou aux applications de commande, où la simplicité et la faible charge computationnelle sont essentielles. Par rapport aux modèles par circuit magnétique (MEC/PNM), la FEM ne nécessite pas d'estimation explicite d'un grand nombre de paramètres de perméance, mais elle perd l'avantage de la structuration physique explicite du réseau magnétique. Le MEC apparaît ainsi comme une approche intermédiaire, offrant un compromis entre fidélité physique et coût de calcul, tandis que la FEM reste une approche de référence, mais difficilement exploitable en temps réel [207].

II.2.1.4 Modèle hybrides

L'approche hybride de modélisation s'appuie sur la complémentarité entre les méthodes numériques et analytiques, tirant parti des avantages de chacune pour améliorer la précision et l'efficacité du modèle global. Elle repose principalement sur les deux méthodes précédemment présentées dans ce chapitre : la méthode des éléments finis (MEF), permettant une représentation détaillée du comportement électromagnétique, et le modèle à base de circuit électrique, qui décrit la dynamique globale du moteur à partir des équations de ses circuits équivalents.

Les modèles hybrides, encore appelés modèles mixtes, visent ainsi à concilier la finesse physique des modèles numériques et la simplicité computationnelle des modèles analytiques. Leur mise en œuvre s'effectue généralement en deux étapes [208]:

1. Les paramètres électromagnétiques de la machine, tels que les inductances, les flux de couplage ou encore les pertes fer sont d'abord calculés à l'aide de la méthode des éléments finis. Cette première phase permet de capturer les phénomènes non linéaires et les effets géométriques complexes.

2. Ces paramètres sont ensuite intégrés dans un modèle basé sur le circuit électrique, ce qui permet de simuler le comportement dynamique du moteur de manière plus rapide tout en conservant un haut niveau de fidélité.

Ce couplage entre la MEF et le modèle de circuit offre une solution équilibrée entre précision et temps de calcul, rendant la modélisation adaptée aussi bien aux études de conception qu'à la détection de défauts dans des contextes multiphysiques.

II.2.2 Validation et recalage du modèle du moteur asynchrone à cage d'écureuil

La modélisation du moteur asynchrone, telle que présentée précédemment, permet d'obtenir des résultats simulés pertinents décrivant le comportement électromécanique de la machine. Grâce aux équations issues du modèle, il est possible de reproduire les principales composantes fréquentielles du moteur, telles que la fréquence d'alimentation et ses harmoniques, la fréquence mécanique de rotation, ainsi que les interactions entre ces différentes composantes. Le modèle permet également de simuler divers défauts et d'analyser leurs signatures caractéristiques dans les grandeurs électriques et mécaniques. Cependant, malgré sa richesse, le modèle numérique présente toujours certaines imprécisions.

En effet, la modélisation repose sur un ensemble de paramètres électriques, magnétiques et mécaniques dont la précision conditionne directement la fidélité des résultats. Les valeurs issues des fiches constructeurs ou obtenues par des mesures indirectes ne reflètent pas toujours fidèlement le comportement réel de la machine. De plus, les hypothèses simplificatrices, les conditions initiales imposées et les erreurs de discrétisation introduisent des écarts entre les signaux simulés et ceux mesurés expérimentalement. Ce décalage, appelé biais de modélisation, doit être réduit autant que possible pour que le modèle puisse prétendre au statut de jumeau numérique. La phase de validation et de recalage vise précisément cet objectif. Elle consiste en une confrontation entre les résultats simulés et les données expérimentales, permettant d'ajuster les paramètres du modèle pour en améliorer la précision. Cette étape correspond à la première flèche sur la Figure II-3 précédente, représentant l'action du système réel sur le modèle numérique.

II.2.2.1 Validation du modèle

L'acquisition des signaux ayant été détaillée au premier chapitre, cette section traite directement de la validation du modèle. La validation constitue une étape essentielle dans le processus de développement d'un modèle numérique. Elle vise à vérifier la capacité du modèle à reproduire fidèlement le comportement du système réel qu'il représente. Dans le cadre du jumeau numérique, cette étape est particulièrement cruciale, car elle conditionne la confiance que l'on peut accorder aux résultats simulés et, par conséquent, la pertinence des analyses diagnostiques qui en découleront.

Le modèle est établi sous l'hypothèse de fonctionnement en régime établi, ce qui correspond, du point de vue des signaux analysés, à un comportement supposé stationnaire. La validation repose sur une confrontation entre les résultats issus de la simulation numérique et les données expérimentales mesurées sur le moteur réel. Cette comparaison permet d'évaluer le degré de concordance entre le modèle et la réalité selon plusieurs approches, qui peuvent être regroupées en validations qualitatives, validations quantitatives et les autres méthodes de validation [209].

a) Validation qualitative

La validation qualitative consiste à vérifier la cohérence du comportement global du modèle par rapport au système réel. Elle repose sur une analyse comparative des formes d'ondes, des tendances et des phénomènes observés. Par exemple, la similarité globale des courants simulés et mesurés, la présence de composantes fréquentielles caractéristiques aux mêmes positions, éventuellement avec des amplitudes différentes, ainsi que la reproduction correcte des variations de couple et de vitesse constituent des indicateurs de cohérence qualitative. Cette validation permet de s'assurer que le modèle reproduit les mécanismes physiques dominants du moteur, même si de légères différences d'amplitude subsistent [210].

b) Validation quantitative

La validation quantitative, quant à elle, consiste à mesurer numériquement l'écart entre les résultats simulés et expérimentaux à l'aide d'indicateurs objectifs. Ces indicateurs, présentés au chapitre 2, sont sélectionnés selon des critères de pertinence propres à l'application considérée. Cette approche permet de quantifier avec précision le degré d'accord entre la simulation et l'expérience, tout en mettant en évidence les paramètres du modèle susceptibles de nécessiter un ajustement [90].

c) Autres méthodes de validation

Au-delà de ces deux approches principales, on distingue également [210]:

- La validation structurelle, qui consiste à vérifier la pertinence de la structure mathématique du modèle (équations, couplages, lois physiques) par rapport à la réalité du système.

- La validation fonctionnelle, qui s'intéresse à la capacité du modèle à reproduire le comportement du moteur dans différentes conditions de fonctionnement (régime nominal, charge variable, présence de défauts, etc.).

Ainsi, la validation du modèle numérique combine plusieurs niveaux d'analyse, allant de la simple comparaison visuelle à l'évaluation mathématique précise de la concordance entre le modèle et l'expérience.

d) Notions sur les erreurs entre modèle et expérience

À l'issue de la validation, des écarts sont généralement observés entre les grandeurs simulées et mesurées. Ces écarts, bien que parfois faibles, mettent en évidence les limites du modèle initial et soulignent la nécessité d'un recalage des paramètres pour améliorer sa précision. Les erreurs résiduelles reflètent les insuffisances inhérentes à la modélisation, qu'elles résultent d'hypothèses simplificatrices, d'incertitudes sur les paramètres physiques ou encore de phénomènes non pris en compte dans le modèle. L'analyse de ces écarts permet d'estimer le taux d'erreur global du modèle et d'évaluer sa conformité aux exigences fixées par l'application industrielle visée [211].

Dans la littérature, les marges d'erreur acceptables varient largement selon le domaine d'application et le niveau de précision attendu. Par exemple, dans les systèmes électromécaniques, une erreur relative inférieure à 5 % est souvent considérée comme satisfaisante pour les modèles de simulation de moteurs asynchrones ou de machines tournantes, en raison de la complexité des phénomènes multiphysiques impliqués [212]. En revanche, dans les applications structurelles ou aéronautiques, les marges d'erreur tolérées sont plus strictes, généralement inférieures à 2 %, afin de garantir la sécurité et la fiabilité des structures [213]. Dans le domaine du contrôle industriel et des processus thermiques, des écarts allant jusqu'à 10 % peuvent être acceptés, à condition que la tendance dynamique soit correctement reproduite [214].

Dans le contexte plus large des jumeaux numériques, ces marges doivent être interprétées avec souplesse. En effet, le jumeau numérique ne vise pas uniquement la reproduction exacte du comportement physique, mais cherche à maintenir une cohérence dynamique et prédictive dans le temps. Ainsi, la validation ne constitue pas une finalité, mais une étape préalable permettant

de quantifier l'écart entre le modèle et le système réel. Ces écarts, une fois identifiés et caractérisés, une étape de recalage du modèle est nécessaire afin d'ajuster les paramètres du modèle théorique à partir des données expérimentales.

II.2.2.2 Recalage du modèle

a) Définitions

Le recalage constitue l'étape d'ajustement des paramètres d'un modèle numérique afin de réduire les écarts entre les grandeurs simulées et celles mesurées expérimentalement. Il s'agit d'une procédure visant à améliorer la représentativité du modèle sur la base des données issues du système réel. Cette opération intervient lorsque la validation met en évidence des divergences significatives entre simulation et expérience, traduisant les limites du modèle initial. Selon le contexte, le recalage peut poursuivre deux objectifs principaux : améliorer la capacité prédictive du modèle ou suivre l'évolution d'un système en service. Dans le premier cas, les écarts observés proviennent essentiellement d'imprécisions dans la modélisation, tandis que dans le second, ils peuvent résulter d'une dégradation ou d'un défaut sur le système réel, le recalage servant alors à mettre à jour le modèle pour refléter son nouvel état [215].

Sur le plan méthodologique, le recalage repose sur des principes d'optimisation, consistant à minimiser une fonction objectif représentant l'erreur entre les données simulées et mesurées. Les paramètres ajustés peuvent être, par exemple, les résistances et réactances statoriques et rotoriques, l'inertie équivalente ou le couple de charge, afin de rendre le modèle plus fidèle aux comportements électromécaniques observés. L'identification des paramètres, souvent employée dans la mécanique des matériaux, permet de déterminer les valeurs initiales des paramètres lors de la création du modèle. Le recalage, en revanche, s'inscrit dans une démarche continue de mise à jour du modèle, afin de maintenir sa cohérence avec la réalité physique et d'assurer qu'il reste synchronisé avec les grandeurs dynamiques du moteur au fil des évolutions de son fonctionnement. Ainsi, le recalage constitue une étape essentielle dans la conception d'un jumeau numérique fiable, capable de reproduire fidèlement le comportement réel du système [216].

b) Méthodologie

Comme tout problème d'optimisation, la procédure de recalage nécessite une formulation rigoureuse afin d'assurer la cohérence du problème posé. Elle repose principalement sur trois étapes : *(i)* la définition de la structure du modèle et la sélection des paramètres à ajuster, généralement déterminés à partir d'une analyse de sensibilité préalable ; *(ii)* la constitution d'un champ expérimental pour acquérir les données de référence ; et *(iii)* le choix d'un critère de

minimisation permettant la construction d'une fonction objectif [217] L'ensemble de cette démarche est illustré sur la Figure II-7, qui présente le schéma général du processus de recalage.

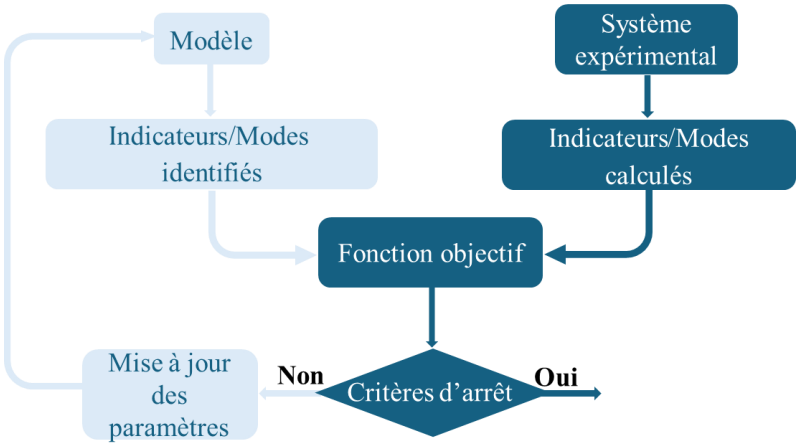


Figure II-7 : Schéma général de la méthodologie de recalage du modèle

Le principe consiste à comparer les grandeurs simulées par le modèle numérique aux données expérimentales issues du système réel. Cette comparaison s'effectue à travers une fonction de coût F_c, généralement fondée sur le critère des moindres carrés, qui mesure l'écart entre les signaux simulés f_m et mesurés f_e. Le problème d'optimisation revient alors à déterminer le vecteur de paramètres optimaux θ minimisant cette fonction de coût qui est données par l'équation (II.24). D'autres critères peuvent également être utilisés, tels que le critère de moindre module ou celui du maximum de vraisemblance, selon la nature des données et la robustesse recherchée [218].

$$F_c(\theta) = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} \frac{\left\| f_{j,e} - f_{j,m}(\theta) \right\|^2}{f_{j,e}} \qquad \text{(II.24)}$$

Dans la dynamique des machines tournantes, de nombreux travaux portent sur la mise à jour de modèles numériques afin d'améliorer la concordance entre le modèle et le système réel, en ajustant les paramètres physiques ou empiriques à l'origine des écarts observés. Selon la nature du modèle et les données disponibles, le recalage peut être réalisé soit à partir de l'analyse modale, en comparant les fréquences propres et les modes de vibration, soit directement à partir des signaux temporels tels que les courants, les vitesses ou les déplacements [16].

Outre les approches fondées sur l'analyse modale, le recalage peut également s'appuyer sur la minimisation d'un écart quantifié entre les grandeurs simulées et expérimentales. Dans ce cadre, les grandeurs les plus couramment utilisées sont des indicateurs spécifiques extraits des signaux

vibratoires ou électriques. Le processus de mise à jour vise alors à réduire l'erreur entre les indicateurs calculés à partir des signaux mesurés et ceux issus des signaux simulés. Cette réduction peut être réalisée à l'aide d'algorithmes d'optimisation classiques, tels que les méthodes déterministes (de type newtonien) ou les méthodes probabilistes (comme les algorithmes génétiques ou les approches par essaims de particules) [219].

D'autres approches, dites géométriques, consistent à minimiser la distance euclidienne entre les nuages de points formés par les indicateurs simulés et mesurés. Ce principe, notamment exploré dans les travaux de thèse de Souleymane [32], permet d'actualiser les paramètres du modèle en cherchant une superposition optimale entre les deux ensembles de données. L'objectif commun de ces méthodes est d'obtenir un modèle recalé dont le comportement simulé soit en cohérence étroite avec la réalité physique, condition indispensable à la fiabilité et à la valeur prédictive du jumeau numérique [220].

II.2.3 Diagnostic assisté par un jumeau numérique

À cette étape, le jumeau numérique est mis en œuvre. Comme l'illustre la Figure II-3, la flèche reliant le modèle recalé au système physique traduit l'exploitation du modèle virtuel pour le diagnostic du système réel. Cette approche vise à surmonter les limites des méthodes de diagnostic purement basées sur les données, présentées au chapitre précédent.

Comme présenté au premier chapitre, les méthodes de diagnostic basées sur les données reposent sur la construction d'un modèle empirique capable de prédire automatiquement les défaillances du système. Pour garantir la fiabilité du modèle, il est nécessaire de disposer d'une base de données complète couvrant tous les types de défauts et conditions de fonctionnement. Or, en pratique, l'apprentissage repose sur des données historiques limitées, rarement suffisantes pour représenter la diversité et le volume nécessaires à un entraînement efficace. Dans un environnement industriel complexe, les conditions réelles sont dynamiques, stochastiques et non linéaires, tandis que l'apparition des défauts demeure aléatoire, rendant impossible la constitution d'une bibliothèque exhaustive. Ainsi, ces méthodes ne peuvent être pleinement efficaces que pour les systèmes disposant d'un historique riche et représentatif.

L'introduction du jumeau numérique permet de répondre à ces limitations. Cet outil offre une double solution :

1. Remédier au manque d'exemples dans la bibliothèque d'apprentissage, en générant des données simulées représentatives d'états non observés expérimentalement ;

2. Compléter le volume de données disponibles pour chaque état connu, afin d'améliorer la robustesse du modèle d'apprentissage.

Les avancées des technologies numériques, combinées à la maîtrise des étapes de modélisation et de recalage du jumeau numérique, ont permis l'émergence de deux grandes approches identifiées dans la littérature quant à son intégration dans les modèles d'apprentissage, à savoir une approche par substitution totale et une autre par enrichissement de données

II.2.3.1 Approche par substitution totale

Dans la première approche (Figure II-8), le jumeau numérique remplace totalement le système physique en l'absence de données historiques.

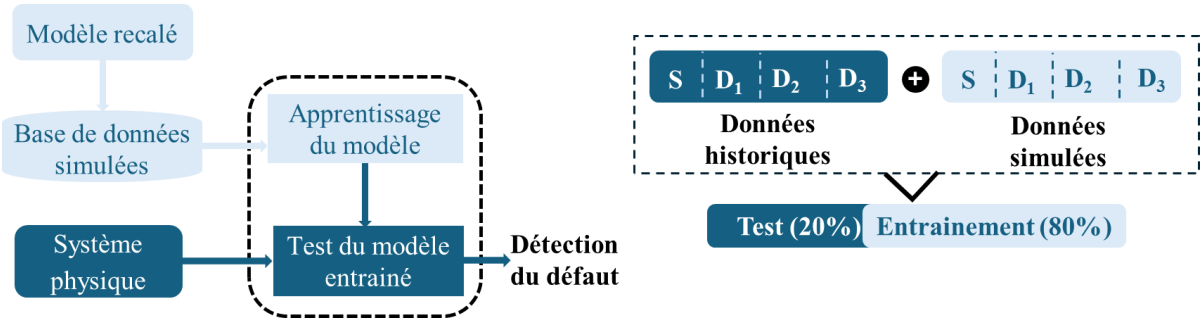


Figure II-8 : Procédure de classification par jumeau numérique

La Figure II-8 illustre ce cas, avec une base de données composée de 80 % de données numérique pour l'entrainement et 20 % de données expérimentales pour le test. Le modèle numérique est alors exploité pour générer l'ensemble des données nécessaires à l'apprentissage, indépendamment de mesures réelles. Les travaux de thèse de Mohamed Habib [63] , illustrent cette démarche. Après entrainement du modèle de classification, des taux de reconnaissance de défauts compris entre 77 % et 80 % ont été obtenus pour les défauts de roulements et d'engrenages. Cependant, ces résultats ont également mis en évidence la persistance d'un écart entre le modèle numérique et le système réel, lié aux imperfections de modélisation et au choix des paramètres, ce qui empêche encore une substitution complète du système physique.

II.2.3.2 Approche par enrichissement de données

Dans la deuxième approche introduite par les travaux de thèse de Gauthier NGANDU [16] , le jumeau numérique intervient en complément des données expérimentales lorsque celles-ci sont partielles ou limitées. Plutôt que de remplacer le système physique, il est utilisé comme un outil d'enrichissement de la base de données expérimentale, en combinant données réelles et

simulées afin de construire un modèle d'apprentissage plus robuste et généralisable. Cette approche hybride tire parti des avantages respectifs des deux sources de données :

- Les données expérimentales, qui traduisent fidèlement le comportement réel du système, mais sont souvent limitées en quantité et coûteuses à acquérir ;
- Les données simulées issues du jumeau numérique, qui permettent de générer de nouveaux états et d'accroître le volume d'informations disponibles, bien qu'elles restent sensibles aux imperfections du modèle.

En exploitant ces complémentarités, il devient possible de renforcer la représentativité et la fiabilité du modèle d'apprentissage. Deux concepts d'enrichissement sont ainsi introduits : l'enrichissement par données homogènes et par données hétérogènes.

a) Enrichissement par données homogènes

Lorsque la base expérimentale est déjà fournie mais nécessite un complément quantitatif, le jumeau numérique est utilisé pour simuler les mêmes états (vitesses, charges, défauts) afin d'augmenter le volume de données disponibles. Les données ainsi obtenues, combinant mesures réelles et simulations, forment une base dite hybride et homogène. Cette approche, illustrée à la Figure II-9, montre comment les données simulées et historiques sont fusionnées selon différentes proportions pour constituer des ensembles d'entraînement et de test. L'objectif est d'améliorer la robustesse et la généralisabilité du modèle d'apprentissage [221].

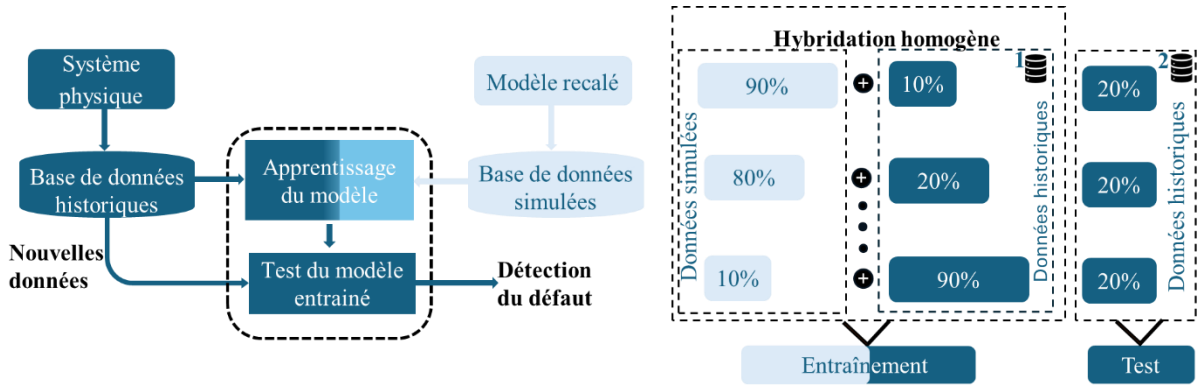


Figure II-9 : Procédure de classification par enrichissement de données homogènes

b) Enrichissement par données hétérogènes

Lorsque la base initiale ne contient pas tous les états possibles du système. Le jumeau numérique simule alors de nouveaux états absents des données historiques. Les données hybrides obtenues sont dites hétérogènes, et l'enrichissement est ici qualitatif ou sur l'état. La Figure II-10 présente un exemple de base hybride comprenant six états, dont seulement deux sont expérimentaux et les autres simulés.

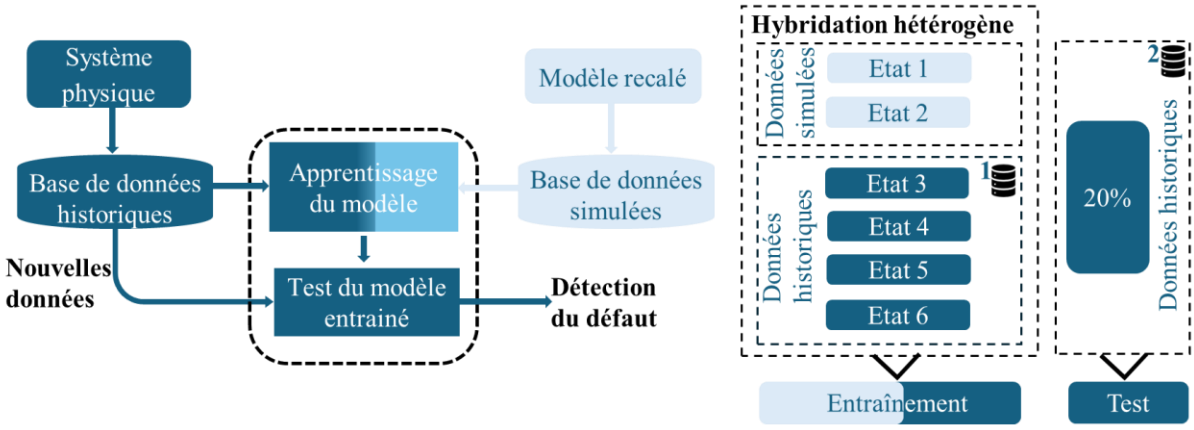


Figure II-10 : Procédure de classification par enrichissement de données hétérogènes

Dans les deux cas, le jumeau numérique constitue une alternative crédible aux données expérimentales coûteuses ou difficiles à obtenir. En assurant une interopérabilité avec le système réel grâce au recalage, il devient possible de simuler, selon les conditions actuelles, les états futurs possibles du système et de générer une quantité suffisante de données pour alimenter les algorithmes de diagnostic. Il s'agit donc d'une méthode de diagnostic assistée par jumeau numérique.

II.3 Verrous scientifiques et limites de modélisation du moteur asynchrone pour la conception de jumeaux numériques

La mise en œuvre d'un jumeau numérique du moteur asynchrone pour le diagnostic des défauts repose avant tout sur un modèle fiable et rapide, capable de reproduire fidèlement le comportement électromécanique du système réel tout en répondant aux exigences de recalage du modèle inhérentes à la conception du jumeau numérique. Cette démarche s'inscrit par ailleurs dans un contexte industriel où les applications imposent de plus en plus des contraintes de temps réel. Une telle exigence constitue un verrou scientifique majeur, car elle soulève le dilemme entre précision du modèle et temps de calcul.

Comme présenté dans ce chapitre, quatre grandes approches de modélisation du moteur asynchrone sont recensées dans la littérature : les modèles basés sur le circuit électrique, ceux fondés sur le circuit magnétique, les modèles par éléments finis et enfin les modèles mixtes. Parmi ces approches, le modèle électrique à circuits multiples couplés demeure le plus couramment employé pour les études dynamiques et de diagnostic, principalement en raison de son temps de simulation réduit. Toutefois, cette rapidité s'obtient au détriment de la précision. Plusieurs travaux ont mis en évidence des écarts significatifs entre les grandeurs simulées et mesurées lors de la validation expérimentale de ce modèle. Par exemple, dans [171], des erreurs

relatives atteignant 29 % ont été rapportées, ce qui limite son exploitation directe pour la mise en œuvre d'un jumeau numérique fiable.

À l'inverse, les modèles par éléments finis, suivis des modèles magnétiques, offrent une meilleure précision, en tenant compte plus finement des phénomènes d'induction, de saturation et de couplage non linéaire. Cependant, ils se caractérisent par des temps de calcul particulièrement longs. Par exemple, une modélisation magnétique équivalente peut nécessiter jusqu'à 2,5 jours de calcul sur un processeur de 3 GHz [187]. De même, une étude par éléments finis [222] rapporte un temps de calcul supérieur à 12 jours sur un processeur Xeon Gold 2.6 GHz, générant environ 370 Go de données. Ces approches, bien que précises, demeurent donc inadaptées à la mise à jour en ligne et à l'utilisation dans un environnement industriel, où les applications requièrent des réponses rapides et des calculs embarqués. Les modèles mixtes, quant à eux, s'exécutent en deux étapes : il est d'abord nécessaire de calculer les paramètres du modèle par éléments finis, puis de les intégrer dans le modèle basé sur le circuit électrique [208]. Cette procédure, bien que plus précise, rend leur utilisation inapplicable dans les applications en ligne, comme c'est le cas pour le jumeau numérique.

Ainsi, aucun modèle existant ne parvient à concilier simultanément une précision élevée et un temps de simulation faible, ce qui constitue un verrou majeur dans la conception du jumeau numérique des machines électriques. Cette problématique ouvre plusieurs pistes de recherche, notamment le développement de modèles hybrides combinant la rigueur physique des modèles à éléments finis ou magnétiques avec la souplesse et la rapidité des approches basées sur le circuit électrique. La recherche d'un compromis optimal entre précision, rapidité et adaptabilité représente ainsi une voie particulièrement prometteuse pour le déploiement effectif du jumeau numérique dans les applications de diagnostic et de maintenance prédictive des moteurs asynchrones.

II.4 Conclusion

Ce chapitre a présenté les principes bibliographiques fondamentaux du jumeau numérique appliqué au moteur asynchrone, en abordant ses niveaux de maturité et ses usages industriels dans le domaine du diagnostic et de la maintenance prédictive. Les connaissances bibliographiques relatives à la conception du jumeau numérique du moteur asynchrone à cage d'écureuil ont ensuite été explorées à travers la modélisation, la validation et le recalage du modèle, ainsi que l'intégration d'une approche de diagnostic basée sur les données et assistée

par jumeau numérique, démontrant l'intérêt d'une synergie entre modélisation physique et modélisation fondée sur les données.

L'étude des modèles existants a mis en évidence un verrou scientifique majeur : la difficulté à concilier précision élevée et temps de simulation réduit, conditions indispensables au développement d'un jumeau numérique exploitable en contexte industriel. Dans ce travail, la notion de « temps réel » est entendue au sens d'une exécution de la simulation avec un coût de calcul suffisamment faible pour permettre une mise à jour rapide des résultats, sans nécessairement satisfaire à une contrainte stricte d'exécution synchrone avec le système physique.

Ce constat souligne la nécessité de concevoir des modèles capables de combiner la rigueur des approches précises avec la rapidité des modèles électriques. Dans cette perspective, et en cohérence avec les exigences d'un jumeau numérique, le présent travail retient le modèle électrique, choisi pour son faible coût de calcul et sa capacité à être intégré dans une architecture temps réel. Néanmoins, les limitations de précision propres à ce type de modèle exigent des améliorations ciblées afin d'assurer sa pertinence pour les applications de diagnostic. Le chapitre suivant est donc consacré au développement d'une approche visant à améliorer la précision du modèle électrique, tout en conservant ses avantages en termes de rapidité de simulation, afin de renforcer la performance globale du jumeau numérique du moteur asynchrone.

Chapitre III
CONTRIBUTION A LA MODELISATION DU MOTEUR ASYNCHRONE DANS LE CADRE DE SON UTILISATION COMME JUMEAU NUMERIQUE

Bien que l'approche par circuit électrique offre une résolution numérique accélérée, cette performance se fait au prix d'une moindre précision physique par rapport aux modèles plus complexes. Dans la perspective de la mise en œuvre d'un jumeau numérique du moteur asynchrone pour le diagnostic des défauts, ce chapitre s'appuie sur le modèle électrique largement décrit dans la littérature ; en particulier le modèle à circuits multiples couplés afin d'en améliorer la précision.

La contribution originale de ce travail consiste à améliorer la précision de ce modèle électrique par la prise en compte explicite de la dynamique du palier à roulement, afin de le rendre plus représentatif pour le diagnostic des défauts de roulement, tout en conservant ses avantages en termes de rapidité de simulation. Cette caractéristique permettra également la simulation combinée des défauts électriques et mécaniques. Cette distinction permet de différencier clairement les éléments relevant de l'état de l'art, à savoir le modèle de base à circuits multiples couplés ainsi que les modèles des défauts considérés individuellement. Elle met également en évidence les contributions scientifiques propres à cette thèse, centrées sur la prise en compte des interactions électromécaniques pour l'optimisation de la précision des défauts de roulement. Elle permet enfin la simulation conjointe des défauts électriques et mécaniques, rendue possible par la simplicité computationnelle du modèle.

Dans un premier temps, la méthodologie de modélisation sera détaillée pour le fonctionnement à l'état sain, puis l'ensemble des principaux défauts du moteur asynchrone sera intégré au modèle. Par la suite, la contribution majeure de ce travail, consistant à intégrer la partie mécanique au modèle jusque-là purement électrique, sera développée afin d'en accroître la représentativité physique, notamment pour la simulation du défaut de roulement. La seconde partie du chapitre sera consacrée à l'analyse et à la discussion des résultats issus du modèle, d'abord pour la version électrique initiale, puis pour la version améliorée intégrant le couplage électromécanique, en particulier dans le cas du défaut de roulement. Cette démarche permettra de mettre en évidence l'impact de la contribution proposée à travers l'amélioration des performances du modèle électrique.

III.1 Modélisation du moteur électrique asynchrone à l'état sain

Pour développer un jumeau numérique du moteur asynchrone capable de reproduire fidèlement son comportement électromécanique, il est nécessaire de disposer d'un modèle dynamique représentatif. Parmi les approches existantes, le modèle basé sur le circuit électrique, plus précisément le modèle à circuits multiples couplés, offre un bon compromis en terme efficacité de calcul, critère essentiel pour une application en temps réel. Cet avantage justifie son adoption comme point de départ de nos travaux de thèse. La modélisation électrique du moteur asynchrone repose sur un modèle physique équivalent représentant les enroulements statoriques et rotoriques ainsi que leur couplage magnétique, largement développées dans la littérature. Ce modèle, basé sur un schéma électrique équivalent simplifié du moteur asynchrone, est présenté à la Figure III-1.

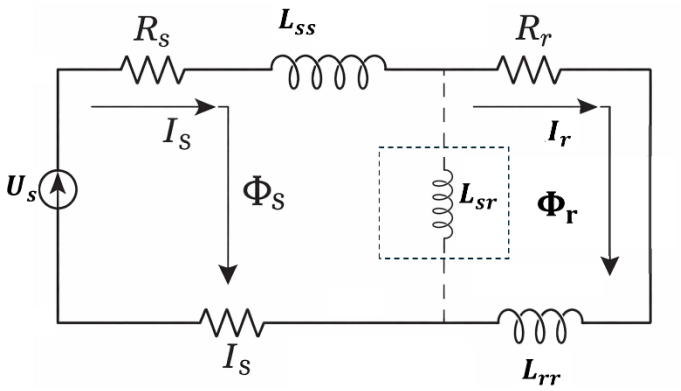


Figure III-1 : Modèle électrique simplifié du moteur asynchrone

À partir de ce schéma équivalent, et en appliquant les lois fondamentales de l'électromagnétisme, notamment la loi des mailles de Kirchhoff et la loi de Faraday relative à l'induction électromagnétique, les équations du modèle peuvent être établies. Ces développements sont réalisés sous les hypothèses classiques du modèle à multiples circuits couplés, détaillées à la section II.2.1.1.1 : enroulements uniformément répartis, paramètres concentrés, comportement linéaire du circuit magnétique, entrefer constant et négligence des pertes fer. Les tensions aux bornes des enroulements statoriques et rotoriques résultent ainsi de la combinaison des chutes de tension résistives et de la variation temporelle des flux magnétiques associés. Cette démarche conduit à la formulation complète du modèle électrique, comprenant les équations de tension, de flux et de couple électromagnétique, largement documentées dans la littérature**,** qui sont présentées et détaillées dans les sections suivantes.

III.1.1 Equations des tensions

Les tensions statoriques et rotoriques, qui traduisent les interactions électromagnétiques entre les enroulements du stator et du rotor, sont exprimées par les équations [217 , 218] (III.1) et (III.2).

$$[U_s] = [R_s][I_s] + \frac{d[\Phi_s]}{dt} \tag{III.1}$$

$$[U_r] = [R_r][I_r] + \frac{d[\Phi_r]}{dt} \tag{III.2}$$

Où, $[U_s], [I_s], [\Phi_s]$ sont respectivement, les vecteurs des tensions, courants et flux statoriques. Et ils sont donnés par :

$$[U_s] = \begin{bmatrix} U_{sa} \\ U_{sb} \\ U_{sc} \end{bmatrix}, [I_s] = \begin{bmatrix} I_{sa} \\ I_{sb} \\ I_{sc} \end{bmatrix}, [\Phi_s] = \begin{bmatrix} \Phi_{sa} \\ \Phi_{sb} \\ \Phi_{sc} \end{bmatrix} \tag{III.3}$$

$[U_r], [I_r], [\Phi_r]$ sont respectivement, les vecteurs des tensions rotoriques, courants dans les barres rotoriques et flux traversant les circuits rotoriques. Ils sont donnés par :

$$[U_r] = \begin{bmatrix} 0_{(1)} \\ \vdots \\ 0_{(nb+1)} \end{bmatrix}, [I_r] = \begin{bmatrix} I_{r1} \\ \vdots \\ I_{r(nb+1)} \end{bmatrix}, [\Phi_r] = \begin{bmatrix} \Phi_{r1} \\ \vdots \\ \Phi_{r(nb+1)} \end{bmatrix} \tag{III.4}$$

Les matrices $[R_s]$ et $[R_r]$ représentent respectivement les résistances des enroulements statoriques et des barres de la cage d'écureuil du rotor. Elles traduisent les pertes ohmiques dans chaque sous-système et sont définies par les équations (III.5) et (III.6).

$$[R_s] = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \tag{III.5}$$

La matrice $[R_s]$, définie par l'équation (III.5), est diagonale et traduit l'hypothèse d'enroulements statoriques symétriques et électriquement indépendants. Chaque terme diagonal correspond à la résistance d'une phase statorique, tandis que les termes hors diagonale sont nuls en l'absence de couplage résistif entre phases.

$$[R_r] = \begin{bmatrix} 2(R_b + R_e) & -R_b & 0 & \cdots & -R_b & -R_e \\ -R_b & 2(R_b + R_e) & -R_b & \cdots & 0 & -R_e \\ 0 & -R_b & 2(R_b + R_e) & \cdots & 0 & -R_e \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -R_b & 0 & 0 & \cdots & 2(R_b + R_e) & -R_e \\ -R_b & -R_e & -R_e & \cdots & -R_e & nbR_e \end{bmatrix} \quad \text{(III.6)}$$

La matrice $[R_r]$, donnée par l'équation (III.6), est obtenue à partir de la modélisation électrique de la cage d'écureuil du rotor comme un réseau de barres conductrices interconnectées par les anneaux de court-circuit. Les éléments diagonaux représentent la somme des résistances associées à chaque barre et à sa connexion aux anneaux, tandis que les termes hors diagonale traduisent les liaisons électriques entre barres adjacentes via ces anneaux. Cette structure matricielle résulte de l'application systématique des lois de Kirchhoff aux mailles du circuit rotorique discrétisé. La construction détaillée des matrices de résistance, peut être trouvée dans des références classiques sur la modélisation multiphasée des machines asynchrones, telles que [165], où ces calculs sont présentés de manière exhaustive.

III.1.2 Equations des flux

Les flux magnétiques statorique et rotorique, générés par les courants circulant respectivement dans les enroulements du stator et dans la cage du rotor, résultent du couplage électromagnétique entre ces deux sous-systèmes, tel qu'illustré par le schéma équivalent de la Figure *III-1 : Modèle électrique simplifié du moteur asynchrone*

1.À partir de la loi d'Ampère et du principe de superposition appliqués aux circuits magnétiques couplés, chaque flux se décompose en un terme d'auto-inductance associé au courant propre de l'enroulement considéré et en un terme d'inductance mutuelle traduisant l'interaction stator–rotor. Les expressions des flux statorique et rotorique s'écrivent sous la forme des équations [218, 219] (III.7) et (III.8).

$$[\Phi_s] = [L_{ss}][I_S] + [L_{sr}][I_r] \quad \text{(III.7)}$$

$$[\Phi_r] = [L_{rs}][I_s] + [L_{rr}][I_r] \quad \text{(III.8)}$$

Les matrices $[L_{ss}]$, $[L_{sr}]$ et $[L_{rr}]$ décrivent respectivement les inductances propres et mutuelles des enroulements statoriques, les inductances mutuelles entre les circuits statoriques et rotoriques, ainsi que les inductances propres et mutuelles des circuits rotoriques. Elles traduisent le couplage magnétique entre les différents conducteurs du moteur asynchrone et interviennent directement dans l'expression des équations de flux.

$[L_{ss}]$ Matrice des inductances propres et mutuelles des enroulements statoriques est donnée par :

$$[L_{ss}] = \begin{bmatrix} L_{sasa} & L_{sasb} & L_{sasc} \\ L_{sbsa} & L_{sbsb} & L_{sbsc} \\ L_{scsa} & L_{scsb} & L_{scsc} \end{bmatrix} \quad \text{(III.9)}$$

La matrice $[L_{ss}]$, donnée par l'équation (III.9), est obtenue à partir de la modélisation des enroulements statoriques comme des circuits magnétiques couplés. Les termes diagonaux représentent les inductances propres de chaque phase statorique, tandis que les termes hors diagonale correspondent aux inductances mutuelles entre phases.

$[L_{sr}]$ désigne la matrice des inductances mutuelles entre le stator et le rotor. Elle est exprimée par l'équation (III.10).

$$[L_{sr}] = \begin{bmatrix} L_{sar1} & L_{sar2} & \cdots & L_{sarN_b} \\ L_{sbr1} & L_{sbr2} & \cdots & L_{sbrN_b} \\ L_{scr1} & L_{scr2} & \cdots & L_{scrN_b} \end{bmatrix} \quad \text{(III.10)}$$

La matrice $[L_{sr}]$, définie par l'équation (III.10), représente le couplage magnétique entre les enroulements statoriques et les barres de la cage d'écureuil du rotor. Chaque élément traduit l'inductance mutuelle entre une phase statorique donnée et une barre rotorique donnée. Cette matrice est construite à partir de l'évaluation des flux mutuels produits par les courants rotoriques et statoriques, en tenant compte de la géométrie de la machine et de la distribution spatiale des enroulements.

$[L_{rr}]$ est la matrice des inductances propres et mutuelles des circuits rotoriques. L'expression analytique de cette matrice est donnée par l'équation (III.11).

$$[L_{rr}] = \begin{bmatrix} L_{r1r1} + 2(L_b + L_e) & L_{r1r2} - L_b & L_{r1r3} & \cdots & L_{r1rnb} - L_b & -L_e \\ L_{r2r1} - L_b & L_{r2r2} + 2(L_b + L_e) & L_{r2r3} - L_b & \cdots & L_{r2rnb} & -L_e \\ L_{r3r1} & L_{r3r2} - L_b & L_{r3r3} + 2(L_b + L_e) & \cdots & L_{r3rnb} & -L_e \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ L_{rnbr1} - L_b & L_{rnbr2} & L_{rnbr3} & \cdots & L_{rnbrnb} + 2(L_b + L_e) & -L_e \\ -L_e & -L_e & -L_e & \cdots & -L_e & nbL_e \end{bmatrix}$$

(III.11)

Enfin, la matrice $[L_{rr}]$, exprimée par l'équation (III.11), est issue de la modélisation de la cage d'écureuil comme un ensemble de circuits conducteurs couplés par les anneaux de court-circuit. Les termes diagonaux regroupent les inductances propres associées à chaque barre rotorique ainsi que les contributions des anneaux, tandis que les termes hors diagonale modélisent les inductances mutuelles entre barres voisines. La structure de cette matrice résulte de

l'application des lois de Kirchhoff aux circuits rotoriques discrétisés et de la prise en compte des liaisons magnétiques et géométriques entre les conducteurs.

Les développements analytiques détaillés permettant le calcul explicite de ces matrices d'inductances, ainsi que leur dépendance à la position angulaire du rotor, sont largement documentés dans la littérature spécialisée sur la modélisation multiphasée des machines asynchrones (voir par exemple [59]).

III.1.3 Calcul des inductances

III.1.3.1 Inductances du stator

La détermination des éléments de la matrice d'inductance statorique $[L_{ss}]$ (équation III.9) repose sur l'évaluation du champ magnétique créé par chaque phase, puis sur le calcul du flux magnétique qu'il induit dans les enroulements statoriques. Dans un premier temps, le champ magnétique tangentiel dans l'entrefer, dû au courant de la phase a, est exprimé par [225]:

$$B_{sa}(\theta) = \frac{2}{\pi}\mu_o \frac{N_s}{e_p} I_{sa} \cos\left(p\theta - m\frac{2\pi}{3}\right) \quad \text{(III.12)}$$

où θ désigne la coordonnée angulaire spatiale mesurée dans le repère statorique, le long de l'entrefer, à partir de l'axe magnétique de référence de la phase a. Cette expression décrit la répartition spatiale du champ dans l'entrefer, produit par le courant I_{sa} de la phase a, où μ_0 désigne la perméabilité du vide, N_s le nombre de spires par phase, e_p la longueur de l'entrefer, p le nombre de paires de pôles, et m l'indice de phase (0 pour la phase a, 1 pour b et 2 pour c). L'intégration de ce champ sur la surface active permet d'obtenir le flux magnétique principal lié à la phase considérée, donné par :

$$\emptyset_{psa} = \frac{4}{\pi}\mu_o \frac{N_s}{e_p^2} RLI_{sa} \quad \text{(III.13)}$$

Où R et L représentent respectivement le rayon moyen et la longueur axiale de la machine. Ce flux est directement proportionnel au courant de la phase, ce qui permet de définir l'inductance principale associée à la phase a sous la forme :

$$L_{psa} = \frac{\emptyset_{psa}}{I_{sa}} \quad \text{(III.14)}$$

L'inductance totale de la phase a, notée L_{sasa}, est ensuite obtenue en ajoutant la contribution de la fuite magnétique à celle du flux principal :

$$L_{sasa} = \frac{3}{2} L_{spa} + L_{sl} \tag{III.15}$$

Où L_{sl} désigne l'inductance de fuite statorique.

De manière analogue, les inductances propres des phases b et c s'écrivent respectivement

$$L_{sbsb} = \frac{3}{2} L_{sb} + L_{sl} \text{ et } L_{scsc} = \frac{3}{2} L_{sc} + L_{sl} \tag{III.16}$$

Les inductances mutuelles entre phases, quant à elles, proviennent du couplage magnétique entre enroulements distincts. Elles s'expriment à partir de la même formulation du champ $B_{sa}(\theta)$, mais en tenant compte du déphasage spatial de $2\pi/3$ entre les enroulements. Ainsi, les termes mutuels sont donnés par :

$$L_{sasb} = L_{sbsa} = -\frac{1}{2} L_{spa}, L_{sasc} = L_{scsa} = -\frac{1}{2} L_{spa}, , L_{sbsc} = L_{scsb} = -\frac{1}{2} L_{spb} \tag{III.17}$$

La matrice complète d'inductance statorique s'écrit alors sous la forme :

$$[L_{ss}] = \begin{bmatrix} \frac{3}{2} L_{sp} + L_{sl} & -\frac{1}{2} L_{sp} & -\frac{1}{2} L_{sp} \\ -\frac{1}{2} L_{sp} & \frac{3}{2} L_{sp} + L_{sl} & -\frac{1}{2} L_{sp} \\ -\frac{1}{2} L_{sp} & -\frac{1}{2} L_{sp} & \frac{3}{2} L_{sp} + L_{sl} \end{bmatrix} \tag{III.18}$$

Cette formulation relie explicitement la géométrie et les caractéristiques électromagnétiques de la machine (via μ_0, N_s, e_p, R, et L) aux coefficients de couplage magnétique entre les phases, constituant ainsi la base du modèle électrique du moteur asynchrone dans le repère statorique.

III.1.3.2 Inductances du rotor

Sous les hypothèses simplificatrices énoncées précédemment, la détermination des éléments de la matrice d'inductances rotorique $[L_{rr}]$ repose sur l'évaluation du flux magnétique total lié à chaque maille rotorique en interaction avec l'ensemble des conducteurs du rotor. Chaque élément L_{rkrj} de cette matrice traduit le couplage magnétique entre la maille k (réceptrice du flux) et la maille j (porteuse du courant), et se définit par la relation [226] :

$$\Phi_{rk} = \sum_{j=1}^{N_r} L_{rkrj} I_{rj} \tag{III.19}$$

Où Φ_{rk} représente le flux total lié à la maille k du rotor, I_{rj} le courant de la maille j, et N_r le nombre total de mailles rotorique. Afin de relier cette expression globale à la distribution

spatiale du champ magnétique, le flux élémentaire $\Phi_{(k\to j)}$ engendré dans la maille k par la maille j s'exprime analytiquement comme :

$$\Phi_{(k\to j)} = \int_{\theta_j-\Delta\theta}^{\theta_j+\Delta\theta} B_{rk}(\theta)\, R\, L\, d\theta \tag{III.20}$$

Où $B_{rk}(\theta)$ désigne la composante radiale du champ magnétique créé par la maille, R le rayon moyen du rotor, L la longueur axiale du moteur, et $\Delta\theta$ la demi-ouverture angulaire correspondant à la maille j. Cette formulation permet de relier directement la topologie du rotor à la distribution spatiale du champ.

La Figure III-2 illustre la position du vecteur unitaire $\vec{a}_r$ définissant la direction radiale locale, ainsi que les vecteurs de champ B_{1k} et B_{2k} produits respectivement par deux conducteurs rotorique voisins. Ces champs représentent les contributions magnétiques élémentaires engendrées par chaque maille, déphasées angulairement de $2\pi/N_r$ [165].

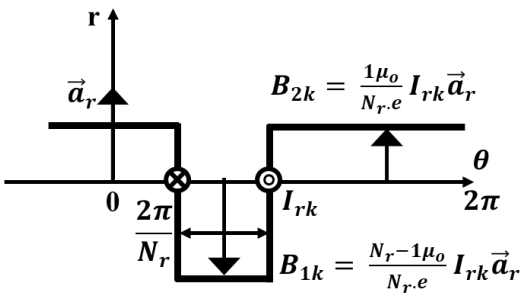


Figure III-2 : Champ magnétique élémentaire généré par la maille rotorique k

L'analyse du couplage entre ces champs permet de distinguer :

- les inductances propres, notées L_{rkrk}, associées à l'auto-couplage magnétique d'une maille avec elle-même ; En intégrant ce champ sur la surface effective correspondant à chaque maille rotorique, on obtient le flux lié à cette maille, noté Φ_{rk}. L'inductance propre de chaque maille est alors donnée par :

$$L_{rk,rk} = \Phi_{rk}/I_{rk} \tag{III.21}$$

- les inductances mutuelles, notées L_{rkrj} pour $k \neq j$, traduisant le couplage entre deux mailles distinctes. Ces coefficients peuvent alors être déterminés analytiquement à partir de l'expression précédente du flux :

$$L_{rkrj} = \frac{1}{I_{rj}} \int_{\theta_j - \Delta\theta}^{\theta_j + \Delta\theta} B_{rk}(\theta)\, R\, L\, d\theta \tag{III.22}$$

Ainsi, la matrice complète des inductances rotorique $[L_{rr}]$ est obtenue en évaluant successivement les composantes L_{rkrj} pour toutes les combinaisons de mailles $k, j \in [1, N_r]$. Cette approche analytique permet de rendre compte à la fois des effets d'auto-induction et de couplage magnétique entre conducteurs rotoriques adjacents, tout en intégrant la répartition angulaire réelle des champs dans l'entrefer.

III.1.3.3 Inductances mutuelles entre le stator et le rotor

La matrice d'inductance mutuelle $[L_{sr}]$ établit le lien magnétique entre les enroulements statoriques et les mailles du rotor. Elle traduit le couplage électromagnétique responsable de la conversion d'énergie entre les deux circuits [227]. La représentation géométrique de ces interactions est illustrée sur la Figure III-3, qui montre la distribution spatiale des enroulements statoriques et rotoriques ainsi que les directions des champs et courants associés.

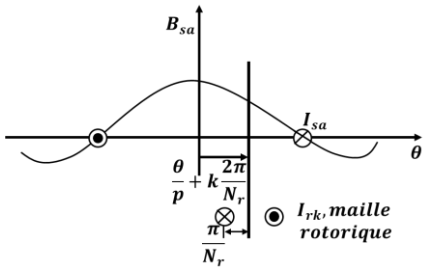


Figure III-3 : Position de la maille rotorique k, par rapport à la bobine statorique de la phase

Le calcul des éléments de $[L_{sr}]$ repose sur la superposition des champs produits par chaque phase statorique et sur la position angulaire des conducteurs rotorique. Pour la phase a, le champ magnétique dans l'entrefer est donné par :

$$B_{s0}(\theta) = \frac{2}{\pi} \mu_0 \frac{N_s}{e_p} I_{s0} \cos(p\theta) \tag{III.23}$$

Le flux magnétique traversant la maille rotorique k, située à l'angle $\theta_k = 2\pi k / N_r$ (N_r étant le nombre de mailles du rotor), est obtenu en intégrant la composante normale du champ sur la largeur angulaire de la maille $\Delta\theta = 2\pi / N_r$. Le flux couplé entre la phase a et la maille k est donné par l'équation (III.24).

$$\Phi_{ak} = \int_{\theta_k - \frac{\pi}{N_r}}^{\theta_k + \frac{\pi}{N_r}} B_{s0}(\theta) RL \; d\theta \tag{III.24}$$

Le calcul des éléments de $[L_{sr}]$ repose sur la superposition des champs produits par chaque phase statorique et sur la position angulaire des conducteurs rotorique. Chaque maille rotorique k est localisée à un angle $\theta_k = k\alpha$, avec $\alpha = p\ 2\pi/N_r$ représentant la largeur angulaire associée à une maille élémentaire et N_r le nombre total de mailles du rotor.

Le champ magnétique fondamental créé par la phase statorique m (avec $m = 0{,}1{,}2$ pour les phases a, b, c) dans l'entrefer est considéré comme sinusoïdal d'ordre p. Le flux traversant la maille rotorique $k$est obtenu par intégration du champ statorique sur la largeur angulaire de cette maille, tel que :

$$\Phi_{ak} = \int_{\theta_k - \frac{\pi}{N_r}}^{\theta_k + \frac{\pi}{N_r}} B_{s0}(\theta) RL \; d\theta \tag{III.25}$$

Ce qui conduit à l'expression générale suivante de l'inductance mutuelle entre la phase statorique m et la maille rotorique k:

$$L_{sark} = \frac{\Phi_{ak}}{I_{sa}} = L_{sp} \cos\left(\theta - m\frac{2\pi}{3} + k\alpha\right) \tag{III.26}$$

Où L_{sp} désigne l'amplitude maximale de l'inductance mutuelle entre la phase statorique et une maille rotorique alignée avec le centre du pôle, dont l'expression est donnée par l'équation (III.27).

$$L_{sp} = \frac{4}{\pi} \frac{\mu_o}{ep^2} N_s \, L \, R \sin\left(\frac{\alpha}{2}\right) \tag{III.27}$$

Dans ces expressions, μ_0 désigne la perméabilité magnétique du vide, $\alpha = \frac{2\pi p}{N_r}$ représente le pas angulaire entre deux mailles rotoriques successives, N_r étant le nombre total de mailles du rotor, p le nombre de paires de pôles, N_s le nombre de spires par phase statorique, L_r la longueur axiale du rotor et e l'entrefer

Tandis que la fonction cosinus traduit la dépendance spatiale du couplage en fonction de la position relative entre les conducteurs statoriques et rotoriques. Les inductances mutuelles pour les trois phases statoriques s'écrivent alors :

$$\begin{cases} L_{sar,k} = L_{sr}\cos(\theta + k\alpha), \\ L_{sbr,k} = L_{sr}\cos(\theta - \frac{2\pi}{3} + k\alpha), \\ L_{scr,k} = L_{sr}\cos(\theta - \frac{4\pi}{3} + k\alpha), \end{cases} \quad \text{(III.28)}$$

Ce qui permet de construire la matrice complète d'inductance mutuelle, tel que :

$$[L_{sr}] = \begin{bmatrix} L_{sar1} & L_{sar2} & \cdots & L_{sarN_b} \\ L_{sbr1} & L_{sbr2} & \cdots & L_{sbrN_b} \\ L_{scr1} & L_{scr2} & \cdots & L_{scrN_b} \end{bmatrix} \quad \text{(III.29)}$$

Cette formulation, plus générale que l'approximation harmonique simple, tient compte explicitement de la largeur angulaire des mailles rotoriques via le terme $\sin(\alpha/2)$, ainsi que du déphasage spatial entre les trois enroulements statoriques. Elle permet ainsi une représentation plus précise du couplage électromagnétique et améliore la fidélité du modèle dynamique du moteur asynchrone.

III.1.4 Formulation du modèle

Après la détermination des grandeurs de base nécessaires, la formulation du modèle électromagnétique peut être établie. Deux systèmes de coordonnées peuvent être envisagés : l'un associé au stator et l'autre au rotor. Dans le but de réduire le temps de calcul et de simplifier la matrice de couplage entre le stator et le rotor, le repère rotorique est privilégié. Ce choix permet d'éliminer la dépendance explicite à l'angle θ dans les expressions de couplage, tel qu'illustré sur la Figure III-3 et permet d'obtenir des grandeurs présentant une pulsation égale à $g\omega_s$ en régime permanent [228].

III.1.4.1 Equations du stator

Les équations du stator, applicables à l'ensemble des phases statoriques, sont exprimées par la relation générale suivante :

$$V_s^{abc} = R_s I_s^{abc} + \frac{d\emptyset_s^{abc}}{dt} \quad \text{(III.30)}$$

Après la transformation du repère abc vers le repère dq tournant avec le rotor, on obtient les équations suivantes :

$$V_{ds} = R_s I_{ds} - \omega\emptyset_{qs}\frac{d\emptyset_{ds}}{dt} \quad \text{(III.31)}$$

$$V_{qs} = R_s I_{qs} + \omega \emptyset_{ds} \frac{d\emptyset_{qs}}{dt} \quad \text{(III.32)}$$

Où V_{ds} et V_{qs} représentent respectivement les composantes directe et quadrature de la tension statorique (en volts), I_{ds} et I_{qs} sont les composantes correspondantes du courant statorique (en ampères), et R_s désigne la résistance du stator (en ohms). Les grandeurs $\emptyset_{ds}$ et $\emptyset_{qs}$ désignent les flux magnétiques statoriques selon les axes d et q (en webers). Le paramètre ω correspond à la vitesse angulaire électrique du rotor, égale à la vitesse de rotation du repère dq. Les termes proportionnels à ω résultent de l'expression de la dérivée temporelle des flux magnétiques dans un repère en rotation. Le repère dq étant choisi lié au rotor, la vitesse angulaire du repère est égale à la vitesse angulaire électrique du rotor. Ainsi, dans la suite de ce travail, la notation ω sera utilisée indifféremment pour désigner la vitesse angulaire du rotor et celle du repère tournant dq. Dans ce repère, les flux statoriques peuvent être exprimés sous forme matricielle en fonction des inductances propres et mutuelles par la relation suivante :

$$\emptyset_{dsq} = \begin{bmatrix} L_{sc} & 0 \\ 0 & L_{sc} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \end{bmatrix} - L_{sr} \begin{bmatrix} cos0\alpha & \cdots & cosj\alpha \cdots & \cos(N_r - 1)\alpha \\ sin0\alpha & \cdots & sinj\alpha \cdots & sin(N_r - 1)\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{rO} \\ \vdots \\ I_{rj} \\ \vdots \\ I_{r(N_r-1)} \end{bmatrix} \quad \text{(III.33)}$$

En remplaçant l'expression de la dérivée du flux dans les équations de tension (III.31) et (III.32), puis en réarrangeant celles-ci sous la forme matricielle $[L]\frac{d[I]}{dt} = [V] - [R][I]$, les équations de tension détaillées du stator dans le repère dq sont obtenues et présentées sous les équations (III.34) et (III.35).

$$L_{sc}\frac{dI_{ds}}{dt} - L_{sr}\sum_{j=0}^{N_r-1}\cos(j\alpha)\frac{dI_{rj}}{dt} = V_{ds} - R_s I_{ds} + \omega L_{sc} I_{qs} - \omega L_{sr}\sum_{j=0}^{N_r-1}\sin(j\alpha)\, I_{rj} \quad \text{(III.34)}$$

$$L_{sc}\frac{dI_{qs}}{dt} - L_{sr}\sum_{j=0}^{N_r-1}\sin(j\alpha)\frac{dI_{rj}}{dt} = V_{qs} - R_s I_{qs} + \omega L_{sc} I_{ds} - \omega L_{sr}\sum_{j=0}^{N_r-1}\cos(j\alpha)\, I_{rj} \quad \text{(III.35)}$$

Les équations (III.34) et (III.35) résultent de la projection des équations de tension statorique dans le repère tournant dq, en tenant compte du couplage électromagnétique avec les circuits discrets de la cage rotorique. Le rotor est modélisé par N_r mailles uniformément réparties dans l'espace, chacun étant repéré par un indice j. L'angle électrique séparant deux circuits adjacents est noté $\alpha = 2\pi/N_r$. Les termes $\cos(j\alpha)$et $\sin(j\alpha)$ traduisent la projection spatiale du courant de la j-ième maille rotorique sur les axes d et q. Les sommes apparaissant dans ces équations représentent ainsi la contribution globale des courants rotoriques au flux statorique, tandis que

les termes proportionnels à ω résultent de l'écriture des équations dans un repère tournant lié au rotor.

III.1.4.2 Equations du rotor

La détermination des équations générales du rotor débute par l'étude d'une maille élémentaire de celui-ci, illustrée à la *Figure III-4*.

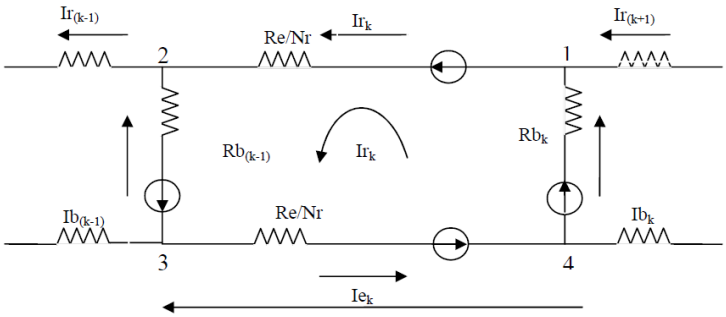


Figure III-4 : $K^{ième}$ maille du rotor

Au nœud 1, le courant de barre I_{bk} s'exprime comme la différence entre le courant de maille I_{rk} et le courant de la maille suivante $I_{r(k+1)}$:

$$I_{bk} = I_{rk} - I_r(k+1) \tag{III.36}$$

De même, au nœud 2, le courant traversant la barre $(k-1)$ est donné par :

$$I_b(k-1) = I_r(k-1) - I_{rk} \tag{III.37}$$

Où I_{rk} représente le courant de maille et I_{bk} le courant de la barre correspondante.

L'équation de tension dans la maille k est donnée par :

$$\frac{R_e}{N_r} I_{rk} - R_b(k-1)\,[I_r(k-1) - I_{rk}] + \frac{R_e}{N_r}\,[I_{rk} - I_{rk}] + R_{rk}\,[I_{rk} - I_r(k+1)]\frac{d\emptyset_{rk}}{dt} = 0 \tag{III.38}$$

Le flux induit dans la maille rotorique est donné par :

$$\emptyset_{rk} = \left(L_{rp} + \frac{2L_e}{N_r} + 2L_b\right) I_{rk} + L_{rr} \sum_{\substack{j=0 \\ j\neq k}}^{N_r-1} I_{rj} - L_b\left(I_r(k-1) + I_r(k-1)\right) - \frac{3}{2} L_{sr}\left(I_{ds} cosk\alpha + I_{qs} sink\alpha\right) - \frac{L_e}{N_r} I_e \tag{III.39}$$

Dans cette expression, L_{rp} désigne l'inductance principale de la maille, L_{rr} représente l'inductance mutuelle entre les différentes mailles rotoriques, tandis que L_b et L_e correspondent respectivement aux inductances de fuite de barre et de liaisons d'extrémité. Les termes de

couplage avec le stator sont regroupés dans l'expression faisant intervenir les composantes I_{ds} et I_{qs}.

Les courants et les flux du rotor sont d'abord exprimés dans un référentiel spatial associé à la géométrie du rotor, où chaque maille correspond à une barre située à une position angulaire donnée. Ce référentiel, distinct du repère triphasé abc, permet de décrire individuellement les grandeurs électriques de chaque maille avant toute transformation de coordonnées. Les grandeurs du stator étant déjà exprimées dans le référentiel dq, comme décrit dans la section précédente, les composantes statoriques et de couplage apparaissent naturellement sous cette forme. En revanche, les grandeurs rotoriques sont, dans un premier temps, étudiées dans leur propre repère associé aux barres du rotor, avant d'être également projetées dans le référentiel dq, selon une approche similaire à celle appliquée au stator.

Si l'on considère que le modèle comporte N_r barres, en remplaçant la dérivée du flux par son expression dans l'équation (III.38), et par analogie avec le stator, le système complet s'écrit alors sous la forme matricielle $[L]\,\frac{d[I]}{dt} = [V] - [R][I]$, les équations générales du rotor sont déduites, tel que :

$$\begin{bmatrix} L_{SC} & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & -L_{sr}cosj\alpha & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & L_{SC} & \cdots & \cdots & \cdots & -L_{sr}sinj\alpha & \cdots & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & L_{rp}+\frac{2L_e}{Nr}+2L_b & L_{rr}-L_b & L_{rr} & \cdots & L_{rr} & L_{rr}-L_b & -\frac{L_e}{Nr} \\ \vdots & \vdots & L_{rr}-L_b & L_{rp}+\frac{2L_e}{Nr}+2L_b & L_{rr}-L_b & L_{rr} & \cdots & L_{rr} & \vdots \\ \left(-\frac{3}{2}L_{sr}cosk\alpha\right) & \left(-\frac{3}{2}L_{sr}sink\alpha\right) & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & L_{rr}-L_b & L_{rr} & \cdots & L_{rr} & L_{rr}-L_bL_{rp}+\frac{2L_e}{Nr}+2L_b & -\frac{L_e}{Nr} & \\ 0 & 0 & -\frac{L_e}{Nr} & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & -\frac{L_e}{Nr} & L_e \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Ids \\ Iqs \\ I_{r0} \\ \vdots \\ I_{rj} \\ \vdots \\ I_{r(Nr-1)} \\ I_e \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} Vds \\ Vqs \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} R_S & -\omega L_{SC} & \cdots & \cdots & L_{sr}\omega sinj\alpha & \cdots & \cdots & 0 \\ -\omega L_{SC} & R_S & \cdots & \cdots & -L_{sr}cosj\alpha & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 2\frac{R_e}{Nr}+R_{b0}+R_{b(Nr-1)} & -R_{b0} & 0 & 0 & -R_{b(Nr-1)} & -\frac{R_e}{Nr} \\ 0 & 0 & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & -R_{b(k-1)} & 2\frac{R_e}{Nr}+R_{bk}+R_{b(k-1)} & -R_{bk} & 0 & \vdots \\ 0 & 0 & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & -R_{b(Nr-1)} & 0 & 0 & -R_{b(Nr-2)} & 2\frac{R_e}{Nr}+R_{b(Nr-2)}+R_{b(Nr-1)} & -\frac{R_e}{Nr} \\ 0 & 0 & -\frac{R_e}{Nr} & \cdots & \cdots & \cdots & -\frac{R_e}{Nr} & R_e \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Ids \\ Iqs \\ I_{r0} \\ \vdots \\ I_{rj} \\ \vdots \\ I_{r(Nr-1)} \\ I_e \end{bmatrix} \quad \text{(III.40}$$

Le couple électromagnétique est obtenu en dérivant l'énergie magnétique échangée entre le stator et le rotor par rapport à leur position relative :

$$C_{em} = \frac{3}{2} P L_{sr} \left\{ I_{ds} \sum_{k=0}^{N_{r-1}} I_{rk}\, sink\alpha - I_{qs} \sum_{k=0}^{N_{r-1}} I_{rk} cosk\alpha \right\} \quad \text{(III.41)}$$

Le système ci-dessus (équation IV.40) très détaillé et donc complexe à implémenter numériquement. Sa taille, proportionnelle au nombre de barres N_r, entraîne un temps de calcul élevé et une convergence lente lors des simulations [16]. Pour pallier cette difficulté, le modèle est reformulé dans le référentiel dq en appliquant une transformation généralisée de Park adaptée aux N_r mailles du rotor. Cette transformation permet de projeter les courants des différentes barres sur deux composantes équivalentes, i_d et i_q, tout en conservant la puissance instantanée [17].

Transformation généralisée (passage de Nr grandeurs à deux grandeurs dq)

La Figure III-5 illustre la projection du modèle multi-enroulements dans le repère dq, utilisée pour simplifier la représentation des équations électriques du moteur.

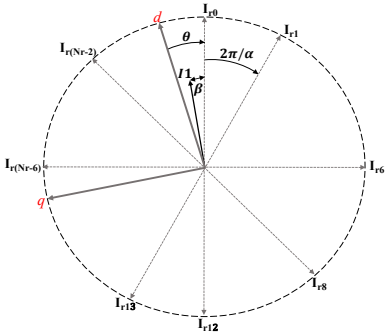


Figure III-5 : Projection du modèle multi-enroulements dans le repère dq

Afin d'exprimer les courants du rotor dans un référentiel tournant dq, il est nécessaire d'établir une relation entre les courants individuels de chaque barre I_{rk} et les composantes globales I_d et I_q. L'angle β utilisé ci-dessous représente la position angulaire initiale de la barre considérée par rapport à une référence fixe du rotor. Dans un premier temps, la projection du courant fondamental I_{r0} sur les axes correspondant aux différentes mailles du rotor conduit aux expressions (Figure III-5) :

$$\begin{cases} I_{r0} = I_1 cos\beta \\ I_{r1} = I_1 \cos\left(\beta + \dfrac{2\pi}{16}\right) \\ I_{r2} = I_1 \cos\left(\beta + \dfrac{4\pi}{16}\right) \\ \vdots \\ \vdots \\ I_{rN_r} = I_1 \cos\left(\beta + \dfrac{2\,N_r\pi}{16}\right) \end{cases} \quad \text{(III.42)}$$

Cette représentation décrit la répartition spatiale des courants dans les barres du rotor selon leur position angulaire. Ensuite, la projection du même courant I_1 sur les axes du repère tournant dq donne :

$$\begin{cases} I_d = I_1 cos(\theta - \beta) \\ I_q = -I_1 sin\,(\theta - \beta) \end{cases} \quad \text{(III.43)}$$

En développant les termes trigonométriques $\cos(\theta - \beta)$ et $\sin(\theta - \beta)$à l'aide des relations suivantes :

$$cos(\theta - \beta) = \frac{2}{N_r}\left[\cos\theta\cos\beta + \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{N_r}\right)\cos\left(\beta + \frac{2\pi}{N_r}\right) + \cdots + \cos\left(\theta + \frac{2N_r\pi}{N_r}\right)\cos\left(\beta + \frac{2N_r\pi}{N_r}\right)\right] \quad \text{(III.44)}$$

Et en remplaçant ces expressions dans (III.43), on obtient une formulation matricielle reliant les N_r courants des barres I_{rk} aux composantes I_d et I_q du référentiel tournant :

$$\sin(\theta - \beta) = \frac{2}{N_r}\left[\sin\theta\cos\beta + \sin\left(\theta + \frac{2\pi}{N_r}\right)\cos\left(\beta + \frac{2\pi}{N_r}\right) + \cdots + \sin\left(\theta + \frac{2N_r\pi}{N_r}\right)\cos\left(\beta + \frac{2N_r\pi}{N_r}\right)\right] \quad \text{(III.45)}$$

En remplaçant les équations (III.44) et (III.45) dans l'équation (III.43) on peut déduire la forme matricielle telle que :

$$\begin{bmatrix} I_d \\ I_q \end{bmatrix} = \frac{2}{N_r}\begin{bmatrix} \cos\theta & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{N_r}\right) & \cos\left(\theta + \frac{4\pi}{N_r}\right)\cdots & \cos\left(\theta + \frac{2.N_r\pi}{N_r}\right) \\ -\sin\theta & -\sin\left(\theta + \frac{2\pi}{N_r}\right) & -\sin\left(\theta + \frac{4\pi}{N_r}\right)\cdots & \sin\left(\theta + \frac{2.N_r\pi}{N_r}\right) \end{bmatrix}\begin{bmatrix} I_{r0} \\ I_{r1} \\ I_{r2} \\ \vdots \\ \vdots \\ I_{r(N_r-1)} \end{bmatrix} \quad \text{(III.46)}$$

Soit, sous une forme plus compacte :

$$\begin{bmatrix} I_d \\ I_q \end{bmatrix} = [A] \begin{bmatrix} I_{r0} \\ I_{r1} \\ I_{r2} \\ \vdots \\ \vdots \\ I_{r(N_r-1)} \end{bmatrix} \tag{III.47}$$

Cette matrice $[A]$ représente ainsi la transformation généralisée du référentiel spatial des barres vers le référentiel dq. Elle permet de regrouper les N_r grandeurs rotoriques en seulement deux composantes équivalentes I_d et I_q, simplifiant ainsi considérablement la modélisation et le temps de calcul du modèle. Après projection des grandeurs rotoriques dans le référentiel dq selon la transformation précédente, il devient possible d'exprimer les équations du modèle équivalent dans ce nouveau repère. La matrice de résistance du modèle dq équivalent, en considérant que toutes les barres du rotor sont saines, peut être obtenue à partir de la relation générale donnée par l'équation (III.48) :

$$\left[R_{eq}\right] = {}^{a}A[R]\,{}^{a}A^{-1} \tag{III.48}$$

où ${}^{a}A$ désigne la matrice de transformation reliant les courants individuels des barres du rotor aux composantes globales du référentiel dq. Cette relation permet de calculer la matrice de résistance équivalente du rotor dans le repère tournant, en tenant compte de la répartition spatiale des barres. Ce qui conduit à :

$$\left[R_{eq}\right] = \begin{bmatrix} R_S & -\omega L_{SC} & 0 & -\frac{Nr}{2}\omega L_{sr} & 0 \\ \omega L_{SC} & R_S & -\frac{Nr}{2}\omega L_{sr} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_r & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & R_e \end{bmatrix} \tag{III.49}$$

Avec

$$R_r = 2\frac{R_e}{N_r} + 2R_b(1-\cos\alpha) \tag{III.50}$$

Où ω désigne la vitesse angulaire électrique du repère tournant dq. Les termes proportionnels à ω résultent de l'expression de la dérivée temporelle des flux magnétiques dans un repère en rotation et traduisent le couplage dynamique entre les axes orthogonaux du modèle électrique du moteur asynchrone. De manière analogue, la matrice d'inductance du modèle dq équivalent peut également être déterminée à partir de la même relation matricielle :

$$\left[L_{eq}\right] = {}^{a}A[L]\,{}^{a}A^{-1} \tag{III.51}$$

Ce qui donne :

$$\left[L_{eq}\right] = \begin{bmatrix} L_{Sc} & 0 & -\frac{Nr}{2}L_{sr} & 0 & 0 \\ 0 & L_{Sc} & 0 & \frac{Nr}{2}L_{sr} & 0 \\ -\frac{3}{2}L_{Sr} & 0 & L_{rc} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{3}{2}L_{Sr} & 0 & L_{rc} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & L_e \end{bmatrix} \tag{III.52}$$

Avec

$$L_{rc} = L_{rp} - L_{rr} + 2\frac{L_e}{N_r} + 2L_b(1-\cos\alpha) \tag{III.53}$$

Ces expressions traduisent la structure couplée du modèle dq équivalent, permettant de relier directement les grandeurs statoriques, rotoriques et de couplage dans le nouveau référentiel tournant. À partir de ces matrices équivalentes d'inductance et de résistance, il est alors possible d'écrire les équations de tension du moteur asynchrone à l'état sain dans le référentiel dq:

$$\begin{bmatrix} L_{Sc} & 0 & -\frac{Nr}{2}L_{sr} & 0 & 0 \\ 0 & L_{Sc} & 0 & \frac{Nr}{2}L_{sr} & 0 \\ -\frac{3}{2}L_{Sr} & 0 & L_{rc} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{3}{2}L_{Sr} & 0 & L_{rc} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & L_e \end{bmatrix} \frac{d}{dt}\begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \\ I_{dr} \\ I_{qr} \\ I_e \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} R_S & -\omega L_{SC} & 0 & -\frac{Nr}{2}\omega L_{sr} & 0 \\ \omega L_{SC} & R_S & -\frac{Nr}{2}\omega L_{sr} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_r & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & R_e \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \\ I_{dr} \\ I_{qr} \\ I_e \end{bmatrix} \tag{III.54}$$

Ce système d'équations représente ainsi le comportement électromagnétique complet du moteur asynchrone triphasé à l'état sain, dans une forme compacte et exploitable pour la simulation numérique. Il constitue la base de référence à partir de laquelle les différents scénarios de défaillance seront introduits.

Dans la suite, l'analyse portera sur la modélisation et la simulation des principaux défauts susceptibles d'affecter le moteur, en commençant par les défauts électriques, tels que le court-circuit entre spires statoriques et les barres rotoriques cassées, avant d'aborder les défauts mécaniques liés aux roulements.

III.1.4.3 Equations du couple électromagnétique et du mouvement du rotor

En complément des équations du stator et du rotor, la modélisation du moteur intègre l'équation dynamique du rotor, traduisant l'équilibre entre le couple électromagnétique et le couple résistant, ainsi que la relation reliant les grandeurs électriques et mécaniques de la machine. Dans le modèle dynamique à l'état sain, le couple électromagnétique est exprimé dans le repère tournant (d, q). En supposant les inductances du stator, du rotor et de magnétisation constantes et indépendantes de la position du rotor, le couple résulte de l'interaction entre les composantes de courant et de flux selon les axes direct et en quadrature, et s'écrit selon l'équation (III.55).

$$C_{em} = \frac{p}{2} L_m (i_{sq} i_{rd} - i_{sd} i_{rq}) \tag{III.55}$$

Où p est le nombre de pôles, L_m la réactance mutuelle, i_{sd} et i_{sq} les composantes du courant statorique selon les axes d et q, et i_{rd} et i_{rq} celles du courant rotorique. Cette formulation, couramment utilisée dans la modélisation classique des machines asynchrones, permet de relier de manière simple et explicite les phénomènes électromagnétiques et mécaniques. Elle présente l'avantage d'être compatible avec les équations dynamiques déjà établies pour le modèle global du moteur, où les inductances sont considérées constantes. De plus, elle garantit une intégration numérique stable et efficace tout en offrant une précision suffisante pour la représentation du comportement du moteur à l'état sain.

La dynamique mécanique du rotor est ensuite décrite par l'équation du mouvement, qui traduit l'équilibre entre le couple électromagnétique C_{em} produit par la machine et le couple résistant C_r appliqué par la charge entraînée. Elle s'écrit sous la forme :

$$J \frac{d\omega}{dt} = C_{em} - C_r \tag{III.56}$$

Où J est le moment d'inertie équivalent du moteur, C_r est le couple résistant de la charge entrainée et ω la vitesse angulaire du rotor. Cette relation établit le lien direct entre les phénomènes électromagnétiques et la réponse mécanique du moteur, constituant ainsi la base de la modélisation temporelle complète du système asynchrone à l'état sain.

III.2 Modélisation du moteur asynchrone avec défauts

III.2.1 Modélisation du moteur asynchrone avec défaut de court-circuit

Le défaut de court-circuit entre spires d'un enroulement statorique est modélisé en considérant qu'une fraction des spires d'une phase est court-circuitée, formant une boucle parasite parcourue par un courant additionnel I_{cc}. Ce courant, induit par la différence de potentiel entre les spires saines et celles en court-circuit, modifie la répartition des flux magnétiques et des courants dans la phase concernée [229].

Dans le cadre du modèle équivalent en repère dq, cette défaillance est représentée par une branche supplémentaire reliant la partie saine et la partie court-circuitée de la phase affectée. Le rapport de court-circuit $k_{cc} = N_{cc}/N_s$ exprime la proportion de spires court-circuitées par rapport au nombre total de spires de la phase et constitue le paramètre de sévérité du défaut, correspondant au pourcentage de spires en court-circuit. La phase défectueuse est alors modélisée par deux sous-circuits : la portion saine, parcourue par I'_s, et la portion court-circuitée, parcourue par I_{cc}, selon le système d'équations (III.57).

$$\begin{cases} v_s = R_s I'_s + \dfrac{d\emptyset'_s}{dt} \\ 0 = R_{cc} I_{cc} + \dfrac{d\emptyset_{cc}}{dt} \end{cases} \tag{III.57}$$

Avec :

$$\begin{cases} \emptyset'_s = L'_s I'_s + L_{s-cc} I_{cc} \\ \emptyset_{cc} = L_{s-cc} I'_s + L_{cc} I_{cc} \end{cases} \tag{III.58}$$

Où R_{cc} et L_{cc} désignent respectivement la résistance et l'inductance de la boucle court-circuitée, et L_{s-cc} le couplage magnétique entre les deux sous-ensembles.

IV.2.1.1 Insertion du défaut dans le modèle à l'état sain

Ces équations sont intégrées dans le modèle global du moteur asynchrone à l'état sain décrit dans la section IV.1, par adaptation des matrices d'inductance $[L]$ et de résistance $[R]$, afin d'inclure la contribution de la boucle de court-circuit et ses interactions magnétiques avec les enroulements principaux. La boucle parasite, caractérisée par R_{cc} et L_{cc}, est couplée à la phase statorique correspondante par une inductance mutuelle $\Delta L_{cc} = L_{cc} - L_v$, L_v étant l'inductance de la portion saine du bobinage. Le vecteur d'état du modèle est alors étendu pour inclure les composantes du courant de court-circuit dans le repère tournant ($I_{cc,d}$, $I_{cc,q}$). La matrice d'inductance du modèle sain $[L_{eq}]$ est augmentée de deux lignes et colonnes supplémentaires

traduisant le couplage magnétique entre la boucle de défaut et les courants statoriques I_{ds} et I_{qs}, tel que :

$$[L_{eq}]_{aug} = \begin{bmatrix} L_{Sc} & 0 & -\frac{N_r}{2}L_{sr} & 0 & 0 & \Delta L_{cc} & 0 \\ 0 & L_{Sc} & 0 & \frac{N_r}{2}L_{sr} & 0 & 0 & \Delta L_{cc} \\ -\frac{3}{2}L_{Sr} & 0 & L_{rc} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{3}{2}L_{Sr} & 0 & L_{rc} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & L_e & 0 & 0 \\ \Delta L_{cc} & 0 & 0 & 0 & 0 & L_{cc} & 0 \\ 0 & \Delta L_{cc} & 0 & 0 & 0 & 0 & L_{cc} \end{bmatrix} \quad \text{(III.59)}$$

De même, la matrice de résistance est adaptée pour inclure la résistance de la boucle de court-circuit :

$$[R_{eq}]_{aug} = \begin{bmatrix} R_S & -\omega L_{SC} & 0 & -\frac{N_r}{2}\omega L_{sr} & 0 & 0 & 0 \\ \omega L_{SC} & R_S & -\frac{N_r}{2}\omega L_{sr} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_r & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & R_r & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & R_e & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & R_{cc} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & R_{cc} \end{bmatrix} \quad \text{(III.60)}$$

L'équation dynamique complète du système devient alors :

$$[L_{eq}]_{aug}\ \frac{d}{dt}\begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \\ I_{dr} \\ I_{qr} \\ I_e \\ I_{cc,d} \\ I_{cc,q} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} - [R_{eq}]_{aug}\begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \\ I_{dr} \\ I_{qr} \\ I_e \\ I_{cc,d} \\ I_{cc,q} \end{bmatrix} \quad \text{(III.61)}$$

Les variations du courant I_{cc} perturbent le flux statorique et génèrent des distorsions harmoniques observables sur les courants I_{as}, I_{bs}, I_{cs}. Ces perturbations se manifestent par des bandes latérales caractéristiques autour de la fréquence d'alimentation et de ses harmoniques, constituant un indicateur fiable de la présence et de la sévérité du court-circuit. Ces bandes latérales, dont les fréquences sont données par l'équation (34), permettent d'identifier la signature électromagnétique du défaut.

$$f_{cc} = f_s \pm k f_r \tag{III.62}$$

Où f_r représente la fréquence rotorique, $k$est un entier positif (généralement égal à 1 ou 2) et f_s la fréquence d'alimentation.

III.2.2 Modélisation du moteur asynchrone avec défaut de barre cassée

La modélisation du défaut de barre cassée repose sur la méthode des résistances finies, qui consiste à remplacer la résistance initiale des barres défectueuses par une valeur finie plus élevée afin de simuler leur perte de conductivité. Selon [35], une augmentation d'environ onze fois la résistance d'une barre permet d'obtenir des résultats cohérents avec les observations expérimentales. Ainsi, chaque barre défectueuse est modélisée par une résistance R'_b qui est donnée par l'équation (III.61).

$$R'_b = k_f R_b \tag{III.63}$$

Dans cette équation, k_f représente le facteur d'amplification de la résistance, dont la valeur a été fixée à 11 dans cette étude. En effet, au-delà de cette valeur, notamment pour un pas de temps de 10^{-3} s, le modèle devient numériquement instable. Ce constat justifie le choix de la méthode de Runge–Kutta d'ordre 4 pour assurer une intégration temporelle stable et précise.

À partir de cette hypothèse, la résistance équivalente du rotor est recalculée en tenant compte à la fois des barres saines et défectueuses. Les variations locales de résistance modifient les équations rotoriques en axes dq par l'intermédiaire de quatre coefficients de couplage A_1, A_2, A_3, A_4, traduisant les effets combinés des barres saines et défectueuses. Ces coefficients sont intégrés dans la matrice de résistance du modèle, tandis que la matrice d'inductance demeure inchangée. Le modèle global du moteur s'écrit sous la forme :

$$[L_{eq}]\frac{d}{dt}\begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \\ I_{dr} \\ I_{qr} \\ I_e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} - [R_{eq}]\begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \\ I_{dr} \\ I_{qr} \\ I_e \end{bmatrix} \tag{III.64}$$

Avec la matrice de résistance modifiée :

$$[R_{eq}] = \begin{bmatrix} R_S & -\omega L_{Sc} & 0 & -\frac{N_r}{2}\omega L_{sr} & 0 \\ \omega L_{Sc} & R_S & -\frac{N_r}{2}\omega L_{sr} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & A_1 & A_2 & 0 \\ 0 & 0 & A_3 & A_4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & R_e \end{bmatrix} \quad \text{(III.65)}$$

Les coefficients A_1 à A_4 sont obtenus par sommation sur les N_r barres du rotor, en considérant pour chacune la résistance individuelle R_{b_i}(modifiée ou non selon son état). Ils s'écrivent :

$$A_1 = = \frac{2}{N_r}\sum_i \left[\left(\frac{2R_e}{N_r} + R_{b_i} + R_{b_{i+1}}\right)\cos^2(i\alpha)\right] - \frac{4}{N_r}\sum_i R_{b_i}\cos(i\alpha)\cos((i+1)\alpha) \quad \text{(III.66)}$$

$$A_2 = = \frac{2}{N_r}\sum_i [(\frac{2R_e}{N_r} + R_{b_i} + R_{b_{i+1}})\cos(i\alpha)\sin(i\alpha)] + \cdots \quad \text{(III.67)}$$

(et ainsi de suite pour A_3 et A_4). Ces termes représentent les effets de couplage entre les axes d et q introduits par la non-uniformité du rotor, conséquence directe du défaut de barre cassée. Le processus d'insertion du défaut de barre cassée dans le modèle global du moteur repose sur une modification progressive de la représentation électrique du rotor. Dans le modèle à l'état sain, l'ensemble des barres du rotor est considéré identique et régulièrement réparti, avec une résistance uniforme R_r et une inductance de fuite L_{lr}. L'introduction d'un défaut de type « barre cassée » consiste à rompre cette symétrie en augmentant la résistance des barres défectueuses afin de simuler leur incapacité à conduire le courant de manière normale.

Cette modification de la résistance induit une redistribution des courants rotoriques et des flux magnétiques dans les circuits équivalents, traduite dans le modèle global par l'introduction de coefficients de couplage supplémentaires A_1, A_2, A_3 et A_4. Ces coefficients permettent de représenter le déséquilibre électromagnétique créé par la ou les barres défectueuses et leurs interactions avec les mailles voisines du rotor.

Ainsi, la matrice de résistance $[R]$ et la matrice d'inductance $[L]$, initialement symétriques à l'état sain, sont modifiées pour tenir compte de cette asymétrie locale. Toutefois, la perturbation du champ magnétique causée par la barre rompue se répercute faiblement sur les inductances de couplage. Cette dissymétrie engendre une modulation du flux statorique, qui induit à son tour des composantes modulées dans les courants statoriques. Ces perturbations apparaissent sur le spectre sous forme de bandes latérales dont les fréquences caractéristiques sont données par :

$$f_b = (1 \pm 2g)\, f_s \tag{III.68}$$

Où g est le glissement et f_s la fréquence d'alimentation. Toutefois, dans notre étude, la variation des inductances a été jugée négligeable par rapport à l'effet dominant de l'augmentation de résistance. Cette approximation permet de simplifier la modélisation sans altérer significativement la précision des résultats, puisque les signatures spectrales caractéristiques du défaut proviennent principalement de la modulation du flux statorique induite par la dissymétrie résistive. Ainsi, l'augmentation locale de résistance (cause physique) est traduite dans le modèle global par la modification des coefficients A_i (conséquence mathématique), permettant de simuler et d'identifier les signatures spectrales du défaut sans altérer la formulation dynamique du moteur à l'état sain.

III.2.3 Modélisation du moteur asynchrone avec défaut de roulement

III.2.3.1 Modèle simplifié du défaut de roulement par couple perturbateur

La modélisation des défauts de roulement constitue un enjeu majeur pour la compréhension du chemin de transfert du défaut mécanique vers le signal de courant. La littérature distingue généralement deux approches : l'une basée sur l'introduction d'une excentricité du rotor, et l'autre sur la prise en compte d'oscillations du couple résistant [230]. Dans le cadre du modèle électrique en axes dq, l'entrefer est généralement considéré comme uniforme, ce qui simplifie les équations mais limite la prise en compte directe des interactions mécaniques issues des défauts de roulement [162]. Pour contourner cette limitation tout en préservant la simplicité du modèle, le modèle proposé représente le défaut de roulement par un couple de perturbation appliqué sur l'arbre moteur. Ce couple, engendré par les chocs périodiques entre les éléments roulants et la zone endommagée, traduit les variations dynamiques du couple électromagnétique et leurs répercussions sur le courant statorique.

Ainsi, la perturbation due au défaut est exprimée sous la forme d'un couple résistant périodique $T_{rp}(\theta)$, fonction de la position angulaire du rotor θ. Ce couple est défini par trois paramètres caractéristiques (Figure III.6) :

- L'amplitude maximale A_p, correspondant à l'intensité du choc ;
- la période angulaire θ_0, qui dépend de la fréquence de passage de la bille sur le défaut ;
- la largeur angulaire L_θ, représentant la durée angulaire de contact avec la zone endommagée.

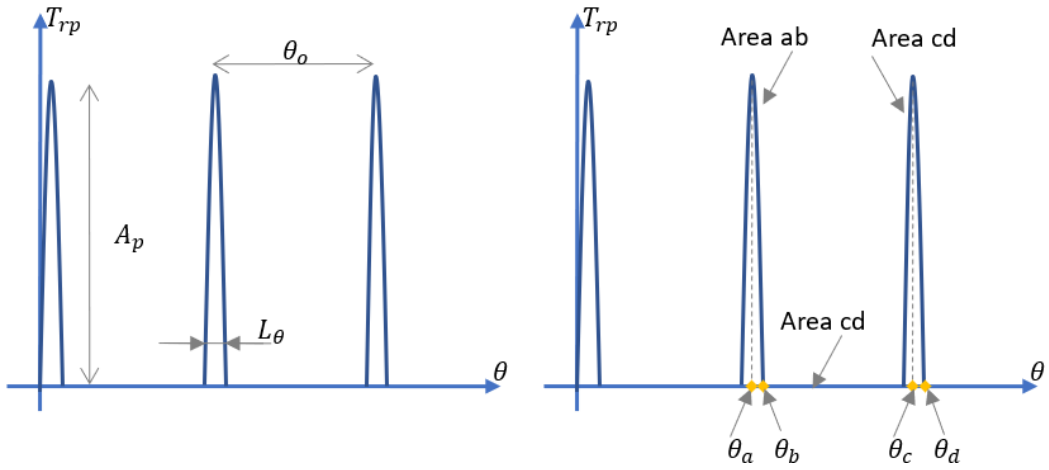


Figure III-6 : Zones de la perturbation du couple en fonction de la position angulaire du rotor

La Figure III-6 illustre la représentation schématique du couple perturbateur et la partition angulaire utilisée pour sa modélisation. Chaque période de la perturbation est divisée en trois zones, délimitées par les angles $\theta_a, \theta_b, \theta_c$ et θ_d, au sein desquelles le couple perturbateur est défini différemment selon la position angulaire du rotor :

$$\text{Zone } ab: T_{rp}(\theta) = A_p \sin\left[\frac{\pi}{L_\theta}\left(\theta - \theta_a + \frac{L_\theta}{2}\right)\right] \tag{III.69}$$

$$\text{Zone } bc: T_{rp}(\theta) = 0 \tag{III.70}$$

$$\text{Zone } cd: T_{rp}(\theta) = A_p \sin\left[\frac{\pi}{L_\theta}(\theta - \theta_c)\right] \tag{III.71}$$

Le couple perturbateur $T_{rp}(\theta)$ est ensuite ajouté au couple de charge dans l'équation de la dynamique du rotor (équation III.56). Ainsi, lorsque la machine fonctionne à vide, le couple total appliqué s'identifie au couple perturbé. Cette représentation permet de reproduire l'influence périodique du défaut sur le comportement électromécanique du moteur et d'étudier son impact sur les courants statoriques et les grandeurs mécaniques du système.

Les défauts de roulement se traduisent par une augmentation des vibrations mécaniques du moteur. Les vibrations induites par des défauts mécaniques, et en particulier par un défaut de roulement, engendrent une modulation d'amplitude et de phase des courants statoriques à la fréquence caractéristique de passage des éléments roulants. Dans le cas étudié ici, correspondant à un défaut de la bague extérieure, cette modulation apparaît à la fréquence BPFO. Dans le domaine temporel, ce phénomène se manifeste par des fluctuations périodiques de l'amplitude des courants statoriques, ainsi que par une légère distorsion de leurs formes

d'onde. Cette distorsion affecte faiblement la valeur efficace du courant, dans la mesure où l'influence du défaut de roulement sur la charge électromagnétique reste limitée, traduisant néanmoins une irrégularité du régime électromécanique induite par le défaut. Cette faible variation des indicateurs énergétiques usuels rend ainsi le diagnostic des défauts de roulement plus délicat lorsqu'il repose uniquement sur des indicateurs temporels classiques. Dans le domaine fréquentiel, cette modulation affecte le spectre du courant par l'apparition de composantes fréquentielles autour de la fondamentale, ainsi qu'autour de ses harmoniques à la fréquence d'alimentation. Les fréquences associées à ces composantes sont données par l'équation (III.72) [232]:

$$f_d = \left| f_s \pm k f_{bpo} \right| \tag{III.72}$$

Avec f_d qui est la fréquence de défaut dans le spectre de courant, f_s la fréquence du réseau, $k = 1,2,3,\ldots$ et f_{bpo} la fréquence de passage sur la bague extérieure (BPFO).

III.2.3.2 Modèle électromécanique du défaut de roulement

Le modèle du défaut de roulement basé sur un couple de perturbation périodique permet une première représentation simple des effets du défaut sur les grandeurs électromagnétiques, mais il reste limité. En effet, il réduit la dégradation à une perturbation angulaire sans tenir compte des phénomènes physiques réels tels que les lois de contact hertzien, les variations du jeu radial, la dynamique orbitale des billes ou la raideur non linéaire des forces de contact [233]. Or, les défauts de roulement étant d'origine mécanique, leur influence sur le signal de courant ne peut être correctement décrite qu'en considérant la dynamique réelle du système rotor–roulement[187]. Les approches classiques, qu'elles reposent sur l'excentricité ou sur des oscillations du couple de charge, négligent ces effets dynamiques essentiels [234].

Afin de dépasser ces limitations identifiées dans l'état de l'art, la contribution proposée dans ce travail consiste à introduire un modèle dynamique du défaut de roulement couplé au modèle électrique de la machine. Ce modèle intègre explicitement la déflexion du rotor, la variation du jeu radial ainsi que la raideur de contact non linéaire issue des lois de contact hertzien. Contrairement aux approches existantes, cette modélisation permet d'établir un lien direct entre la physique du contact mécanique et les signatures électromagnétiques observées dans les courants statoriques. L'intégration de cette dynamique mécanique au sein du modèle électrique dq constitue une contribution originale, car elle améliore significativement la représentativité physique du défaut tout en conservant une structure numérique compatible avec des temps de calcul réduits. Ce couplage multiphysique ouvre ainsi la voie à un diagnostic plus précis des

défauts de roulement, tout en restant exploitable dans une perspective de jumeau numérique et d'application en temps quasi-réel.

a) Hypothèses

Le modèle dynamique a été établi sous les hypothèses suivantes, formulées dans un objectif de compromis entre représentativité physique et complexité numérique :

- **La bague extérieure est considérée rigide et solidaire du bâti**, ce qui implique l'absence de mouvement relatif. Cette hypothèse est couramment adoptée dans la littérature pour les moteurs industriels, où la bague extérieure est généralement montée serrée dans le logement. Elle permet de simplifier la modélisation du contact en concentrant la dynamique sur la bague intérieure et les éléments roulants. Bien que cette hypothèse puisse conduire à une légère sous-estimation de certains effets vibratoires de haute fréquence, son impact sur la précision du diagnostic des défauts de roulement reste limité, tandis qu'elle contribue significativement à la réduction du temps de calcul [235].

- **Les vibrations du moteur sont ramenées au centre de gravité du rotor**. Cette hypothèse permet de représenter la dynamique globale du rotor par un nombre réduit de degrés de liberté, facilitant ainsi le couplage avec le modèle électrique. Elle constitue un compromis classique entre fidélité mécanique et complexité du modèle. Si cette simplification ne permet pas de décrire finement les modes propres de flexion du rotor, elle demeure suffisante pour capturer les effets dynamiques dominants induits par les défauts de roulement, qui sont les plus influents sur les signatures électromagnétiques [236].

- **Les forces de frottement sont négligées**. Cette hypothèse vise à limiter la non-linéarité du modèle et à préserver sa stabilité numérique. Les forces de contact hertzien étant prépondérantes dans la dynamique du défaut de roulement, l'influence du frottement sur les variations de courant statorique est considérée comme secondaire dans le cadre de cette étude. La négligence du frottement permet ainsi de réduire le coût de calcul sans altérer significativement la capacité du modèle à reproduire les signatures caractéristiques des défauts ciblés [237].

Ces hypothèses, bien que simplificatrices, sont donc cohérentes avec l'objectif principal de ce travail, qui consiste à développer un modèle suffisamment précis pour le diagnostic des défauts

de roulement, tout en restant compatible avec les contraintes de calcul imposées par une application de jumeau numérique en temps quasi-réel.

b) Modèle

Le modèle du système de roulement à billes, prenant en compte trois degrés de liberté, est illustré sur la Figure III-7.

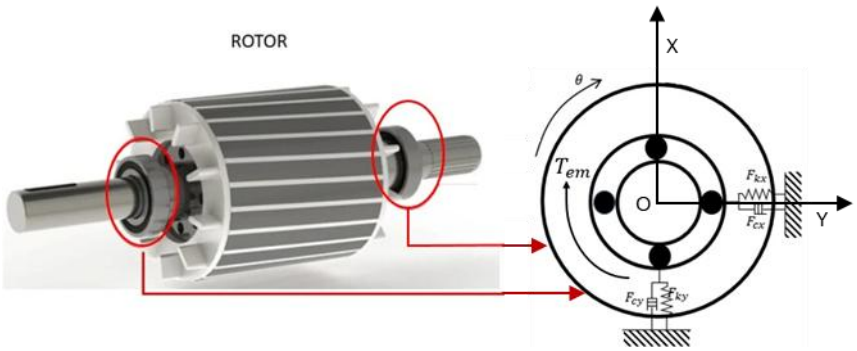


Figure III-7 : Modèle dynamique du roulement à billes

Habituellement, la bague intérieure est considérée comme tournant avec le rotor à une vitesse angulaire constante ω_s (rad/s). Dans le repère cartésien fixe (O, X, Y) représenté sur la Figure III-7 , deux mouvements de translation ainsi qu'une rotation sont pris en compte. La masse et l'amortissement du système rotorique sont notés respectivement m et c. La raideur de contact est assurée par la déformation de contact non linéaire de Hertz entre la bille et les bagues intérieure/extérieure.

La position de la $j^{ième}$ bille, comme illustré à la Figure III-7, est déterminée par :

$$\theta_j = \omega_{bc} t + \frac{2\pi(j-1)}{N_b} \tag{III.72}$$

Où N_b désigne le nombre de billes et ω_{bc} représente la vitesse angulaire orbitale de celles-ci, déterminée sous l'hypothèse de roulement sans glissement à partir de l'expression suivante :

$$\omega_{bc} = \frac{1}{2}\,\omega_s\left(1 - \frac{d_b}{D_b}cos\alpha\right) \tag{III.73}$$

Où d_b est le diamètre de la bille, D_b le diamètre primitif de roulement, et α l'angle de contact. Selon les relations géométriques établies par [238] , la déformation de contact de la $j^{ième}$ bille à l'instant t s'écrit :

$$\delta_j = xcos\theta_j + ysin\theta_j - c_l - c_{lj} \tag{III.74}$$

Où c_l est le jeu radial du roulement, et c_{lj} est le jeu radial additionnel induit par le passage de la bille sur la zone d'écaillage de la bague extérieure.

La Figure III-8 montre une représentation du jeu radial additionnel induit par un défaut de type écaillage sur la bague extérieure, modélisé comme une fonction sinusoïdale, comme proposé par [190].

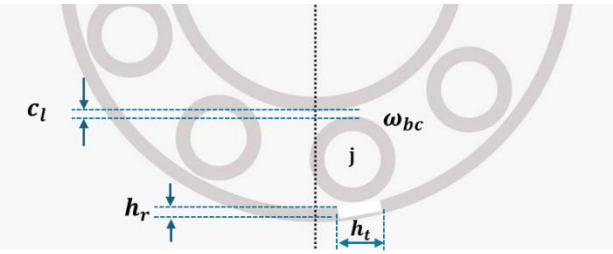


Figure III-8 : Schémas du défaut d'écaillage sur la bague extérieure du roulement

Comme illustré à la Figure III-8, le jeu radial additionnel est simulé à l'aide d'une fonction sinusoïdale en demi-onde, et s'exprime comme suit :

$$c_{lj} = \begin{cases} h_r sin\left(\frac{\pi}{\theta_{dt}}(\theta_j - \theta_d)\right), & si\ mod(\theta_j - \theta_d) < \theta_{dt} \\ 0, & sinon \ , \end{cases} \quad \text{(III.75)}$$

La longueur angulaire de l'écaillage de la bague extérieure est donnée par :

$$\theta_{dt} = 2\ arc\ sin\frac{h_t}{2R_O} \quad \text{(III.76)}$$

Dans cette expression, R_O est le rayon de courbure de la bague extérieure. La position de l'écaillage sur la bague extérieure est définie entre θ_d et $\theta_d + \theta_{dt}$, où $\theta_d = \theta_{d0}$ correspond à l'angle initial de l'écaillage. Pour des écaillages de faible taille (généralement inférieurs au rayon de la bille), la bille n'entre pas en contact avec le fond de l'écaillage lors de sa rotation, comme illustré à la Figure III-8. Dans cette étude, l'écaillage considéré constitue un défaut localisé de roulement, caractérisé par une profondeur h_r et une largeur h_t, tel qu'illustré à la Figure III-8. La profondeur de l'écaillage h_r sur la bague extérieure est donnée par l'expression suivante [190] :

$$h_r = (\frac{d_b}{2} - \sqrt{\left(\frac{d_b}{2}\right)^2 - \left(\frac{h_t}{2}\right)^2} - (R_o - \sqrt{{R_o}^2 - \left(\frac{h_t}{2}\right)^2}) \quad \text{(III.77)}$$

Conformément à la théorie du contact de Hertz, la force normale exercée entre une bille et la bague extérieure est exprimée par : $N_j = \lambda_j k_c \delta_j^{3/2}$ où k_c représente la raideur de contact et, λ_j est un coefficient d'activation de la force, valant 1 lorsque δ_j>0, ce qui permet d'exclure les contributions non physiques (valeurs imaginaires) pour δ_j<0. La raideur de contact k_c est une fonction des caractéristiques géométriques et des propriétés mécaniques des corps en contact, et peut être estimée à partir des formulations proposées dans la monographie de Harris, référencée par [239]. En tenant compte du nombre de billes en contact, les composantes totales des forces de rappel générées par le roulement sur le système rotorique dans les directions x et y s'expriment comme suit :

$$F_{kx} = \sum_{j=1}^{N_b} \lambda_j \, k_c \delta_j^{3/2} \cos\theta_j \tag{III.78}$$

$$F_{ky} = \sum_{j=1}^{N_b} \lambda_j \, k_c \delta_j^{3/2} \sin\theta_j \tag{III.79}$$

En appliquant le théorème de l'énergie, les équations de Lagrange ainsi que la deuxième loi de Newton appliquée à la rotation, tout en tenant compte des forces de rappel non linéaires du roulement et du poids propre du rotor [240], le modèle dynamique du moteur asynchrone peut être établi sous la forme d'un système d'équations différentielles du second ordre décrivant les vibrations du système rotor-sur-roulements, tel que :

$$\begin{cases} m\ddot{x} + c\dot{x} + F_{kx1} + F_{kx2} = 0 \\ m\ddot{y} + c\dot{y} - F_{ky1} - F_{ky2} = -mg \\ \dfrac{d^2}{dt^2}\theta = \dfrac{1}{J}(C_{em} - C_r - T_{rp}) \end{cases} \tag{III.80}$$

Où F_{kxi} (avec i=1,2) désigne la composante de la force de rappel exercée par le $i^{ième}$ élément roulant selon l'axe x, F_{kyi} (avec i=1,2) la composante de la force de rappel selon l'axe y, et g l'accélération due à la pesanteur.

Les équations du modèle dynamique du palier à roulement sont largement documentées dans la littérature et constituent un socle bien établi pour le diagnostic des défauts [229 , 230, 231]. De même, les modèles électriques basés sur des circuits multiples couplés (MCC) avec transformation de Park, décrits à la section III.1, sont largement utilisés pour la simulation rapide du moteur asynchrone [232, 234]. Toutefois, la difficulté majeure ne réside pas dans la formulation de ces équations, mais dans leur intégration cohérente au sein d'un modèle

électrique du moteur asynchrone, notamment lorsque celui-ci ne repose pas sur une discrétisation fine de la distribution du flux, comme c'est le cas des modèles magnétiques [245].

Cette absence de discrétisation rend non triviale la prise en compte directe de la dynamique du palier à roulement dans les équations électriques classiques, et aucun travail connu n'a proposé jusqu'à présent un couplage direct entre un modèle MCC avec transformation de Park et la dynamique détaillée du palier à roulement. La contribution originale de cette thèse se situe précisément à ce niveau, en proposant une stratégie de couplage électromécanique permettant d'intégrer la mécanique du palier aux équations électriques du moteur, tout en conservant sa structure numérique efficace. De plus, cette simplicité numérique permet de simuler de manière combinée les défauts électriques et mécaniques. Cette démarche vise à établir un lien fonctionnel entre la dynamique mécanique et les grandeurs électromagnétiques, sans recourir à une modélisation magnétique lourde. La section suivante est ainsi consacrée à la présentation détaillée de ce chemin de couplage électro-dynamique, qui constitue un élément central de la contribution proposée.

c) Couplage du modèle électro-dynamique

Le déplacement radial du rotor, obtenu à partir du modèle dynamique du système rotor-roulement, est décomposé selon deux directions orthogonales qui déterminent la distribution de l'entrefer entre le stator et le rotor, comme illustré à la Figure III-9. De manière générale, en raison des imperfections de fabrication et d'autres facteurs, l'entrefer d'une machine en fonctionnement réel présente une non-uniformité intrinsèque [41]. Le déplacement radial supplémentaire du rotor induit par un défaut de roulement accentue cette irrégularité. Ainsi, lors du fonctionnement de la machine, l'excentricité dynamique du rotor résulte des variations temporelles des forces de rappel générées par le défaut de roulement, entraînant une distribution d'entrefer variable dans le temps. Cette variation spatiale et temporelle de l'entrefer est ensuite introduite dans le modèle dq de base, initialement formulé sous l'hypothèse d'entrefer constant, afin de moduler les inductances et de prendre en compte les interactions mécaniques du roulement tout en conservant la formulation en axes dq pour le calcul des courants et des flux.

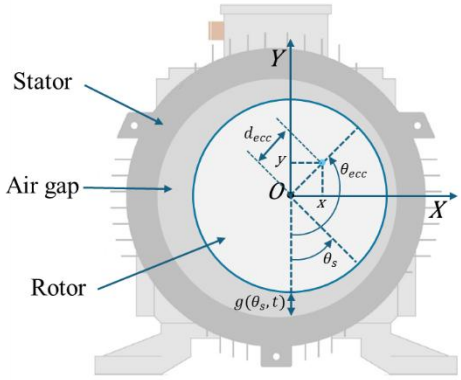


Figure III-9 : Distribution de l'entrefer entre le stator et le rotor

À partir du déplacement radial du rotor selon les deux directions à l'instant t, l'excentricité du rotor donnée par sa distance d_{ecc} ainsi que l'angle d'excentricité θ_{ecc} ; induit par le défaut de roulement s'expriment comme suit :

$$d_{ecc} = \sqrt{x^2 + y^2} \tag{III.81}$$

$$\theta_{ecc} = \begin{cases} arccos\left(-\frac{y}{d_{ecc}}\right) & ,x \geq 0 \\ 2\pi - arccos\left(-\frac{y}{d_{ecc}}\right) & ,x < 0 \end{cases} \tag{III.82}$$

Dans le modèle dq de base repose sur l'hypothèse d'un entrefer constant, ce qui simplifiait le calcul des inductances. Pour prendre en compte les paramètres de l'excentricité du rotor, cette hypothèse est levée. Ainsi la distribution de la longueur de l'entrefer à l'instant t peut être déduite selon l'expression suivante :

$$g(\theta_s, t) = g_0 - d_{ecc}\cos(\theta_{ecc} - \theta_s) \tag{III.83}$$

La distribution de la longueur de l'entrefer intervient directement dans le calcul des inductances lesquelles constituent des paramètres essentiels du modèle électrique à circuits multiples couplés (MCC) utilisé pour la détermination du courant statorique. La vitesse de rotation du rotor, issue du modèle dynamique du système rotorique supporté par les roulements, influence également le calcul du courant statorique. Ce courant, par le biais des interactions électromagnétiques, génère le couple électromécanique, lequel est intégré dans le modèle dynamique global du système. Cette approche permet de combiner la simplicité du modèle dq avec la prise en compte des interactions mécaniques induites par les défauts de roulement.

III.3 Résultats de la simulation du modèle

III.3.1 Simulation du modèle et analyse des résultats

La simulation du modèle repose sur la résolution conjointe des différentes équations décrivant le comportement électromagnétique et mécanique du moteur. La section III.1 établit d'abord le modèle électrique équivalent simplifié, utilisé pour reproduire le fonctionnement sain du moteur asynchrone. Ce modèle est ensuite enrichi par l'intégration progressive des équations associées aux différents défauts : le court-circuit entre spires (section III.2.1), la barre de rotor cassée (section III.2.2) ainsi que le défaut de roulement, représenté soit par un modèle simplifié, soit par le modèle dynamique amélioré tenant compte du comportement du palier à roulement (section III.2.3). L'ajout de ces contributions permet d'étendre le modèle de base afin de simuler avec précision non seulement les défauts individuels, mais également leurs combinaisons. L'organigramme détaillant l'ensemble du processus de résolution, depuis le couplage des équations jusqu'au calcul du courant statorique, est présenté à la Figure III.10, qui synthétise les différentes étapes menant à la simulation numérique complète du système.

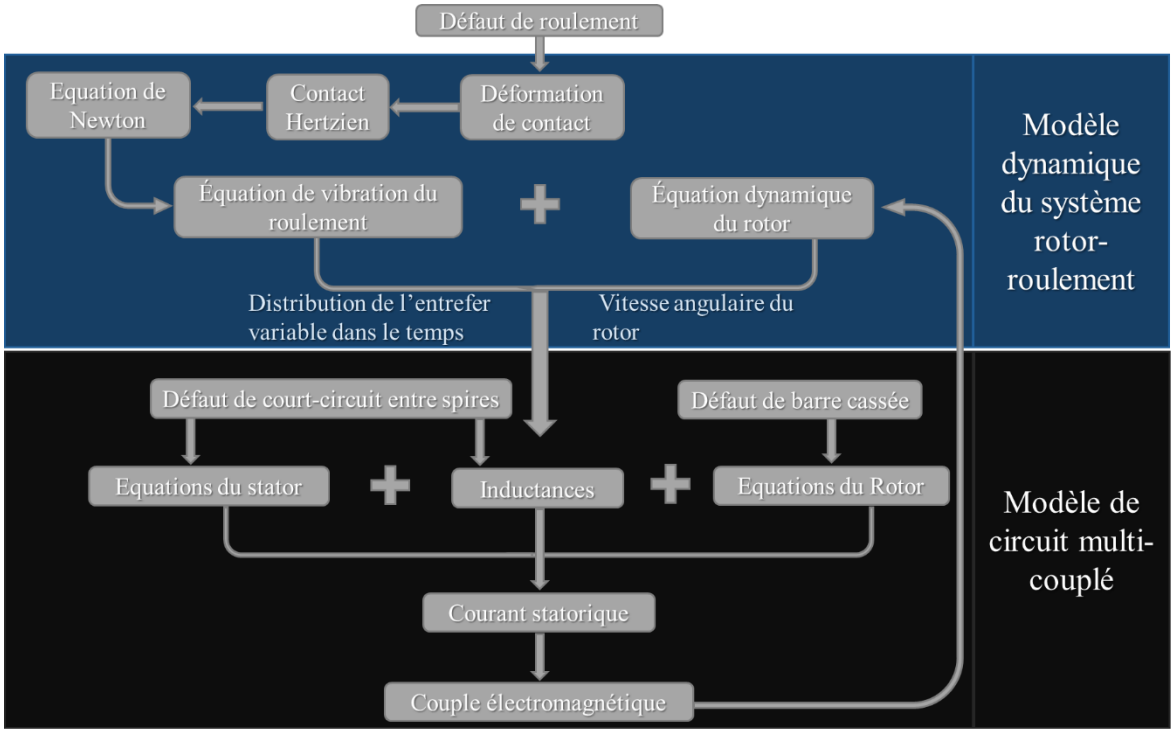


Figure III-10 : Processus de simulation du modèle de courant statorique

Le modèle a été implémenté pour le fonctionnement sain ainsi que pour l'ensemble des configurations défectueuses, afin de simuler la réponse électrique d'un moteur asynchrone à cage d'écureuil. Les paramètres géométriques, électriques et mécaniques utilisées pour cette

première phase de simulation sont ceux du moteur du premier banc d'essai, tels que répertoriés dans le Tableau 1.

Tableau 1: Paramètres géométriques, électriques et mécaniques du moteur ainsi que du signal du premier banc d'essai.

Paramètres du moteur asynchrone			
Nombre de pairs de pôles	2	Fréquence (Hz)	50
Vitesses	1480 tours/min	Courant nominal (A)	3,3/5,8
Nombre de phases	3	Puissance nominale (kW)	1.7
Tension nominale	230/400		
Paramètres du roulement			
Nombre des billes	9	Diamètre de la bague extérieure	4,6e-2
Diamètre des billes (m)	9,5e-3	Angle de contact (°)	0
Paramètres du signal			
Nombre de points (N)	100.000 points	Fréquence d'échantillonnage	20 kHz

Dans le cas du moteur asynchrone à roulement défectueux présentant un écaillage de la bague extérieure, le modèle proposé est utilisé afin de simuler l'influence de ce défaut sur le spectre du courant statorique. Il est ainsi important de déterminer la fréquence de passage sur la bague extérieure (BPFO) selon la relation fournie par [35] :

$$f_{\text{bpo}} = \frac{N_b}{2}\left(1 - \frac{d_b}{D_o}\cos\ \alpha\right)\frac{\omega_s}{2\pi} \tag{III.84}$$

Où N_b est le nombre de billes, d_b leur diamètre et D_o le diamètre de la bague extérieure. Pour le roulement 6206 étudié et pour une vitesse nominale de 1480 tr/min (24,67 Hz), la fréquence calculée est $f_{\text{bpo}} = 88{,}03\text{Hz}$, ce qui correspond à environ 3,57 événements par révolution. Les paramètres du défaut sont définis comme suit : $\theta_0 = 2\pi/3{,}57$ et $L_0 = \arcsin\left(d/D_O\right)$, où d représente la largeur d'écaillage, égale à 1, 2 et 5 mm pour ce premier banc. Comme rapporté dans [233] et [187], l'amplitude du couple de perturbation A_p, déterminée empiriquement, est fixée à 8 Nm. Le glissement, noté s, est défini par l'expression $s = \frac{n_s - n_r}{n_s}$ et permet de quantifier l'écart de vitesse entre le champ tournant synchrone et le rotor. Pour une alimentation de 50 Hz, la vitesse synchrone est $n_s = 1500\ \text{tr/min}$, tandis que la vitesse rotorique mesurée est $n_r = 1480\text{tr/min}$. L'application directe de cette relation conduit à un glissement de $s = 0{,}0133$, valeur représentative du fonctionnement en régime nominal du moteur asynchrone.

Cependant, il est important de souligner que ces paramètres ne constituent pas le seul ensemble utilisé dans l'étude : le modèle sera également simulé et validé à partir d'un second moteur issu

d'un autre banc d'essai. L'utilisation de deux jeux de paramètres distincts permet d'évaluer la capacité du modèle à reproduire fidèlement le comportement de machines différentes, et ainsi d'en vérifier la robustesse et la reproductibilité. À cet effet, le Tableau 2 présente les paramètres correspondants au second moteur, utilisés pour la seconde simulation, laquelle constituera la deuxième étape de validation du modèle.

Tableau 2 : Paramètres géométriques, électriques et mécaniques du moteur ainsi que du signal du deuxième banc d'essai

Paramètres du moteur asynchrone			
Nombre de pairs de pôles	2	Fréquence (Hz)	50
Vitesses	1440 tours/min	Courant nominal (A)	5,1/8,8
Nombre de phases	3	Puissance nominale(kW)	4
Tension nominale	380/420		
Paramètres du roulement			
Nombre des billes	9	Diamètre de la bague extérieure	4,6e-2
Diamètre des billes (m)	9,5e-3	Angle de contact	0°
Paramètres du signal			
Nombre de points (N)	100.000 points	Fréquence d'échantillonnage	20 kHz

Étant donné que le roulement équipant le second moteur est également de type 6206, la fréquence de passage sur la bague extérieure (BPFO), pour une vitesse nominale de 1440 tr/min (soit 24 Hz), est égale à $f_{\text{bpo}} = 85{,}9$ Hz. Les paramètres dérivés de cette fréquence sont calculés selon la même méthodologie que précédemment, ce qui conduit à 3,57 événements par révolution mécanique. Par ailleurs, le glissement associé à ce second banc est égal à $s = 0{,}04$.

L'implémentation du modèle a été réalisée sous MATLAB en utilisant la méthode de Runge–Kutta d'ordre 4 afin de garantir la stabilité et la précision numérique de la résolution. Exécutée sur un ordinateur standard (CPU 1,70 GHz, 16 Go de RAM), la simulation nécessite environ 5 secondes de calcul pour reproduire 5 secondes du comportement dynamique du moteur. Ce temps de calcul réduit constitue une contribution notable de ces travaux, les approches antérieures rapportant des durées nettement plus élevées pour des résolutions équivalentes.

À titre de comparaison, les approches magnétiques exige jusqu'à 2,5 jours de calcul sur un processeur 3 GHz pour une résolution similaire [246]. De même, l'étude par éléments finis présentée dans [208], réalisée sur un processeur Xeon Gold 2,6 GHz doté de 128 Go de RAM, requiert plus de 12 jours pour simuler 17 000 cas de défaut, générant près de 370 Go de données. Les méthodes FEM nécessitent souvent des milliers de simulations supplémentaires pour couvrir l'ensemble des configurations de défauts, entraînant des coûts computationnels et de stockage très élevés, comme également signalé dans [222] et [247]. À l'inverse, le modèle

proposé offre un compromis particulièrement efficace entre précision, rapidité et faisabilité temps réel, le rendant adapté à une utilisation industrielle.

Le processus de simulation ayant été décrit, ainsi que les paramètres adoptés et les outils numériques utilisés pour modéliser les deux moteurs issus des bancs d'essai, nous pouvons désormais présenter et analyser les résultats obtenus. Les sous-sections suivantes détailleront successivement les comportements simulés dans les différentes configurations ; état sain et états dégradés correspondant aux défauts étudiés ; afin d'évaluer la cohérence du modèle avant d'aborder sa validation expérimentale.

III.3.2 Résultats de la simulation du modèle à l'état sain

Cette section porte sur les résultats obtenus pour le moteur à l'état sain, qui constituent la référence nécessaire pour l'analyse comparative avec les configurations avec défauts. Elle met en évidence le comportement nominal du courant statorique tel qu'issu de la simulation. Les Figure III-11 illustrent le signal de courant simulé à l'état sain ainsi que son spectre associé.

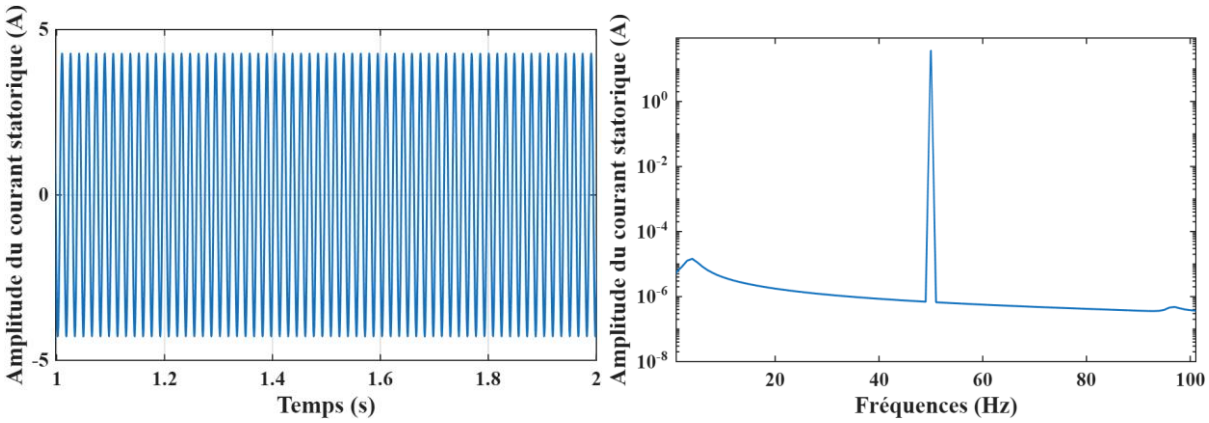


Figure III-11 : (a) Signal de courant dans le cas sain (b) spectre de ce courant

Les Figure III-11 présente le courant statorique simulé à l'état sain. Le signal temporel montre une oscillation stable et périodique, caractéristique du fonctionnement nominal du moteur sans perturbation mécanique ni électrique, conformément aux hypothèses simplificatrices du modèle, ignorant les imperfections réelles telles que les déséquilibres mécaniques, ce qui conduit à un signal parfaitement sinusoïdal. Le spectre associé met en évidence une composante dominante à la fréquence d'alimentation, ici centrée autour de 50 Hz, tandis que les amplitudes des harmoniques et composantes parasites demeurent négligeables. Cet ensemble confirme que le modèle reproduit correctement le comportement attendu en régime sain et constitue une base de référence fiable pour l'analyse des configurations dégradées.

Le modèle ne se limite pas au seul courant mais offre également un regard sur les autres aspects de la dynamique de la machine. Les Figure III-12 présentent ainsi les signaux de couple électromagnétique (a) et (b) de vitesse obtenus dans un fonctionnement sain. Ces tracés servent de base pour une comparaison ultérieure avec les signatures mécaniques en présence d'un défaut, afin de mieux saisir la façon dont la perturbation altère la dynamique mécanique du moteur.

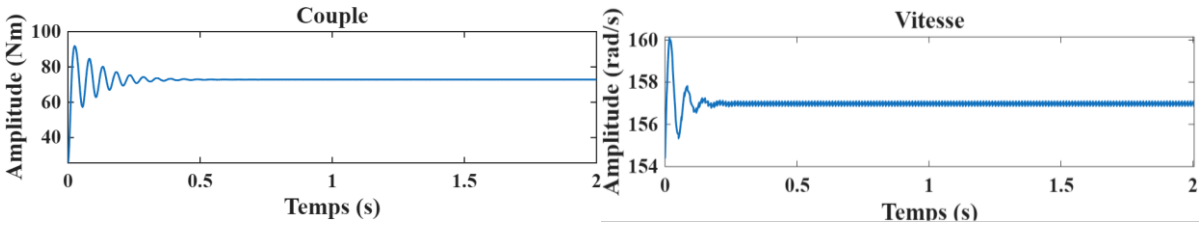


Figure III-12 : Signaux de couple électromagnétique (a) et de vitesse (b) dans le cas sain

Les Figure III-12(a) et (b) présentent respectivement l'évolution du couple et de la vitesse simulés en régime sain. Les deux signaux montrent des oscillations transitoires marquées au démarrage, qui s'amortissent progressivement pour disparaître autour de 0,1 s, traduisant la fin de la phase transitoire. Une fois cette dynamique initiale dissipée, le moteur atteint son régime établi : la vitesse se stabilise autour de sa valeur quasi stationnaire tandis que le couple converge vers un niveau constant, révélant un fonctionnement mécanique désormais régulier.

III.3.3 Résultats de la simulation avec défauts

La section suivante présente l'ensemble des résultats obtenus pour les différentes configurations des défauts simulées dans ce travail. Trois catégories de défauts ont été considérées : le court-circuit entre spires, la barre rotorique cassée et le défaut de roulement. Pour ce dernier, deux approches de modélisation ont été développées et sont comparées afin d'évaluer leur capacité respective à reproduire les phénomènes dynamiques associés. Pour chaque défaut, le signal ainsi que le spectre seront analysés afin d'identifier les signatures caractéristiques induites par les perturbations électromagnétiques ou mécaniques qu'ils génèrent.

III.3.3.1 Résultats de simulation avec défaut de court-circuit

Dans un premier temps, l'analyse porte sur le comportement du moteur en présence d'un court-circuit entre spires, un défaut qui modifie l'équilibre électromagnétique des enroulements statoriques. Les Figure III-13 présentent le signal de courant simulé dans cette configuration ainsi que son spectre associé, qui serviront de base à l'identification des signatures caractéristiques de ce type de dégradation.

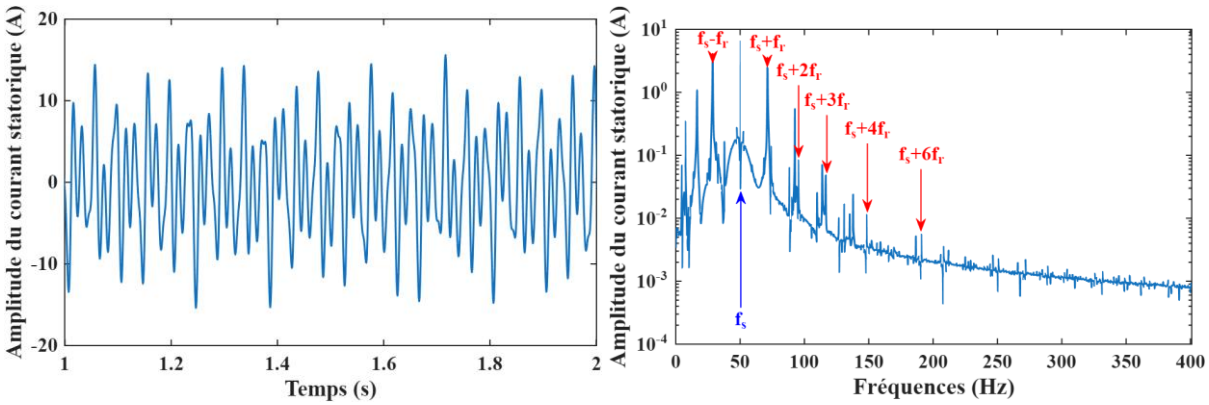


Figure III-13 : (a) Signal de courant avec défaut de court-circuit entre spires (b) spectre de ce courant

La Figure III-13(a) illustre le courant statorique simulé en présence d'un défaut de court-circuit entre spires. Contrairement à l'état sain, le signal temporel présente une irrégularité marquée ainsi qu'une modulation d'amplitude clairement identifiable, traduisant l'asymétrie introduite dans les enroulements. Cette perturbation résulte de la circulation de courants parasites dans les spires court-circuitées, ce qui modifie localement la force magnétomotrice et dégrade la régularité du champ magnétique tournant. Une telle signature temporelle, à la fois localisée et progressive, constitue un indicateur précoce de ce type de défaut et permet d'en caractériser l'évolution potentielle.

L'analyse du spectre présenté sur la Figure III-13(b) met en évidence l'apparition de composantes harmoniques supplémentaires autour de la fréquence fondamentale de 50 Hz. Ces raies latérales, généralement situées aux fréquences du type $f = f_s \pm k f_r$ avec f_r la fréquence mécanique de rotation et $k \in \mathbb{N}$, sont typiques des déséquilibres électriques induits par un court-circuit entre spires. Leur présence traduit une modification du couplage électromagnétique entre phases, et leur amplitude fournit un indicateur pertinent de la sévérité du défaut. À mesure que l'intensité du court-circuit augmente, ces composantes gagnent en amplitude, révélant une interaction rotor-stator plus marquée ; la Figure III-14 illustre clairement cette évolution.

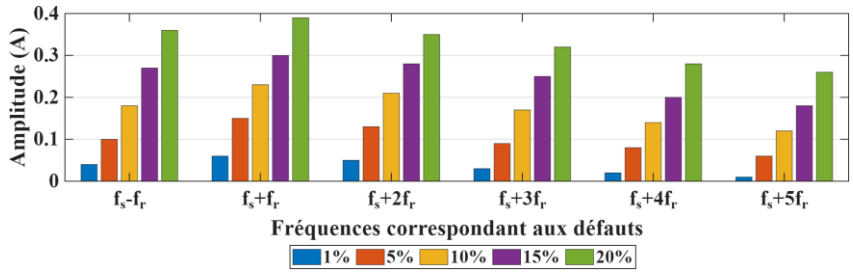


Figure III-14 : Évolution des fréquences de défauts de court-circuit en fonction de sa sévérité

III.3.3.2 Résultats de simulation avec défaut de barre cassée

L'analyse se poursuit avec l'étude du comportement du moteur en présence d'un défaut de barre cassée dans le rotor, dégradation électrique caractérisée par une rupture de la symétrie du circuit rotorique et une altération du champ magnétique tournant. Les Figure III-15 présentent le signal de courant simulé sous cette configuration ainsi que son spectre associé, afin d'identifier les composantes caractéristiques liées à la présence d'une ou plusieurs barres défectueuses.

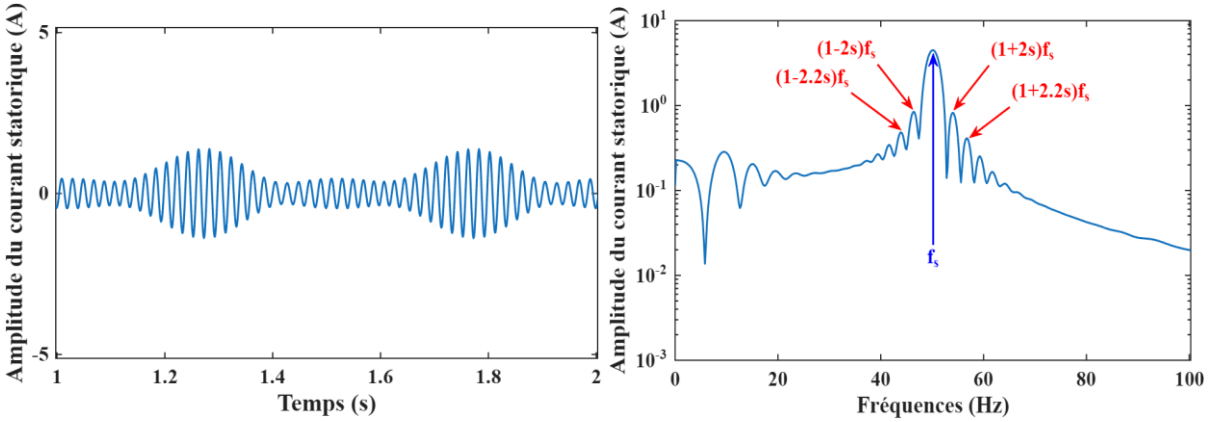


Figure III-15 : Courant statorique simulé (a) et spectre associé (b) en présence d'un défaut de barre cassée

Le signal temporel obtenu en présence d'un défaut de barre cassée (Figure III-15(a)) présente une modulation d'amplitude nette, signature caractéristique de cette dégradation. Cette modulation résulte des oscillations de couple et de l'asymétrie rotorique introduites par la rupture d'une ou plusieurs barres, perturbant ainsi le champ magnétique tournant. L'enveloppe qui se dessine sur le courant statorique témoigne directement de l'influence dynamique du défaut sur la réponse électrique de la machine. Cette évolution du signal dans le domaine temporel constitue un marqueur particulièrement révélateur, fréquemment utilisé dans la détection précoce des défauts rotorique.

La Figure III-15 affiche le spectre fréquentiel associé au courant statorique qui met en évidence les composantes latérales typiques d'un défaut de barre cassée. Autour de la fréquence d'alimentation f_s apparaissent notamment les raies situées à $(1 \pm 2s)f_s$ et $(1 \pm s)f_s$, où s désigne le glissement. Ces composantes résultent de l'interaction entre l'asymétrie rotorique et le champ statorique, et constituent des indicateurs majeurs dans le cadre de l'analyse du courant statorique (MCSA). Leur présence et leur amplitude confirment la signature électromagnétique attendue d'un rotor endommagé, renforçant la cohérence du modèle. Par ailleurs, une sévérité accrue du défaut se traduit par une légère augmentation de l'amplitude de ces raies latérales,

établissant un lien direct entre la signature spectrale et le niveau de dégradation ; la Figure III-16 illustre clairement cette évolution.

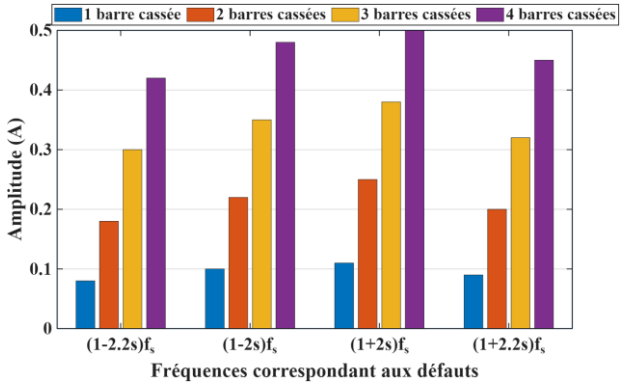


Figure III-16 : Évolution de des amplitudes des fréquences de défaut de barres cassées

III.3.3.3 Résultats de simulation avec défaut de roulement

a) Résultats de simulation du modèle simplifié du défaut de roulement

Les Figure III-17 présentent le courant statorique et son spectre fréquentiel simulés en présence d'un défaut de roulement sur la bague extérieure, modélisé selon l'approche simplifiée retenue dans un premier temps. Ce modèle repose sur l'introduction d'une excitation périodique, représentée ici par un couple de perturbation induit par le passage des billes sur un écaillage de 2 mm de largeur. Il permet de mettre en évidence les signatures électromagnétiques essentielles associées à ce type de dégradation. Ces résultats constituent une première étape d'analyse avant la présentation, ultérieure dans le chapitre, des simulations issues du modèle dynamique complet du défaut de roulement.

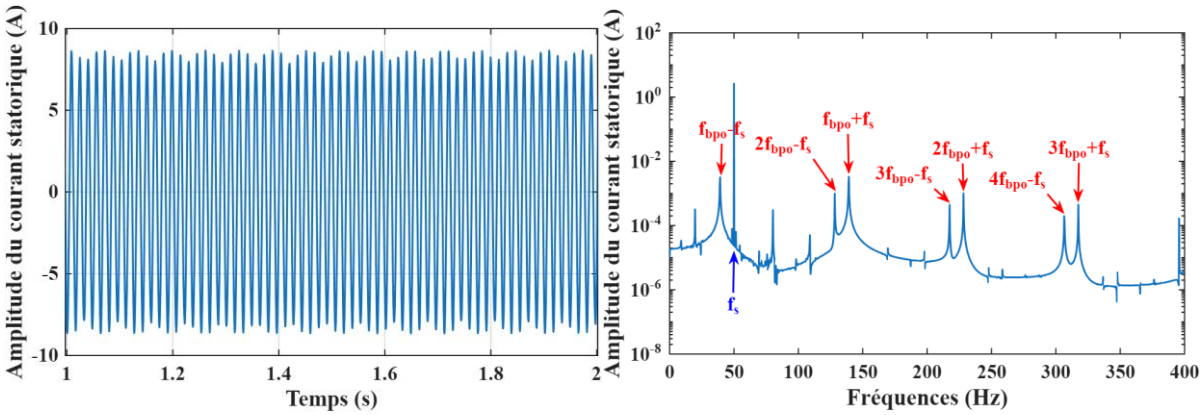


Figure III-17 : Courant statorique simulé du modèle simplifié (a) et spectre associé (b) en présence d'un défaut de roulement

Dans cette configuration simplifiée, le signal temporel du courant statorique (Figure III-17(a)) présente une modulation d'amplitude récurrente, superposée à la composante fondamentale.

Ces fluctuations proviennent de l'excitation périodique imposée pour représenter l'effet du passage des billes sur la zone endommagée de la bague extérieure. Bien que ce modèle ne reproduise pas l'ensemble de la dynamique réelle du rotor, il restitue la perturbation principale engendrée par le défaut : une irrégularité cyclique du courant qui rompt la régularité observée en régime sain. Cette signature temporelle constitue ainsi un premier marqueur utile pour la détection du défaut via l'analyse de courant.

Le spectre associé au courant simulé présenté sur la Figure III-17 (b) révèle l'apparition de raies latérales autour de la fréquence d'alimentation et de ses harmoniques, centrées sur la fréquence caractéristique du défaut de la bague extérieure f_{BPO} et ses multiples. Ces raies, situées à $f_{\mathrm{BPO}} \pm f_s$, traduisent l'effet modulateur du défaut sur la composante fondamentale du courant et résultent directement de l'excitation périodique introduite sous la forme du couple perturbateur dans le cadre du modèle simplifié. L'émergence de plusieurs harmoniques de f_{BPO} reflète la récurrence des impacts mécaniques générés par le passage des billes sur l'écaillage ainsi que la nature non linéaire de la perturbation. Bien que la richesse fréquentielle soit ici moindre que celle attendue avec un modèle dynamique complet, ces composantes fournissent déjà une première indication de la présence et des mécanismes qu'il induit. Une analyse comparative des spectres simulés pour différentes largeurs d'écaillage, de 1 mm à 5 mm, permet de suivre l'évolution de ces signatures en fonction de la sévérité du défaut et d'apprécier la capacité de la méthode à détecter sa progression. À mesure que la largeur de l'écaillage augmente, l'empreinte fréquentielle s'accentue nettement : les raies latérales autour de f_{bpo} et de ses harmoniques gagnent en amplitude. La Figure III-18 prolonge cette analyse en illustrant clairement cette augmentation lorsque la largeur du défaut passe de 1 mm à 5 mm, confirmant la sensibilité du spectre de courant à la sévérité de la dégradation.

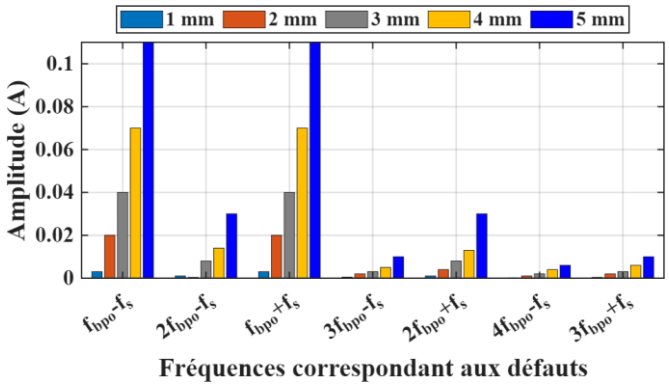


Figure III-18 : Variation d'amplitude des composantes de fréquence relatives au défaut de roulement

En complément du courant statorique, les signaux de couple électromagnétique et de vitesse fourni également par la simulation du modèle, sont aussi sensibles à la présence d'un défaut de roulement sur la bague extérieure. Les Figure III-19 suivantes présentent leur évolution pour deux largeurs d'écaillage, à savoir : 1 mm puis 5 mm ; afin de mettre en évidence l'impact mécanique croissant du défaut. Cette comparaison permettra d'observer comment l'augmentation de la sévérité du défaut modifie la dynamique des oscillations de couple ainsi que les fluctuations de vitesse, offrant ainsi une lecture multiphysique de la dégradation.

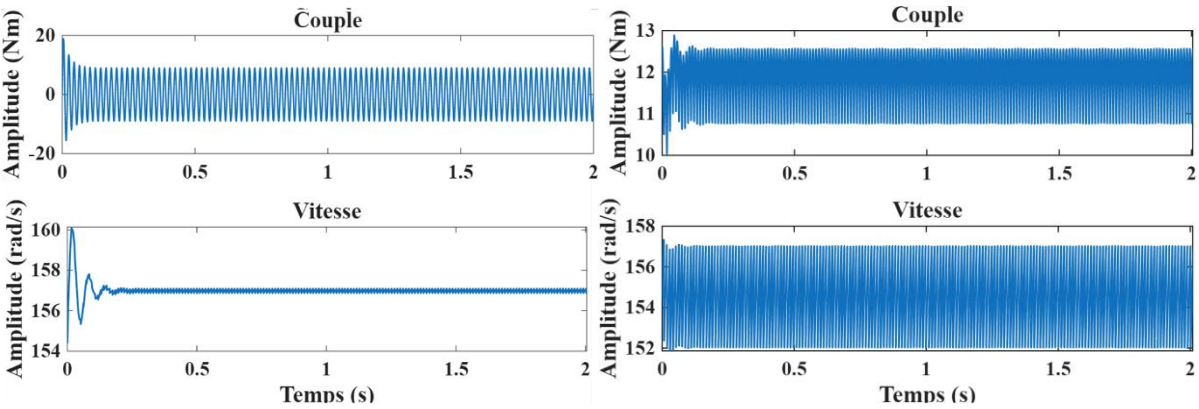


Figure III-19 : Signaux de couple et de vitesse avec un écaillage de 1 mm (a) et 5mm (b)

Les Figure III-19 présentent l'évolution du couple électromagnétique et de la vitesse mécanique du moteur en présence d'un défaut de roulement de type écaillage sur la bague extérieure, avec respectivement une largeur de 1 mm (Figure III-19) et de 5 mm (Figure III-19). Dans les deux configurations, le couple et la vitesse conservent une dynamique globalement stable après la phase transitoire initiale. Toutefois, l'amplitude et la régularité de leurs oscillations diffèrent nettement d'un cas à l'autre. Pour un écaillage de 1 mm, correspondant à un défaut naissant, le couple et la vitesse présentent globalement des fluctuations périodiques semblables à ceux observées dans le cas sain. Ces fluctuations de faible amplitude peuvent être liées aux interactions électromagnétiques, généralement bien structurées et d'amplitude modérée.

En revanche, lorsque la largeur du défaut augmente, comme dans le cas de l'écaillage de 5 mm, l'excitation mécanique devient nettement plus marquée. Les oscillations du couple deviennent alors plus irrégulières, avec une amplitude plus élevée, phénomène attribuable aux perturbations répétitives générées par le passage des éléments roulants sur la zone endommagée. Cette signature mécanique, caractéristique des défauts localisés sur la bague extérieure, se transmet également à la vitesse, qui présente des micro-variations cycliques plus prononcées que dans le scénario du défaut naissant. Cette analyse confirme que la dynamique du moteur en particulier le couple et la vitesse ; constitue un support pertinent pour mettre en

évidence l'influence mécanique du défaut, en complément des signatures observées dans le courant statorique.

b) Résultats de simulation du modèle électromécanique du défaut de roulement

Après l'analyse fondée sur le modèle simplifié du défaut de roulement, l'étude se poursuit avec la présentation du modèle électromécanique, intégrant de manière cohérente les interactions dynamiques entre les déplacements du rotor, les forces de contact non linéaires et la réponse électromagnétique du moteur. Avant d'aborder l'analyse des résultats obtenus en présence d'un défaut de roulement, les performances du modèle amélioré sont d'abord examinées à l'état sain. L'intégration de la dynamique du palier à roulement permet en effet d'améliorer la représentation du comportement électromécanique du moteur, même en l'absence de défaut, en tenant compte des irrégularités mécaniques et des phénomènes vibratoires initialement négligés dans le modèle simplifié. Les Figure III-20 présentent ainsi le courant statorique simulé à partir du modèle amélioré à l'état sain, ainsi que son spectre associé.

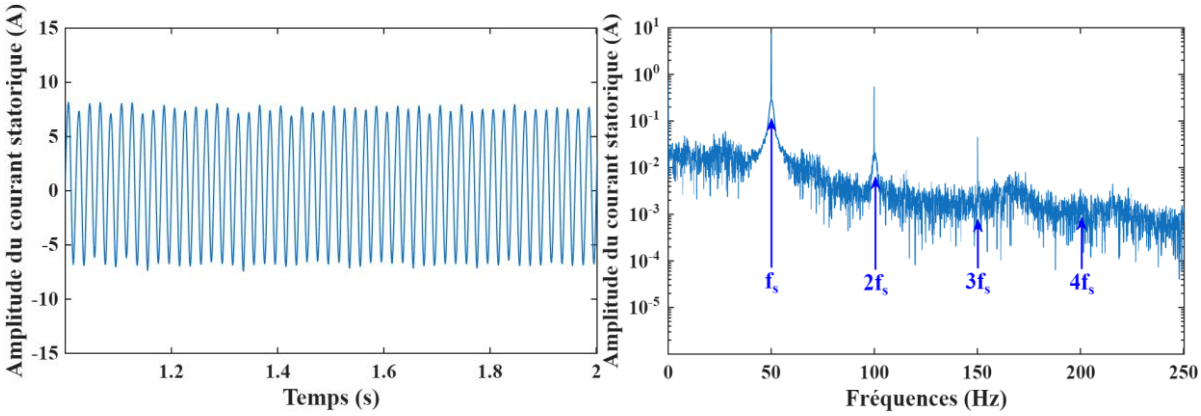


Figure III-20 : Courant statorique simulé du modèle électromécanique (a) et spectre associé (b) à l'état sain

Les Figure III-20 illustrent le courant statorique simulé à partir du modèle électromécanique à l'état sain, ainsi que son spectre fréquentiel associé. Dans le domaine temporel (Figure III-20(a)), le courant statorique présente une forme d'onde quasi sinusoïdale, caractéristique d'un fonctionnement sain du moteur. L'amplitude du signal demeure globalement stable sur l'intervalle de temps considéré, avec de légères fluctuations qui étaient totalement absentes dans le signal issu de la simulation du modèle simplifié, lequel présentait une forme parfaitement sinusoïdale. Ces légères fluctuations traduisent la prise en compte des irrégularités mécaniques et des interactions dynamiques introduites par la modélisation du palier à roulement. Elles restent cependant de faible amplitude, confirmant que l'intégration de la dynamique du roulement n'altère pas le régime global de fonctionnement en l'absence de défaut.

Dans le domaine fréquentiel (Figure III-20(b)), le spectre du courant est dominé par une composante principale à la fréquence d'alimentation f_s, accompagnée de ses harmoniques $2f_s$, $3f_s$et $4f_s$, dont les amplitudes décroissent progressivement. L'absence de bandes latérales marquées autour de la fondamentale et de ses harmoniques confirme l'état sain du spectre et l'absence de modulation associée à un défaut mécanique. Les composantes harmoniques observées, absentes dans le spectre du courant statorique simulé à partir du modèle simplifié, sont essentiellement attribuables aux non-linéarités inhérentes au fonctionnement électromagnétique du moteur et à la modélisation dynamique, sans signature spécifique de dégradation. Ces résultats valident ainsi la cohérence du modèle amélioré à l'état sain et constituent une référence fiable pour l'analyse comparative des signatures induites ultérieurement par l'introduction d'un défaut de roulement.

L'étude se poursuit ensuite avec l'introduction du défaut de la bague extérieure, pour lequel ce modèle plus réaliste permet de reproduire la modulation induite par le passage des billes sur la zone dégradée, en tenant compte des variations instantanées de la géométrie interne et des phénomènes vibratoires associés. Cette approche offre ainsi une description plus fidèle des signatures temporelles et fréquentielles générées par un défaut de roulement. Les Figure III-21 illustrent le courant statorique simulé en présence du défaut ainsi que son spectre, révélant des signatures caractéristiques enrichies par la modélisation dynamique.

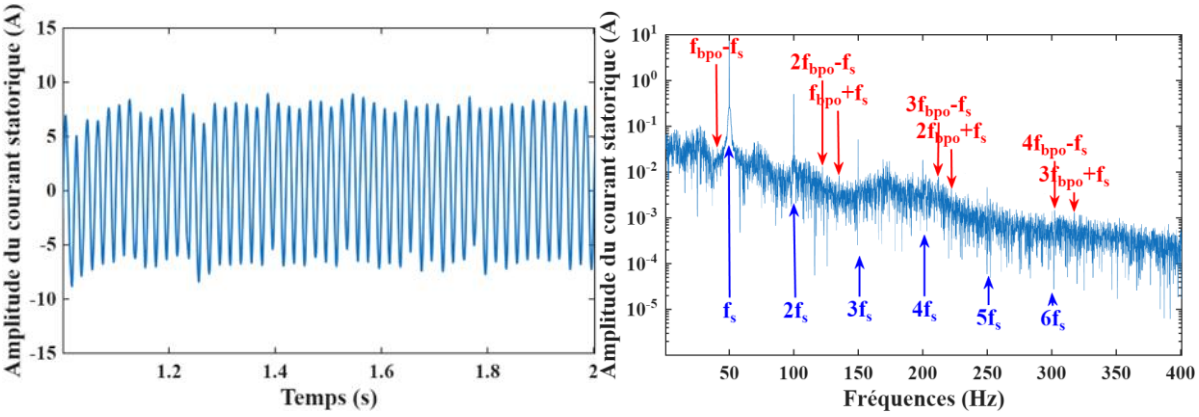


Figure III-21 : Courant statorique simulé du modèle électromécanique (a) et spectre associé (b) en présence d'un défaut de roulement

Le signal temporel issu du modèle électromécanique (Figure III-21(a)) présente une richesse dynamique nettement supérieure à celle observée avec le modèle simplifié. Alors que le premier modèle imposait une excitation périodique artificielle, celui-ci fait émerger naturellement les fluctuations du courant à partir des interactions non linéaires entre les forces de contact, la dynamique rotorique et le couplage électromagnétique. Le courant n'affiche plus seulement une

modulation régulière : il révèle des variations plus irrégulières, légèrement déformées, signature directe des chocs mécaniques intermittents et de la cinématique réelle des billes sur l'écaillage de la bague extérieure. Cette morphologie temporelle, plus dense reflète la nature multiphysique du phénomène, et confirme que l'intégration de la dynamique rotorique enrichit significativement la description du comportement réel du moteur sous défaut.

Le spectre obtenu à partir du modèle électromécanique affiché sur la Figure III-21 (b) se distingue très nettement de celui issu du modèle simplifié, tant par la diversité que par la structuration des harmoniques liées au défaut. Les composantes caractéristiques autour de f_{bpo} et de ses multiples y apparaissent non seulement plus nombreuses, conséquence directe de la génération intrinsèque des impacts mécaniques et de la modulation profonde qu'ils imposent au champ électromagnétique. Là où le premier modèle ne révélait que quelques raies principales, le modèle dynamique déploie un spectre plus fourni : raies latérales multiples, harmoniques d'ordre supérieur, et variations d'amplitude plus progressives, reflet du couplage mécanique-électrique et de la non-linéarité du défaut. Cette densification spectrale met clairement en lumière la supériorité du modèle électromécanique pour capturer les signatures réelles du défaut de roulement, rendant les résultats plus proches des phénomènes observables sur machine réelle.

En complément des grandeurs électriques, le modèle multiphysique génère également des signaux mécaniques, offrant une fenêtre directe sur la dynamique vibratoire induite par le défaut. Parmi ces sorties, l'accélération constitue un indicateur particulièrement sensible aux irrégularités du contact bille–bague et à la géométrie locale de l'écaillage. Bien que ce signal ne soit pas exploité ici pour le diagnostic, l'analyse restant centrée sur la signature du courant ; il illustre la capacité du modèle à restituer la réponse vibratoire associée au défaut. La Figure III-22 présente un signal d'accélération obtenu avec un défaut d'écaillage de la bague extérieure d'une largeur de 3mm, témoignant du potentiel de cette modélisation pour des analyses futures combinant courants et vibrations.

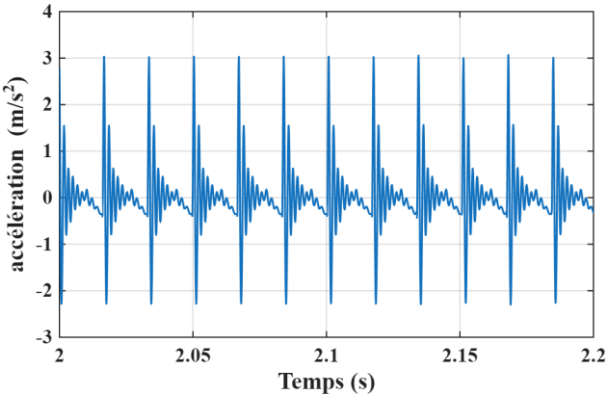


Figure III-22 : Signal simulé d'accélération

III.3.3.4 Résultats de simulation avec défauts électriques et mécaniques combinés

Cette section se focalise sur les résultats de la simulation du modèle lorsque plusieurs défauts coexistent, à savoir : les défauts de roulement, de barre cassée et de court-circuit entre spires. L'objectif est d'analyser la signature électrique du moteur lorsque ces dégradations se superposent pour mettre en exergue des interactions possibles. Les résultats de simulation permettent ainsi d'observer la réponse globale du système et de caractériser l'influence croisée de ces défauts sur le courant statorique. À titre illustratif, les Figure III-23 présenteront le signal simulé ainsi que son spectre associé, offrant une visualisation de ce scénario de défaut combiné.

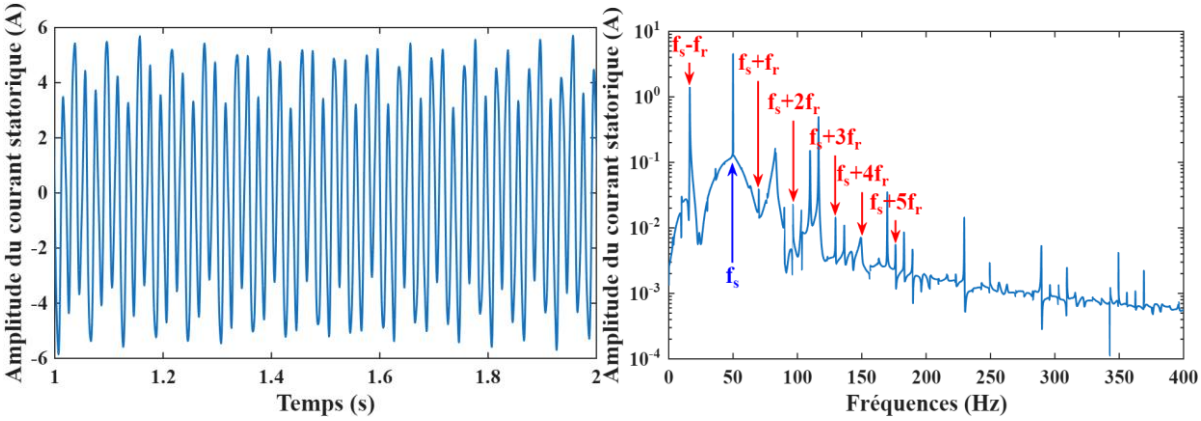


Figure III-23 : Défauts combinés : (a) forme d'onde du courant statorique, (b) spectre de fréquence

Les Figure III-23 présentent le signal de courant simulé ainsi que son spectre pour un moteur asynchrone soumis à un défaut combiné incluant un défaut de roulement, un court-circuit entre spires statoriques et une barre de rotor cassée. Ces résultats mettent en évidence la complexité du comportement électrique du moteur lorsqu'il est simultanément affecté par plusieurs anomalies.

Dans le domaine fréquentiel (Figure III-23b), les composantes caractéristiques du court-circuit statorique ; de type $f_s + kf_r$, dominent nettement le spectre. Cette dominance énergétique traduit l'interaction directe entre ce défaut et le courant statorique, qui conduit à une signature très marquée même pour un court-circuit faiblement développé (0,5 % des spires dans la simulation). À l'inverse, les signatures des défauts mécaniques, notamment celles liées au défaut de roulement et à la barre cassée, sont peu visibles voire totalement absentes. Malgré la sévérité du défaut de roulement modélisé (écaillage de 5 mm sur un 6206) et la présence de quatre barres cassées, aucune composante identifiable ne ressort dans le spectre. Ce masquage s'explique par le chemin de transmission mécanique, plus long (via l'entrefer) et moins énergétiquement couplé au courant, qui rend ces effets négligeables face à l'influence dominante du court-circuit statorique.

En revanche, l'analyse temporelle (Figure III-23a) révèle des modulations d'enveloppe complexes, composées de variations irrégulières et multi-composantes, témoignant d'interactions non linéaires entre les différents défauts. La coexistence d'un défaut de roulement et d'un court-circuit entre spires engendre ainsi des phénomènes d'intermodulation entre fréquences mécaniques et électriques, laissant une empreinte dans le signal temporel malgré l'absence de signatures spectrales distinctes.

Ces modulations se distinguent clairement des signatures obtenues lorsque les défauts sont considérés isolément :

- pour le défaut de roulement (Figure III-17(a) et Figure III-20(a)), une modulation quasi régulière liée aux impacts périodiques ;
- pour la barre cassée (Figure III-15(a)), une modulation basse fréquence associée aux composantes $(1 \pm 2s)f_s$;
- pour le court-circuit entre spires (Figure III-13(a)), des variations lentes et symétriques de l'enveloppe dues au déséquilibre du flux magnétique.

Sous l'effet combiné des trois défauts, ces comportements se superposent et interagissent, générant un signal temporel hétérogène qui révèle des effets mécaniques pourtant invisibles dans le spectre. Ces observations soulignent l'intérêt d'indicateurs temporels spécifiques, capables de capturer les signatures résiduelles des défauts mécaniques dans un contexte dominé par un défaut de court-circuit entre spires. L'exploitation de ces différences pourrait constituer une base discriminante pertinente pour l'entraînement d'algorithmes d'apprentissage supervisé dédiés au diagnostic des défauts combinés. Une approche fondée sur des indicateurs temporels

robustes apparaît ainsi particulièrement prometteuse pour dépasser les limites des analyses strictement fréquentielles dans des scénarios de défauts concurrents.

La simulation du modèle, ainsi que l'analyse conjointe des résultats dans les domaines temporel et fréquentiel, confirment la capacité du modèle électrique adopté, et amélioré, à reproduire le comportement du moteur à l'état sain comme sous diverses configurations de défauts, y compris des scénarios difficiles à reproduire expérimentalement, tels que les défauts combinés. Bien plus, ces résultats permettent surtout de lever l'un des verrous scientifiques identifiés au chapitre précédent, à savoir le temps de résolution du modèle. En effet, la simulation du modèle électrique à l'état sain et en présence de défauts isolés ou combinés nécessite un temps de calcul moyen d'environ 5 secondes. Après intégration du modèle dynamique au sein du modèle électrique initial afin de prendre en compte le couplage électromécanique, le temps de simulation atteint 6,8 secondes, ce qui demeure nettement inférieur aux temps de calcul rapportés dans la littérature et présentés au chapitre précédent pour les modèles magnétiques ou éléments finis, pourtant seuls capables d'assurer un tel couplage. Ces performances en termes de temps de calcul positionnent ainsi le modèle proposé comme un compromis pertinent entre fidélité physique et efficacité numérique, et démontrent le potentiel de l'approche de modélisation employée pour servir de base au développement d'un jumeau numérique, apte à générer les bases de données nécessaires et à entraîner des algorithmes de diagnostic intelligent. Cette avancée ouvre la voie au chapitre suivant, consacré à l'apport du jumeau numérique dans le diagnostic des défauts des moteurs asynchrones.

III.4 Conclusion

Ce chapitre a développé la modélisation électrique adoptée dans cette thèse, ainsi que les contributions apportées à ce type de modélisation dans le cadre de son utilisation pour le développement d'un jumeau numérique du moteur asynchrone dédié au diagnostic et à la surveillance des défauts. Il débute par la présentation de la modélisation à l'état sain, fondée sur les équations de tensions, de flux, d'inductances et leur formulation générale, avant d'introduire progressivement les scénarios de défauts électriques (court-circuit, barre cassée) et mécaniques (roulement). La simplicité du modèle a permis de combiner ces défauts afin de simuler simultanément les dégradations mécaniques et électriques. L'intégration d'un modèle dynamique de palier à roulement dans la structure électrique s'est révélée déterminante, car elle enrichit la représentation des phénomènes mécaniques liés au roulement. Enfin, la présentation accompagnée d'une discussion approfondie des résultats de simulation, en régime sain et

dégradé, illustre la capacité du modèle multiphysique à reproduire fidèlement l'influence individuelle ou combinée de ces défauts sur le comportement de la machine. Ce modèle constitue ainsi une base robuste pour la mise en œuvre d'un jumeau numérique du moteur asynchrone. Sa capacité à reproduire fidèlement le comportement électromécanique du moteur, tout en conservant des temps de calcul compatibles avec des applications quasi temps réel, en fait un outil particulièrement adapté aux problématiques de diagnostic. L'exploitation de ce jumeau numérique pour la détection et l'identification des défauts du moteur asynchrone est développée dans le chapitre suivant.

Chapitre IV
APPORT DU JUMEAU NUMERIQUE POUR LE DIAGNOSTIC DES DEFAUTS DE MOTEUR ASYNCHRONE

IV.1 Validation expérimentale du modèle

Après la simulation du modèle destiné à la génération de la base de données numérique, cette section est consacrée à la validation expérimentale du modèle. Cette étape essentielle consiste à évaluer sa capacité à reproduire le comportement du système réel. La validation repose sur la confrontation des grandeurs simulées aux mesures issues du moteur asynchrone physique, permettant ainsi d'apprécier la pertinence des hypothèses de modélisation adoptées. Elle s'inscrit pleinement dans la démarche de conception du jumeau numérique, en garantissant la cohérence entre le modèle et le système réel, condition nécessaire à une exploitation fiable des données simulées pour les applications de diagnostic et de surveillance. Tout d'abord les bancs d'essai utilisés pour la constitution de la base de données de référence seront présentés, ensuite les différentes méthodes et critères retenus pour la validation du modèle et l'évaluation de ses performances seront également détaillés.

IV.1.1 Présentation des bancs d'essai

Avant de procéder à la validation du modèle, une description des bancs d'essai et du dispositif expérimental est nécessaire, ceux-ci servant à la constitution de la base de données expérimentales utilisées pour l'évaluation du modèle. Cette étape est essentielle, car elle permet de collecter sur le système réel un ensemble de paramètres géométriques, électriques et mécaniques nécessaires à la simulation, garantissant ainsi la cohérence et la pertinence de la comparaison entre les résultats simulés et mesurés. Afin d'évaluer la robustesse et la reproductibilité de l'approche de modélisation proposée, deux bancs d'essai distincts, mais complémentaires destinés à la surveillance des moteurs asynchrones par analyse des courants ont été exploités : le module SUR-ASYNCH (SURveillance des moteurs ASYNCHrones) de la plateforme SIMEXPERT de l'Université de Lubumbashi (UNILU) et le module Moteur asynchrone de la plate SURVIB de l'Université de Reims Champagne-Ardenne (URCA).

IV.1.1.1 Description du module SURveillance du moteur ASYNChrone (SUR-ASYNCH)

Le premier dispositif expérimental utilisé dans le cadre de cette étude est celui du laboratoire de Régulation de la Faculté Polytechnique de l'Université de Lubumbashi. Ce banc d'essai est installé sur une plateforme rigide constituée d'un support en treillis d'acier assurant la stabilité mécanique de l'ensemble. Il permet la réalisation des mesures nécessaires à la validation du

modèle du moteur asynchrone dans différentes conditions de fonctionnement. Le schéma de ce banc d'essai est présenté à la Figure IV-1.

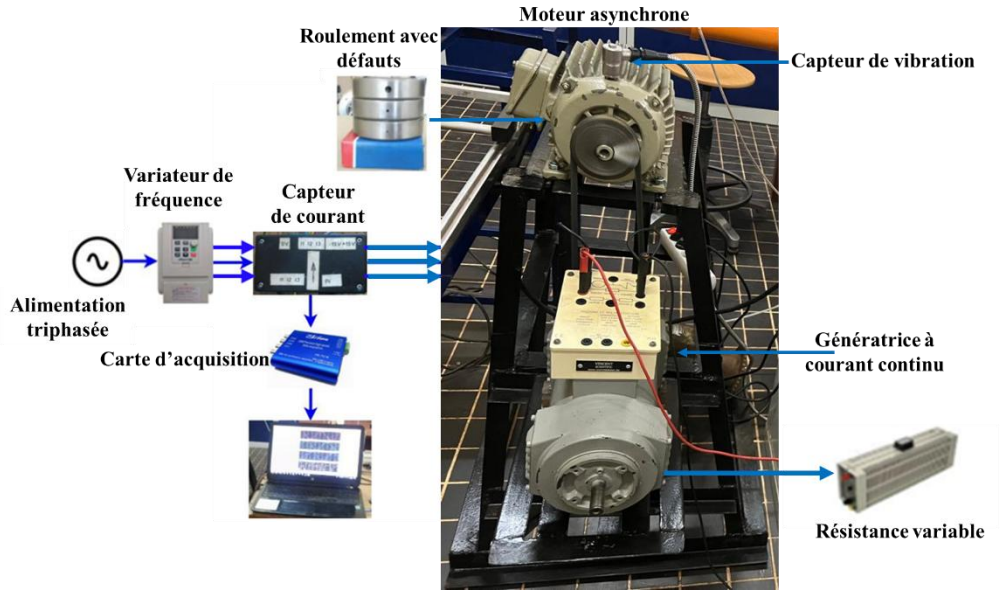


Figure IV-1 : Module de SURveillance des Moteurs ASYNChrone

Le banc d'essai présenté à la Figure IV-1 est constitué d'un moteur asynchrone (dont les caractéristiques sont données dans le tableau 1), alimenté par un variateur de vitesse et couplé mécaniquement à une génératrice à courant continu jouant le rôle de charge. La transmission entre les deux machines est assurée par un système poulie–courroie. Le moteur à courant continu fonctionne en génératrice, débite dans une résistance variable comprise entre 0 et 330 Ω par pas de 55 Ω, ce qui permet de faire varier le couple résistant appliqué au moteur asynchrone. La génératrice utilisée est caractérisée par une tension nominale de 220V, un courant nominal de 1,45A, une excitation de 91V et de 0,16A, une puissance de 300W et une vitesse nominale de 1480 tr/min. Le couple électromagnétique développé par la génératrice, équivalent au couple de charge exercé sur le moteur asynchrone, s'exprime selon la formule (IV.1) :

$$T_{\text{ch}} = \frac{U_g I_g}{\omega_g} \qquad \text{(IV.1)}$$

Avec $\omega_g = \frac{2\pi n_g}{60}$ la vitesse angulaire de la génératrice.

En faisant varier la résistance de charge R_{ch}, le courant généré $I_g = \frac{U_g}{R_{\text{ch}}}$ se modifie, entraînant une variation du couple. En remplaçant les différentes valeurs dans l'équation (IV.1), en négligeant les pertes mécaniques, fer et cuivre de l'induit, on obtient des couples de charge

appliqués à l'arbre du moteur compris entre 0,85 Nm et 2,84 Nm. Ces niveaux de charge demeurent modérés, ce qui permet de limiter les phénomènes de saturation magnétique au sein du circuit statorique, en cohérence avec l'une des hypothèses simplificatrices retenues dans la modélisation, à savoir la négligence des effets de saturation.

Afin d'analyser la réponse électrique du moteur, le courant statorique a été mesuré au moyen d'un capteur de courant de type LA55P. Le signal ainsi acquis a été échantillonné à une fréquence de 20 kHz, choisie afin de couvrir au double la bande fréquentielle contenant les composantes caractéristiques du fonctionnement du moteur asynchrone, aussi bien à l'état sain qu'en présence des différents défauts. Cette fréquence d'échantillonnage permet en particulier de respecter le critère de Nyquist pour les harmoniques d'intérêt liées aux phénomènes électromagnétiques et mécaniques étudiés, tout en offrant une résolution temporelle suffisante pour l'analyse dynamique. L'acquisition a été réalisée à l'aide d'une carte d'acquisition avec une résolution de 24 bits, garantissant une résolution élevée et une restitution fidèle des composantes fréquentielles d'intérêt. Les signaux mesurés ont ensuite été analysés sous environnement MATLAB, où l'analyse temporelle et spectrale ont été effectuées afin de préparer les données pour la validation expérimentale du modèle.

Pour la simulation de chaque défaut, une configuration expérimentale correspondante a été mise en œuvre. Concernant le défaut de roulement, le moteur est équipé de roulements à billes à gorges profondes de type SKF 6206. Des défauts localisés sur la bague extérieure ont été créés artificiellement par perçage, selon trois niveaux de sévérité correspondant à des diamètres de 1, 2 et 5 mm (Figure IV-1). Ces roulements endommagés ont été installés à l'intérieur du moteur, du côté charge, et montés successivement afin de reproduire différentes sévérités de dégradation. Le défaut de barre cassée a quant à lui, été simulé en dernier lieu en ouvrant l'une des barres du rotor.

Pour reproduire expérimentalement un court-circuit inter-spires, l'approche retenue consiste à placer une résistance $R_{f,phase}$ en parallèle sur la phase concernée. Ce shunt externe permet de réduire artificiellement l'impédance de phase de manière contrôlée, de façon analogue à la diminution locale d'impédance provoquée par un court-circuit sur une fraction des spires. La détermination des résistances correspondant à des défauts de 10 %, 15 % et 30 % repose à la fois sur des mesures préalables en régime sain et sur une modélisation analytique de l'enroulement.

Les paramètres du bobinage sain ont d'abord été identifiés : la résistance statorique par phase issue de l'essai en continu est R_s = 1,77 Ω, et la réactance de fuite de référence obtenue à partir des essais à vide et rotor bloqué vaut X_{ref}= 5,25 Ω. Le nombre total de spires a été fixé à $N_t = 280$, conformément aux spécifications d'un moteur de la même gamme[165]. Pour un défaut touchant une fraction q des spires, le nombre de spires court-circuitées est k = round (q N_t). Ce segment est modélisé par l'impédance donnée à l'équation IV.2.

$$Z_{seg} = R_{seg} + jX_{seg} \tag{IV.2}$$

Avec $R_{seg} = \frac{k}{N_t} R_s$ et $X_{seg} = (\frac{k}{N_t})^2 X_{ref}$ (IV.3)

Afin de caractériser l'effet électrique d'un court-circuit réellement localisé, on calcule ensuite la résistance idéale $R_{f,seg}$ qui, placée directement sur ce segment interne, comme illustré à la Figure IV-2, dériverait une fraction p = 0,95 du courant (court-circuit sévère). L'admittance du segment est donnée par l'équation IV.4.

$$Y_{seg} = G + jB = \frac{1}{R_{seg} + jX_{seg}} \tag{IV.4}$$

où G représente la conductance du segment, associée à sa partie résistive, et B sa susceptance, liée à la partie réactive. L'équation IV.4 permet d'imposer la condition suivante :

$$p = \frac{a}{\sqrt{(a+G)^2 + B^2}}, a = \frac{1}{R_{f,seg}} \tag{IV.5}$$

La résolution analytique de l'équation IV.4 fournit l'expression de a, tel que :

$$a = \frac{p^2 G + p\sqrt{G^2 + (1-p^2)B^2}}{1-p^2} \tag{IV.6}$$

D'où les valeurs théoriques pour 10 %, 15 % et 30 % de défaut peuvent être calculées et données par les valeurs suivantes : $R_{f,seg}$= 0,01012 ; 0,1664 et 0,004909 Ω.

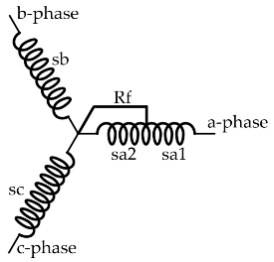


Figure IV-2 : Schéma de simulation du défaut de court-circuit entre spires à l'aide de la résistance $\boldsymbol{R_f}$

Ces résistances extrêmement faibles représentent le shunt local idéal, physiquement inaccessible dans un moteur à cage d'écureuil en fonctionnement. La résistance réellement installée au laboratoire doit donc être placée aux bornes de la phase. Pour obtenir une équivalence électrique cohérente, l'impédance cible du bobinage défectueux, peut être calculé par l'équation (IV.7).

$$Z_{eq,cible} = Z_{rest} + \frac{Z_{seg}\, R_{f,seg}}{Z_{seg} + R_{f,seg}}, Z_{rest} = Z_{ref} - Z_{seg} \quad \text{(IV.7)}$$

Cette impédance cible est complexe et inclut une réduction conjointe de la partie résistive et de la partie réactive. Toutefois, un shunt externe réel ne peut reproduire que la partie résistive de cette impédance. Ce choix est justifié : dans un court-circuit inter-spires, l'effet dominant sur les grandeurs mesurées (courant, pertes, échauffement) provient en premier lieu de la diminution de la composante active de l'impédance, tandis que la réactance varie peu à l'échelle locale.

La résistance à connecter sur la phase, $R_{f,phase}$, est donc déterminée en imposant l'égalité entre la partie réelle de l'impédance cible et celle obtenue par un montage en parallèle, tel que :

$$R_{f,phase} = \frac{R_{eq,cible}^{(act)}\, R_s}{R_s - R_{eq,cible}^{(act)}} \quad \text{(IV.7)}$$

Où $R_{eq,cible}^{(act)} = \Re\{Z_{eq,cible}\}$.

En appliquant cette procédure pour les trois niveaux de défaut, les résistances nécessaires au shunt de phase sont : $R_{f,phase}$= 16.9, 10.8 et 4.68 Ω. Au laboratoire, ces valeurs de résistance ont été approchées par des valeurs normalisées disponibles en laboratoire, à savoir : 18 Ω, 11 Ω et 5 Ω, l'écart restant inférieur aux tolérances usuelles des composants.

Ces résistances ont ensuite été montées en parallèle de la phase lors des essais au banc, avec un contrôle systématique de la puissance dissipée et de l'échauffement, garantissant une reproduction sûre, progressive et fidèle du court-circuit inter-spires.

L'étude s'appuie sur l'acquisition de différents modes de fonctionnement sur le banc d'essai. Cinq niveaux de charge et de vitesse ont été mesurés à l'état sain ainsi qu'en présence des différents défauts, pour plusieurs niveaux de sévérité. Les signaux d'une durée de 5 secondes ont été découpés en 10 sections. La base de données complète des signaux enregistrés est présentée dans le Tableau 3.

Tableau 3 : Base de données expérimentales issue du premier banc.

Conditions		**Etat du moteur**			**Effectifs**
4 vitesses	4 charges	Court-circuit	Barre cassée	Roulement	- Etat sain : 4x4x1=16
35Hz	A vide	Etat sain	Etat sain	Etat sain	– Court-circuit : 4x4x3=48
40Hz	0.85Nm	10%		1mm	- Barre cassé : 4x4x1=16
45Hz	1.42Nm	15%	Une barre cassée	2mm	- Roulement : 4x4x3=48
50Hz	2.85Nm	20%		5mm	**Total :128 signaux**

IV.1.1.2 Description du module moteur asynchrone du banc SURVIB

Le second dispositif expérimental a été utilisé pour la validation complémentaire du modèle. Installé au sein du laboratoire ITheMM de l'Université de Reims Champagne-Ardenne, ce banc d'essai présente une configuration globalement similaire à celle du premier dispositif. Son intérêt réside dans la possibilité de comparer les prédictions du modèle à des données acquises dans des conditions expérimentales équivalentes, mais sur des équipements distincts, garantissant ainsi une validation plus robuste et une meilleure reproductibilité de l'approche multiphysique proposée. Cette démarche met également en évidence le caractère générique et transférable de l'approche, qui peut être appliquée à d'autres moteurs asynchrones et, plus largement, à d'autres dispositifs électromécaniques présentant des mécanismes de couplage similaires. La Figure IV-3 illustre l'architecture générale de ce banc d'essai.

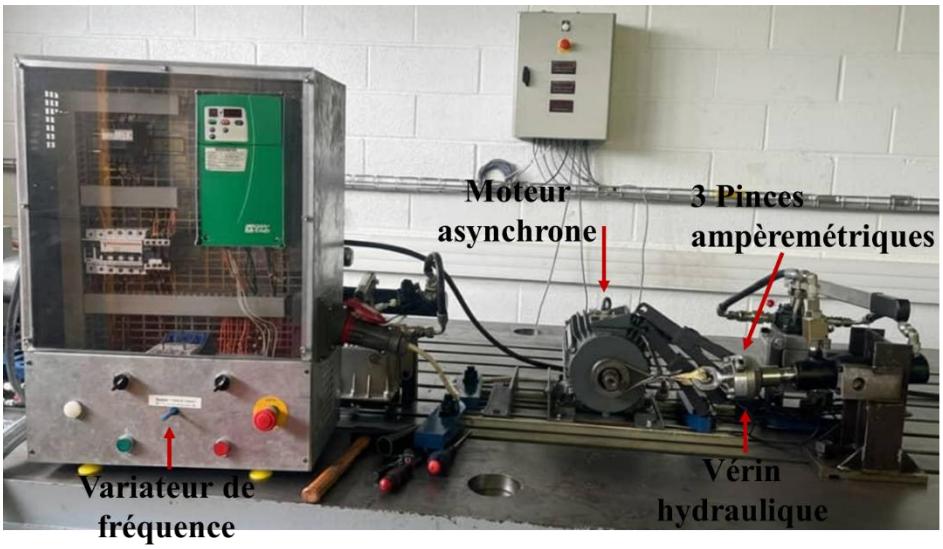


Figure IV-3 : Module moteur asynchrone du banc SURVIB

La Figure IV-3 présente l'architecture du second banc d'essai. Ce dispositif comprend un moteur asynchrone (dont les caractéristiques sont données dans le tableau 2) alimenté par un variateur de vitesse, permettant d'imposer différentes conditions de fonctionnement en vitesse. Le moteur est mécaniquement couplé à un vérin hydraulique via un accouplement rigide ; ce vérin agit comme une charge est réglable manuellement dans l'intervalle [0, 500 daN]. L'ensemble est monté sur un châssis instrumenté.

Trois capteurs de courant sont positionnés sur les phases statoriques afin de mesurer les courants d'alimentation du moteur. Les signaux recueillis sont acquis par un système OROS multivoies haute résolution (24 bits) relié à un poste informatique chargé de l'enregistrement et du traitement des données.

Les signaux mesurés ont été traités sous MATLAB, comme pour le premier dispositif. Sur ce banc d'essai, des acquisitions ont été réalisées pour différents niveaux de vitesse et de charge à l'état sain ; la base de données correspondante est présentée dans le Tableau 4. Comme précédemment, chaque enregistrement de 5 secondes a été segmenté en 10 sous-signaux.

Tableau 4 : Base de données expérimentales issue du deuxième banc

Conditions		**Etat du moteur**	**Effectifs**
4 vitesses	4 charges	Etat sain	4 signaux
35Hz	A vide		4 signaux

40Hz	360 daN		- 4 signaux
45Hz	430 daN		- 4 signaux
50Hz	500 daN		**Total :16 signaux**

IV.1.2 Validation du modèle

Après avoir intégré successivement les paramètres issus de chacun des bancs dans le modèle, les simulations obtenues ont été confrontées aux mesures réelles afin d'apprécier la cohérence des résultats et d'évaluer la pertinence des hypothèses retenues. Cette démarche de validation s'inscrit au cœur du processus de développement du jumeau numérique, puisqu'elle conditionne son utilisation ultérieure dans l'analyse et le diagnostic des défauts étudiés.

Les signaux de courants statoriques mesurés sur les deux bancs (module moteur asynchrone du banc SURVIB et module SUR-ASYNCH) présentent des caractéristiques globalement similaires, à l'exception des amplitudes maximales, qui varient autour de ±5 A pour module moteur asynchrone du banc SURVIB et ±7 A pour le module SURveillance des moteurs ASYNChrone. Étant donné que toutes les configurations (sain et différents défauts) ont été simulées sur le module SURveillance du moteur ASYNChrone, alors que seul l'état sain a été enregistré sur le module moteur asynchrone du banc SURVIB, les résultats des deux volets de validation présentés dans les sections suivantes se concentrent uniquement sur le module SURveillance des moteurs ASYNChrone, le seul permettant une comparaison entre l'état sain et les différents défauts simulés.

IV.1.2.1 Validation qualitative

La validation qualitative consiste à confronter visuellement les résultats simulés aux mesures expérimentales issues des deux bancs d'essais. Dans le domaine temporel, les formes d'onde simulées sont superposées à celles mesurées afin d'examiner la cohérence des amplitudes, des variations dynamiques et des signatures caractéristiques associées aux différents régimes de fonctionnement et aux défauts étudiés. Dans le domaine fréquentiel, les spectres obtenus à partir des signaux simulés sont comparés à ceux dérivés des signaux réels, ce qui permet de vérifier la présence et la position relative des composantes fréquentielles attendues. Cette analyse conjointe du temps et de la fréquence offre une première évaluation du réalisme du modèle et de sa capacité à reproduire les phénomènes physiques observés sur le système réel.

Dans la suite, cette validation qualitative est réalisée pour chacune des conditions simulées au chapitre précédent : d'abord à l'état sain, puis pour les différents scénarios de défauts : défaut de roulement et défauts électriques afin d'examiner en détail la fidélité du modèle face aux signatures spécifiques à chaque situation.

a) Validation qualitative du modèle à l'état sain

Afin d'établir une base de référence solide avant l'étude des scénarios dégradés, la validation du modèle débute par l'analyse du moteur en régime sain. Cette étape permet de vérifier que la structure dynamique et électromagnétique du modèle restitue correctement le comportement nominal de la machine. Les Figure IV-4 illustrent la superposition des courants statoriques mesuré et simulé à l'état sain ainsi que leurs spectres associés.

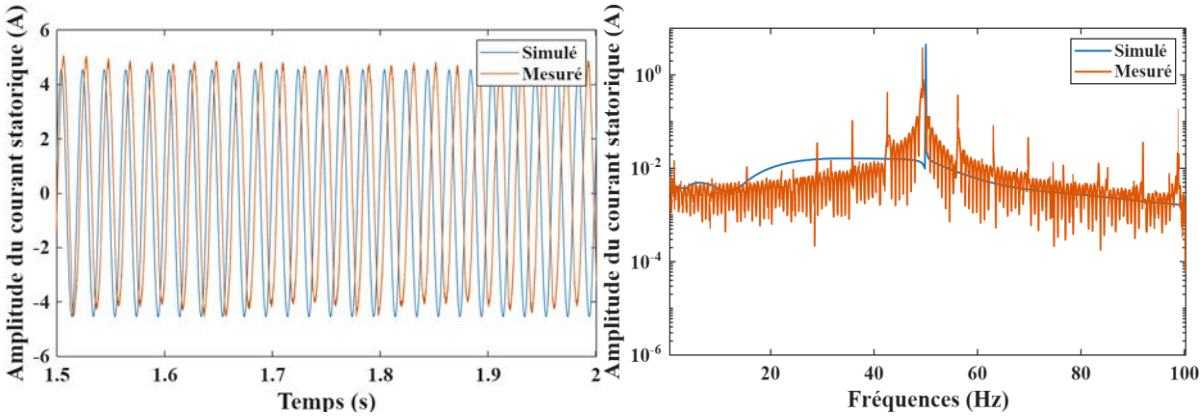


Figure IV-4 : Comparaison entre les signaux (a) et spectres (b) simulés et mesurés à l'état sain

La Figure IV-4 (a) présente la superposition du courant statorique simulé (bleu) et mesuré (rouge) en régime sain. Les deux signaux exhibent une structure temporelle globalement régulière, caractérisée par une forme quasi sinusoïdale stable. Les deux tracés se suivent avec une cohérence satisfaisante, bien que le signal réel exhibe une légère dispersion d'amplitude liée, aux incertitudes paramétriques, aux variations de charge en conditions réelles ou à des phénomènes non modélisés tels que les irrégularités électromagnétiques, les effets thermiques et le bruit inhérents à l'environnement expérimental. L'ensemble confirme que le modèle restitue correctement la dynamique fondamentale du courant statorique en régime sain.

La Figure IV-4 (b) compare les spectres de courant simulé et mesuré. Le spectre simulé présente une structure harmonique nette, dominée par la seule composante fondamentale à 50 Hz, conformément au fonctionnement attendu d'un moteur sain sous les hypothèses simplificatrices retenues. Le spectre mesuré reproduit, en plus de cette composante principale, des harmoniques liées au déséquilibre de tension non prise en compte dans le modèle. Ce spectre présente

également un bruit de fond ainsi qu'une dispersion des amplitudes, reflétant les perturbations inhérentes aux mesures expérimentales et aux phénomènes réels non pris en compte dans le modèle (vibrations, couplages parasites, perturbations réseau, etc.). La concordance de la fondamentale, qui est la fréquence d'alimentation, composante principalement attendue, confirme la validité fréquentielle du modèle dans des conditions nominales.

Le modèle a été validé sur les deux bancs d'essai, et les comparaisons obtenues montrent des signaux temporels ainsi que des spectres presque identiques, à l'exception des amplitudes, naturellement différentes en raison des courants nominaux propres à chaque moteur. Malgré cette variation attendue, les deux jeux de résultats démontrent la capacité du modèle à reproduire fidèlement le comportement du moteur, indépendamment de ses caractéristiques nominales. Pour des raisons de concision, seules les figures correspondant au moteur du premier banc sont présentées, les validations obtenues sur l'autre banc étant similaires en termes de forme d'onde et de structure fréquentielle, à la différence près du niveau d'amplitude.

b) Validation qualitative du modèle avec défaut de court-circuit entre spires

La première étape de la validation qualitative en présence d'un défaut porte sur l'évaluation du modèle de court-circuit entre spires statoriques. Ce type d'anomalie modifie à la fois la symétrie magnétique et la répartition des courants dans les enroulements, produisant des signatures temporelles et fréquentielles spécifiques qu'un modèle fiable doit être en mesure de reproduire. Les Figure IV-5 illustre ainsi la superposition des signaux simulés et mesurés, ainsi que celle de leurs spectres associés, afin d'examiner la cohérence des amplitudes, des modulations et des composantes caractéristiques induites par ce défaut électrique. Cette comparaison visuelle permet d'apprécier la capacité du modèle à capturer les perturbations propres au court-circuit et à restituer les phénomènes qui en découlent.

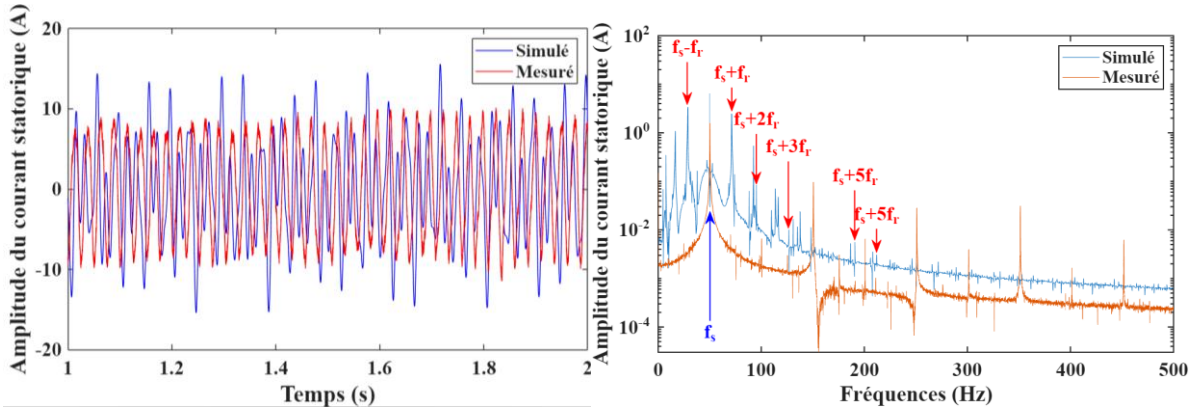


Figure IV-5 : Comparaison entre les signaux (a) et spectres (b) simulés et mesurés avec défaut de court-circuit entre spires

La Figure IV-5 (a) compare les signaux de courant statorique simulés et mesurés en cas de court-circuit entre spires. Les deux présentent une modulation d'amplitude due à l'asymétrie électromagnétique. La simulation reproduit fidèlement la forme d'onde, l'enveloppe et la modulation observées dans le signal mesuré. De petites variations dans l'amplitude maximale et le contenu en hautes fréquences peuvent s'expliquer par des incertitudes sur les paramètres du modèle ou par le bruit présent dans les mesures. Globalement, le modèle reproduit efficacement la dynamique temporelle du défaut. Figure IV-5(b) présente les spectres correspondants. Les deux présentent des raies latérales liées au défaut à $f_s + kf_r$, avec un bon alignement en fréquence et en amplitude au voisinage de la fréquence fondamentale. Les écarts observés dans les hautes fréquences sont probablement dus au bruit ou à des simplifications du modèle. Les résultats confirment la capacité du modèle à reproduire les principales caractéristiques spectrales des courts-circuits entre spires.

c) Validation qualitative du modèle avec défaut de barre cassée

La validation qualitative se poursuit avec l'analyse du comportement du modèle en présence d'un défaut de barre cassée au rotor, une anomalie qui perturbe l'équilibre électromagnétique de la machine et génère des modulations caractéristiques dans le courant statorique. Afin d'évaluer la capacité du modèle à reproduire ces effets, les Figure IV-6 présentent la superposition des signaux simulés et mesurés, ainsi que la comparaison de leurs spectres associés. Cette confrontation visuelle permet d'examiner la cohérence des enveloppes temporelles, des variations d'amplitude et des composantes fréquentielles typiques de ce défaut, et constitue une étape essentielle pour juger de la fidélité du modèle dans ce scénario rotorique dégradé.

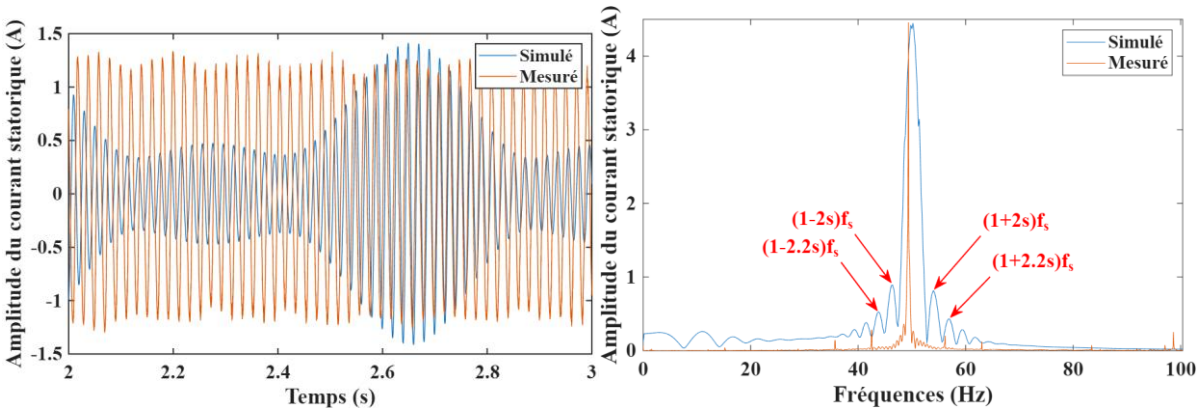


Figure IV-6 : Comparaison entre signaux de courant du stator simulés et mesurés (a) et spectres correspondants (b) en cas de défaut de barre de rotor cassée

La Figure IV-6 (a), présente la superposition des courants simulés et mesurés en présence d'un défaut de barre cassée du rotor. Les deux signaux mettent clairement en évidence la modulation d'amplitude caractéristique de ce type de défaut, liée aux oscillations du couple électromagnétique induites par l'asymétrie rotorique. Le modèle reproduit correctement cette enveloppe lente ainsi que la dynamique générale de la forme d'onde, malgré quelques écarts localisés ; notamment entre 2,15 et 2,45 s, où l'amplitude simulée diminue plus fortement tandis que l'amplitude mesurée reste supérieure. Ces différences peuvent résulter de phénomènes non modélisés, tels que la saturation magnétique ou certaines perturbations mécaniques, mais n'altèrent pas la cohérence globale de la tendance observée. La Figure IV-6 (b) confirme cette cohérence dans le domaine fréquentiel : les spectres simulé et mesuré présentent des bandes latérales caractéristiques autour de la composante fondamentale à 50 Hz, notamment aux fréquences $(1 \pm 2s)f_s$ et $(1 \pm 2.2s)f_s$, signatures typiques des défauts de rotor. La simulation restitue fidèlement la position de ces composantes, tandis que les légères divergences observées dans le spectre mesuré peuvent être attribuées au bruit ou aux effets de fenêtrage. L'ensemble de ces résultats démontre la capacité du modèle à capturer de manière satisfaisante les signatures temporelles et fréquentielles du défaut de barre cassée.

d) Validation qualitative du modèle simplifié du défaut de roulement

La validation qualitative s'étend ensuite à l'analyse du modèle simplifié de roulement en présence d'un défaut, un phénomène qui introduit des irrégularités mécaniques se répercutant directement sur la forme d'onde du courant et sur sa signature fréquentielle. L'objectif est d'évaluer la capacité du modèle à reproduire ces perturbations dynamiques caractéristiques, tant dans le domaine temporel que dans le domaine spectral. Les Figure IV-7 illustrent cette comparaison en présentant, d'une part, la superposition des signaux simulés et mesurés (a), et d'autre part, la confrontation de leurs spectres associés (b).

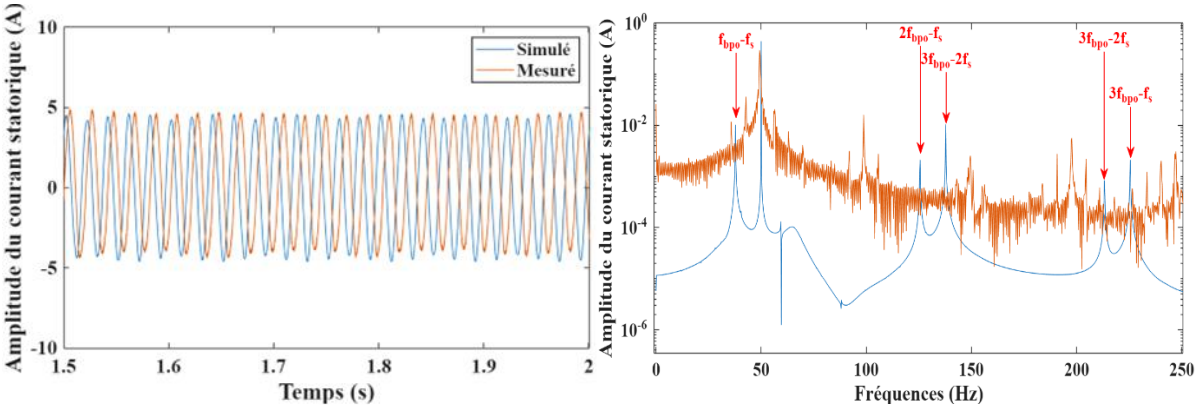


Figure IV-7 : Comparaison des signaux (a) et des spectres correspondants (b) simulés et mesurés avec défaut de roulement

La Figure IV-7 (a) montre que les courants simulé et mesuré présentent tous deux une modulation d'amplitude relativement discrète mais clairement perceptible, typique d'un défaut situé sur la bague extérieure du roulement. Cette ondulation lente, superposée à la composante fondamentale, traduit l'irrégularité cyclique induite par le passage des billes sur la zone endommagée. Dans le cadre du modèle simplifié, cette modulation est reproduite, bien que son amplitude soit légèrement plus régulière et moins perturbée que dans le signal mesuré, ce dernier intégrant inévitablement des effets mécaniques et électromagnétiques supplémentaires non modélisés. Néanmoins, la similitude globale des enveloppes et des fluctuations confirme que le modèle capture correctement la perturbation principale générée par le défaut.

La Figure IV-7 (b) prolonge cette analyse dans le domaine fréquentiel en comparant les spectres mesuré et simulé. Les composantes caractéristiques du défaut, annotées en rouge, apparaissent clairement dans les deux spectres, ce qui atteste de la cohérence physique du modèle simplifié et de sa capacité à restituer les signatures spectrales attendues, notamment les fréquences du type $f_{bpo} \pm f_s$ et la modulation autour de la fondamentale et de ses harmoniques. Le spectre simulé reproduit fidèlement cette architecture harmonique, tandis que le spectre mesuré présente un niveau de bruit plus élevé et une dispersion d'amplitude plus marquée, phénomènes inhérents aux conditions expérimentales et aux interactions réelles non prises en compte dans la modélisation. L'ensemble confirme que le modèle décrit correctement les signatures temporelles et fréquentielles associées au défaut de roulement.

e) Validation qualitative du modèle amélioré du défaut de roulement

Après la validation qualitative du modèle simplifié de défaut de roulement, l'analyse se poursuit avec l'évaluation du modèle dynamique, conçu pour représenter plus fidèlement les interactions mécaniques et électromagnétiques induites par la présence d'un défaut sur la bague extérieure. Avant d'examiner sa capacité à restituer les signatures caractéristiques du défaut, il est nécessaire d'évaluer sa performance à l'état sain, dans la mesure où cette version améliorée du modèle influence également la forme d'onde en conditions nominales. Cette étape intermédiaire vise à montrer que l'intégration de la dynamique du palier à roulement améliore déjà la représentation du comportement sain du moteur. Il s'agit d'un résultat suffisamment significatif pour être mis en évidence avant d'aborder la validation du modèle en présence du défaut proprement dit. Les Figure IV-8 présentent ainsi, dans un premier temps, la comparaison entre les signaux simulés et mesurés à l'état sain.

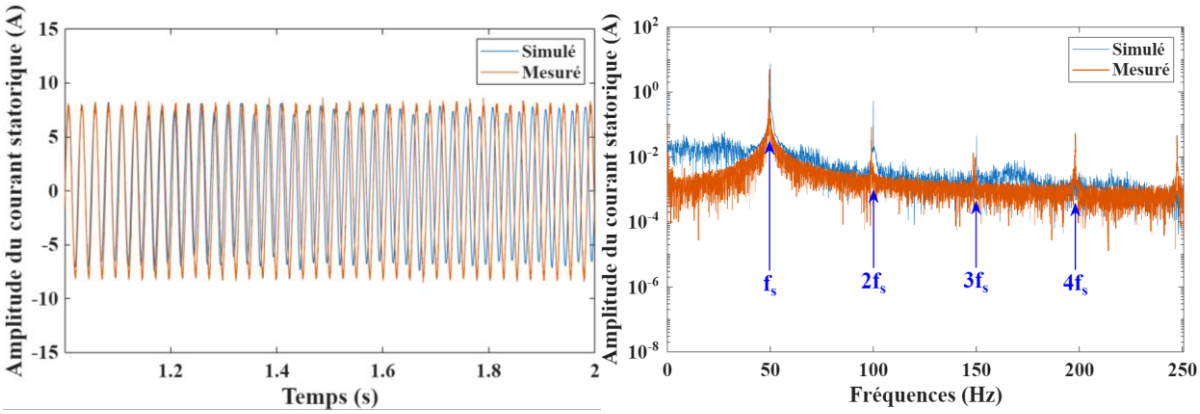


Figure IV-8 : Comparaison des signaux (a) et des spectres correspondants (b) issus du modèle électrodynamique, simulés et mesurés à l'état sain

La Figure IV-8 (a) illustre la superposition des courants statoriques simulé (modèle électrodynamique) et mesuré à l'état sain. Contrairement au modèle simplifié, qui reproduisait essentiellement la composante fondamentale du courant, le modèle électrodynamique manifeste ici avec une meilleure fidélité à la dynamique temporelle réelle. On observe notamment une concordance plus précise des amplitudes instantanées, une réduction des écarts sur les crêtes et les creux, ainsi qu'une meilleure synchronisation entre les oscillations des deux signaux. Cette amélioration découle directement de l'intégration de la dynamique du palier à roulement dans le modèle, ce qui permet de mieux reproduire les interactions flux–courant et d'obtenir une forme d'onde plus représentative du fonctionnement réel du moteur, tout en conservant les mêmes hypothèses simplificatrices. La proximité des enveloppes et la cohérence globale du comportement temporel confirment ainsi la capacité du modèle électrodynamique à capturer non seulement la composante fondamentale, mais également les micro-variations du courant en régime sain. Cet affinement n'était pas possible avec le modèle simplifié, dont la réponse à l'état sain demeurait sinusoïdale.

La Figure IV-8 (b) présente la comparaison des spectres simulé et mesuré à l'état sain. Par rapport au modèle simplifié, qui ne reproduisait que la composante fondamentale à 50 Hz, le modèle électrodynamique offre un niveau de fidélité bien supérieur : il restitue désormais non seulement la fondamentale mais également plusieurs harmoniques d'ordre supérieur ($2f_s$, $3f_s$, $4f_s$), conformément aux signatures attendues d'un moteur réel alimenté en régime quasi sinusoïdal mais soumis aux non-idéalisations inhérentes au système. Cette amélioration traduit une meilleure modélisation des non-linéarités et des phénomènes d'interaction électromécanique qui génèrent naturellement des harmoniques dans le spectre du courant. Le spectre mesuré présente néanmoins un bruit de fond plus élevé et une dispersion d'amplitude

plus importante, caractéristiques des perturbations expérimentales (effets du réseau, tolérances du constructeurs). La concordance des harmoniques principales et de leur position fréquentielle confirme que le modèle électrodynamique capture, de manière beaucoup plus fidèle que le modèle simplifié, l'empreinte fréquentielle du régime sain. Cette représentation améliorée constitue une base plus robuste pour l'analyse des défauts, et permet d'aborder, dans la section suivante, l'évaluation qualitative du modèle en présence d'un défaut de roulement, illustrée par les superpositions temporelles et fréquentielles présentées sur les Figure IV-9.

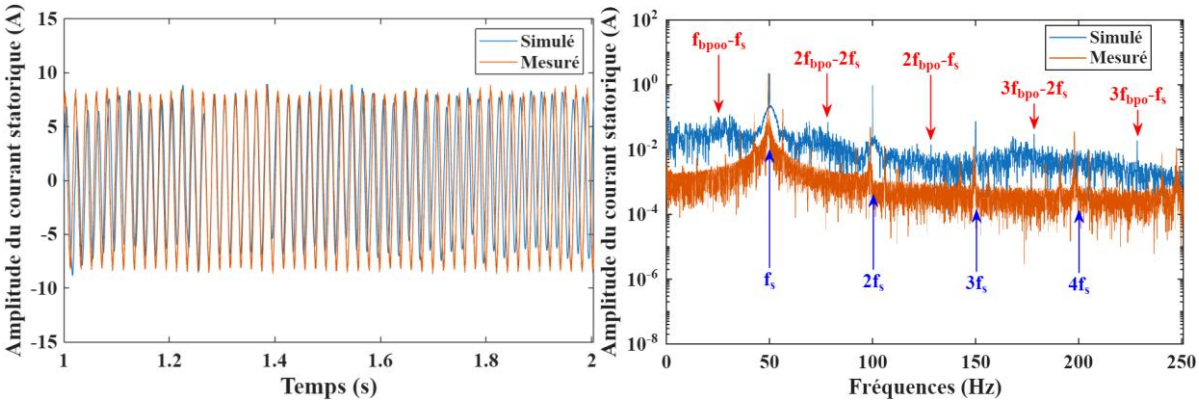


Figure IV-9 : Signaux (a) et spectres associés (b) issus du modèle électrodynamique, superposés aux mesures expérimentales avec défaut de roulement

La Figure IV-9. (a) présente la superposition des courants statoriques simulé et mesuré en présence d'un défaut de roulement, obtenue cette fois à partir du modèle électrodynamique. Contrairement au modèle simplifié, qui générait une modulation d'amplitude régulière et essentiellement imposée, le modèle électrodynamique reproduit ici une modulation plus réaliste, plus irrégulière et mieux structurée, en cohérence avec la physique du défaut. Les variations d'enveloppe, clairement visibles sur le signal mesuré, trouvent désormais un équivalent beaucoup plus proche dans le signal simulé, tant en termes de fréquence d'occurrence, que de profondeur et de variabilité d'amplitude. De plus, les micro-oscillations et les fluctuations locales du courant ; absentes dans le modèle simplifié, qui restait limité à une perturbation périodique idéalisée, sont désormais correctement restituées. Cette amélioration traduit la capacité du modèle électrodynamique à capturer les interactions dynamiques entre le rotor, le champ magnétique et la dégradation locale du roulement, offrant ainsi une représentation temporelle plus fidèle du comportement réel de la machine défaillante. L'accord qualitatif entre signaux mesuré et simulé apparaît donc significativement renforcé par rapport à la validation réalisée avec le modèle simplifié.

La Figure IV-9. (b) met en évidence la superposition des spectres simulé (issu du modèle électrodynamique) et mesuré en présence d'un défaut de roulement. Comme observé lors de la validation du modèle simplifié, le modèle électrodynamique reproduit également les modulations d'amplitude autour de la fondamentale et de ses harmoniques, caractéristiques de ce type de défaut dans le spectre du courant. On retrouve ainsi les bandes latérales du type $f_{bpo} \pm f_s$, $2f_{bpo} \pm 2f_s$, ou encore $3f_{bpo} \pm f_s$, visibles tant dans le spectre simulé que dans le spectre mesuré, mais cette fois avec une cohérence améliorée par rapport à la validation obtenue avec le modèle simplifié, où ces composantes étaient moins marquées. Le modèle électrodynamique parvient également à reproduire la distribution énergétique autour des harmoniques d'ordre supérieur, témoignant de sa capacité à représenter plus fidèlement les non-linéarités mécaniques et électromagnétiques induites par le passage cyclique des billes sur la zone endommagée. Bien que le spectre mesuré demeure plus bruité et présente une dispersion d'amplitude liée aux conditions expérimentales réelles, l'alignement fréquentiel et la présence simultanée des composantes caractéristiques dans les deux spectres confirment que le modèle électrodynamique capture avec une finesse significative la signature fréquentielle du défaut de roulement, constituant ainsi une amélioration par rapport au modèle simplifié.

IV.1.2.2 Validation quantitative

La validation quantitative vise à mesurer précisément le niveau d'écart entre le comportement simulé et celui observé expérimentalement. Pour cela, les signaux issus des deux bancs ont été traités de manière à extraire des valeurs numériques représentatives, qui ont ensuite été comparées aux mêmes valeurs obtenues à partir des signaux simulés. L'erreur entre ces différents indicateurs fournit une mesure objective de la précision du modèle et permet d'évaluer sa capacité à reproduire fidèlement les phénomènes observés. Cette approche offre ainsi une base chiffrée pour juger de la qualité du modèle et orienter d'éventuels ajustements. Le sous-point qui suit présente en détail les indicateurs sélectionnés pour cette étape de validation et les raisons ayant motivé leur choix.

a) Choix des indicateurs

Le choix des indicateurs utilisés pour la validation quantitative s'inscrit dans une démarche orientée vers les besoins du diagnostic et de la surveillance des défauts, et a été réalisé sur la base des données expérimentales, considérées comme la référence du comportement réel du système [78]. Parmi l'ensemble des défauts étudiés, le défaut de roulement constitue le cas le plus difficile à détecter dans un signal de courant. En effet, étant de nature mécanique, ses signatures se transmettent au courant par un chemin de transmission long, ce qui atténue

fortement leurs manifestations et les rend souvent difficiles à distinguer. À l'inverse, les défauts électriques affectent directement le signal de courant, ce qui les rend détectables à l'aide de la plupart des indicateurs usuels. Cette asymétrie justifie la focalisation particulière sur le défaut de roulement pour la sélection des indicateurs, afin d'identifier ceux qui seraient sensibles au défaut le moins visible. Une telle approche est d'autant plus pertinente dans un contexte où plusieurs défauts peuvent être combinés et où la séparation de leurs effets devient essentielle pour garantir un diagnostic fiable. Dans cette perspective, une procédure en deux étapes a été mise en place : (i) le calcul d'un large ensemble d'indicateurs et (ii) la réduction de dimension qui permet le choix final des indicateurs retenus d'abord pour la validation, puis pour le diagnostic.

i. Calcul des indicateurs

Étant donné que l'analyse vibratoire constitue la référence dans le diagnostic des défauts de roulement, l'ensemble des indicateurs couramment utilisés dans ce domaine a été calculé sur les signaux de courant. En vibration, plusieurs approches présentent l'extraction d'un large ensemble d'indicateurs issus de différents domaines : principalement le domaine temporel et le domaine fréquentiel ; afin de capturer des aspects complémentaires du comportement dynamique du roulement. C'est dans ce contexte que les indicateurs usuels du domaine temporel, détaillés à la section I.4.3.1.1 et fondés sur l'évolution du signal dans le temps, ont d'abord été calculés. Le passage au domaine fréquentiel permet ensuite d'observer la variation de l'amplitude du courant en fonction des fréquences. Les indicateurs fréquentiels présentés à la section I.4.3.2.1 ont ainsi été calculés afin de compléter l'analyse.

Ces deux familles d'indicateurs (temporels et fréquentiels) ont été calculées sur les composantes i_d et i_q du courant statorique, obtenues à partir des trois courants de phase (i_a, i_b, i_c). L'utilisation des composantes dq permet en effet de regrouper l'ensemble de l'information contenue dans les trois phases en seulement deux grandeurs, ce qui simplifie le traitement tout en maintenant la totalité des informations pertinentes, conformément aux résultats présentés dans [231]. Les composantes i_d et i_q du courant statorique sont obtenues grâce à la transformation de Park (détaillée à la section I.5.3.1.2).

Dans un moteur asynchrone triphasé équilibré, la somme des courants statoriques est nulle. Ainsi, deux courants suffisent pour le traitement du signal, les trois pouvant être déduit des deux composantes. La représentation en vecteur de Park apparaît donc particulièrement

adaptée, puisqu'elle réduit le nombre de variables de trois à deux tout en conservant l'intégralité des informations du signal [248].

ii. Reduction de dimension

Après le calcul de l'ensemble des indicateurs issus des approches classiques d'analyse vibratoire, une étape de réduction de dimension s'est avérée nécessaire. L'objectif était d'identifier, parmi tous les indicateurs calculés, un sous-ensemble minimal mais optimal, présentant les meilleures capacités de discrimination entre l'état sain et les états dégradés à différents niveaux de sévérité.

Parmi l'ensemble des méthodes de réduction de dimension présentées à la section I.4.4, la méthode retenue dans ce travail est la sélection d'indicateurs. Ce choix se justifie notamment par le fait que, contrairement aux méthodes de projection comme l'Analyse en Composantes Principales (ACP) [33], la sélection conserve l'interprétabilité physique des indicateurs, un aspect essentiel dans un contexte de diagnostic. En effet, l'ensemble initial des indicateurs contient des informations redondantes, partiellement corrélées ou parfois peu pertinentes pour le diagnostic. Dans une logique de classification, un indicateur peut ainsi être considéré comme pertinent, redondant ou non pertinent. La sélection vise donc à conserver les indicateurs réellement informatifs tout en éliminant ceux qui n'apportent pas d'information nouvelle, ce qui permet de réduire la dimension du vecteur d'indicateurs et d'améliorer l'efficacité de l'analyse [31].

Pour réaliser la sélection, nous avons utilisé l'algorithme Sequential Backward Selection (SBS). Ce dernier repose sur un critère de pertinence intégrant principalement deux aspects essentiels : la dispersion des indicateurs entre les différentes classes et leur corrélation, afin d'éviter l'introduction de redondance dans le processus de classification [34,35]. L'objectif est donc d'identifier les indicateurs capables de discriminer efficacement les classes tout en conservant un niveau d'information non redondant. À l'issue de cette procédure, quatre indicateurs se sont révélés les plus pertinents : la valeur absolue moyenne (MAV), la longueur de la forme d'onde (WL), l'écart-type (STD) et la valeur efficace (RMS). Ces indicateurs apparaissent comme les plus discriminants selon le critère de pertinence, comme illustré sur la Figure IV-10.

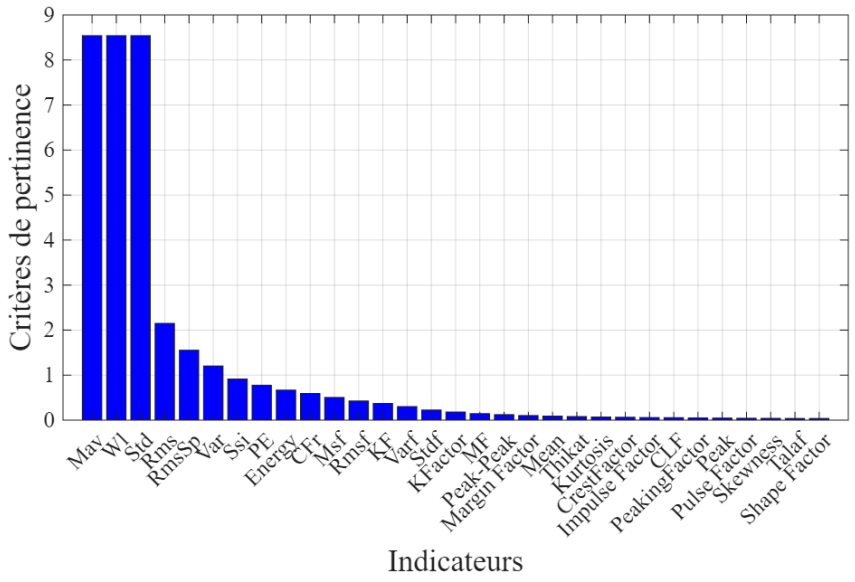


Figure IV-10 : Classement des indicateurs selon des critères de pertinence

Les indicateurs sélectionnés (RMS, MAV, STD et WL) ont été ensuite évalués à partir des signaux issus du modèle électrodynamique en axes dq, afin d'analyser leur sensibilité aux mécanismes physiques propres à chaque défaut introduit dans le modèle. Une analyse plus approfondie révèle que chaque indicateur capture une propriété mathématique spécifique liée à des effets électromécaniques distincts simulés par le modèle. Tout d'abord, le défaut de bague extérieure du roulement est modélisé par une variation périodique du couple et par une modification locale des forces de Hertz et. Ce défaut est à l'origine d'une variation temporelle de l'épaisseur de l'entrefer, laquelle induit une modulation cyclique des inductances et, par conséquent, du courant statorique. Ces irrégularités temporelles et ces fluctuations locales augmentent la variabilité du signal, bien capturées par l'écart type (STD) et la longueur d'onde (WL) [49]. Le court-circuit entre spires, représenté dans le modèle par l'ajout d'une boucle parasite couplée magnétiquement à la phase saine, génère un fort déséquilibre du flux et des pointes de courant dans l'enroulement affecté. Les indicateurs RMS et MAV, sensibles à l'énergie et à l'amplitude moyenne, réagissent alors de manière plus marquée [50].

Enfin, le défaut de barre cassée, simulé par une augmentation localisée de la résistance des barres défectueuses, introduit un déséquilibre des forces électromagnétiques du rotor induits par le déséquilibre des courants dans les barres rotoriques ; ceux-ci induisent des modulations d'amplitude aux fréquences liées au glissement. Ce phénomène affecte simultanément la forme d'onde, l'énergie et la variabilité du signal, influençant ainsi les quatre indicateurs à des degrés divers [51]. La Figure IV-11 résume les relations empiriques entre le type de défaut et la réponse des indicateurs. Cette synthèse souligne également comment chaque indicateur réagit à

l'évolution gravité croissante du défaut, justifiant leur sélection non seulement sur des bases statistiques, mais aussi par un comportement physiquement interprétable. Cette justification renforce la pertinence, la robustesse et la capacité de généralisation de ces indicateurs pour le diagnostic le diagnostic multiphysique des défauts du moteur asynchrone.

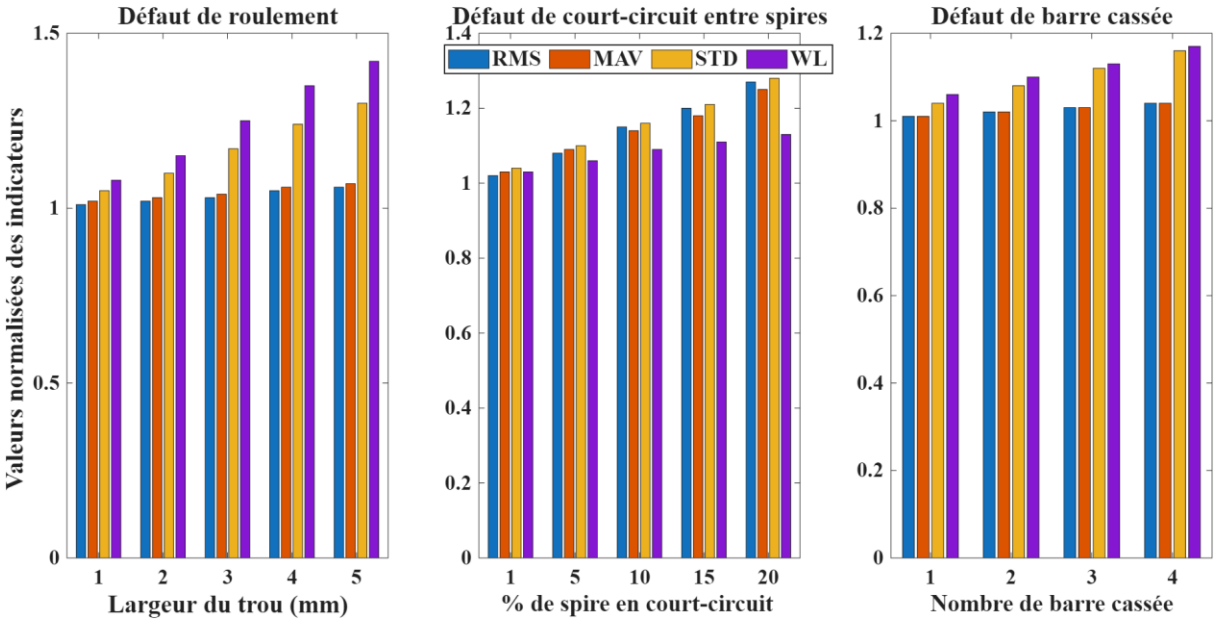


Figure IV-11 : Relation empirique entre la sévérité des défauts et l'évolution des indicateurs pour les défauts de roulement, de barres de rotor et de spires statoriques

Avant de poursuivre la validation quantitative, la notion d'erreur globale est introduite afin d'obtenir une mesure synthétique de la précision du modèle sur l'ensemble des indicateurs et des conditions de fonctionnement. Cette erreur globale est construite à partir d'une procédure de normalisation suivie d'une étape d'agrégation. En effet, chaque indicateur présente des amplitudes et des dynamiques propres, de sorte qu'une combinaison directe des valeurs brutes mènerait à une métrique déséquilibrée. Pour éviter ce biais, les erreurs sont d'abord normalisées indépendamment pour chaque indicateur selon un étalonnage min–max :

$$z_{i,j} = \frac{e_{i,j} - \min(e_{.,j})}{\max(e_{.,j}) - \min(e_{.,j})},$$

où $e_{i,j}$représente l'erreur associée à la condition i et à l'indicateur j. Cette transformation ramène toutes les valeurs sur l'intervalle $[0, 1]$, garantissant que chaque indicateur contribue équitablement au calcul global. L'erreur globale est ensuite obtenue par la moyenne arithmétique de l'ensemble des valeurs normalisées :

$$E_{global} = 100 \times \frac{1}{IJ} \sum_{j=1}^{J} \sum_{i=1}^{I} z_{i,j}$$

avec I le nombre de conditions et J le nombre d'indicateurs. Cette approche fournit une métrique unique, interprétable (0 % correspondant à la meilleure cohérence observée et 100 % au cas le plus défavorable), tout en assurant une agrégation neutre et scientifiquement reproductible. Elle permet ainsi d'évaluer de manière robuste la performance globale du modèle sur l'ensemble des critères retenus.

Une contribution majeure de cette thèse réside dans l'intégration de la dynamique du palier à roulement au sein du modèle électrique du moteur asynchrone, afin d'améliorer la précision de la modélisation et de mieux représenter les effets associés aux défauts de roulement. Pour mettre en évidence l'apport de cette approche multiphysique, une validation quantitative comparative a été réalisée entre le modèle simplifié et le modèle électrodynamique. Les sections suivantes présentent successivement la validation quantitative du modèle simplifié du défaut de roulement, puis celle du modèle amélioré, à savoir le modèle électrodynamique.

b) Validation quantitative du modèle simplifié du défaut de roulement

La validation quantitative du modèle simplifié constitue une première étape de référence pour évaluer la capacité du modèle à reproduire les effets d'un défaut de roulement. Dans cette optique, une analyse a été menée sur la base des quatre indicateurs temporels retenus : MAV, WL, STD et RMS. Les valeurs simulées ont été comparées aux valeurs extraites des signaux mesurés pour les différents niveaux de sévérité du défaut, et l'erreur relative a été calculée pour chaque indicateur. Les Figure IV-12 présentent les erreurs obtenues et fournissent ainsi une base solide pour apprécier, dans un second temps, les améliorations apportées par le modèle électrodynamique.

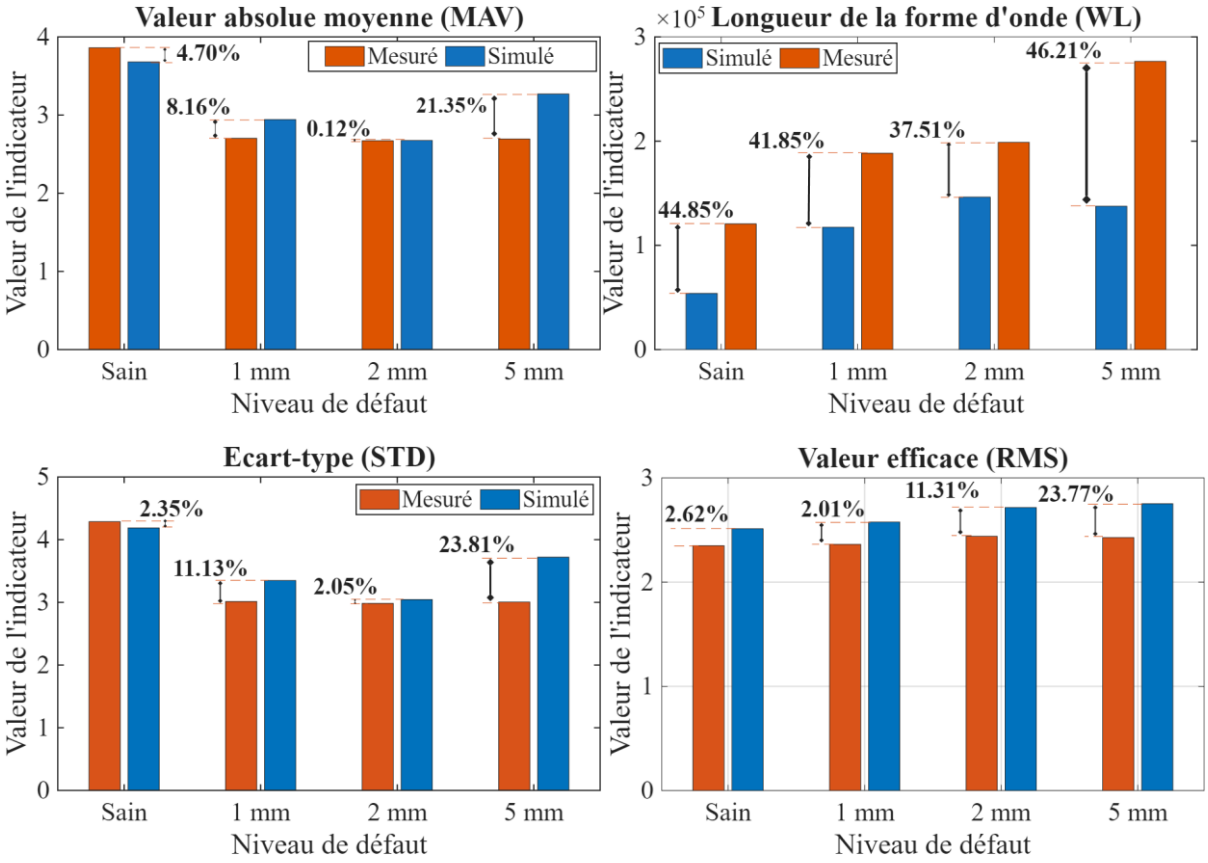


Figure IV-12 : Erreurs relatives entre les signaux mesurés et simulés (modèle simplifié du défaut de roulement) pour les quatre indicateurs temporels : RMS, MAV, WL et STD

Les Figure IV-12 illustrent la validation quantitative du modèle simplifié pour le défaut de roulement au moyen des quatre indicateurs retenus : MAV, WL, STD et RMS. De manière générale, les valeurs simulées reproduisent les tendances observées expérimentalement, notamment l'augmentation progressive des indicateurs avec la sévérité du défaut (1 mm, 2 mm et 5 mm), traduisant l'accroissement des irrégularités dynamiques induites par l'écaillage. Les écarts relatifs entre les indicateurs mesurés et simulés restent globalement cohérents, bien que certaines divergences apparaissent, en particulier pour la longueur de forme d'onde (WL) et pour le niveau de défaut le plus sévère (5 mm), où des phénomènes mécaniques non modélisés peuvent accentuer les fluctuations du signal mesuré. L'écart notable observé en régime sain s'explique par l'hypothèse d'une alimentation parfaitement symétrique et équilibrée, qui élimine les harmoniques dans le modèle et entraîne une sous-représentation de la variabilité réelle du signal. En agrégeant les erreurs associées aux quatre indicateurs, l'erreur globale atteint 43,36 %. Cette valeur traduit les limites du modèle simplifié, en particulier lorsqu'il s'agit de reproduire finement l'amplitude absolue des indicateurs issus d'un défaut mécanique transmis indirectement au courant. Néanmoins, malgré ces écarts quantitatifs, le modèle parvient à restituer de manière cohérente les tendances d'évolution des indicateurs en fonction

de la sévérité du défaut. Ce constat met en évidence la nécessité d'un compromis entre simplicité de modélisation et fidélité quantitative, et a motivé l'amélioration du modèle afin de réduire ces écarts et de mieux capturer les effets induits par les défauts de roulement.

c) Validation quantitative du modèle dynamique du défaut de roulement

La validation se poursuit avec l'évaluation quantitative du modèle dynamique du défaut de roulement. L'objectif est d'examiner la capacité du modèle électrodynamique à reproduire fidèlement les effets liés au défaut, tout en mettant en évidence l'impact des améliorations introduites par rapport au modèle simplifié. Cette validation a été réalisée dans les mêmes conditions que précédemment, en s'appuyant sur les quatre indicateurs temporels MAV, WL, STD et RMS. Comme pour le modèle simplifié, les valeurs simulées ont été comparées aux valeurs issues des mesures pour chaque niveau de sévérité, et l'erreur relative a été déterminée pour chaque indicateur. Les Figure IV-13 présentent les erreurs obtenues et permettent d'apprécier de manière quantitative les gains apportés par le modèle électrodynamique.

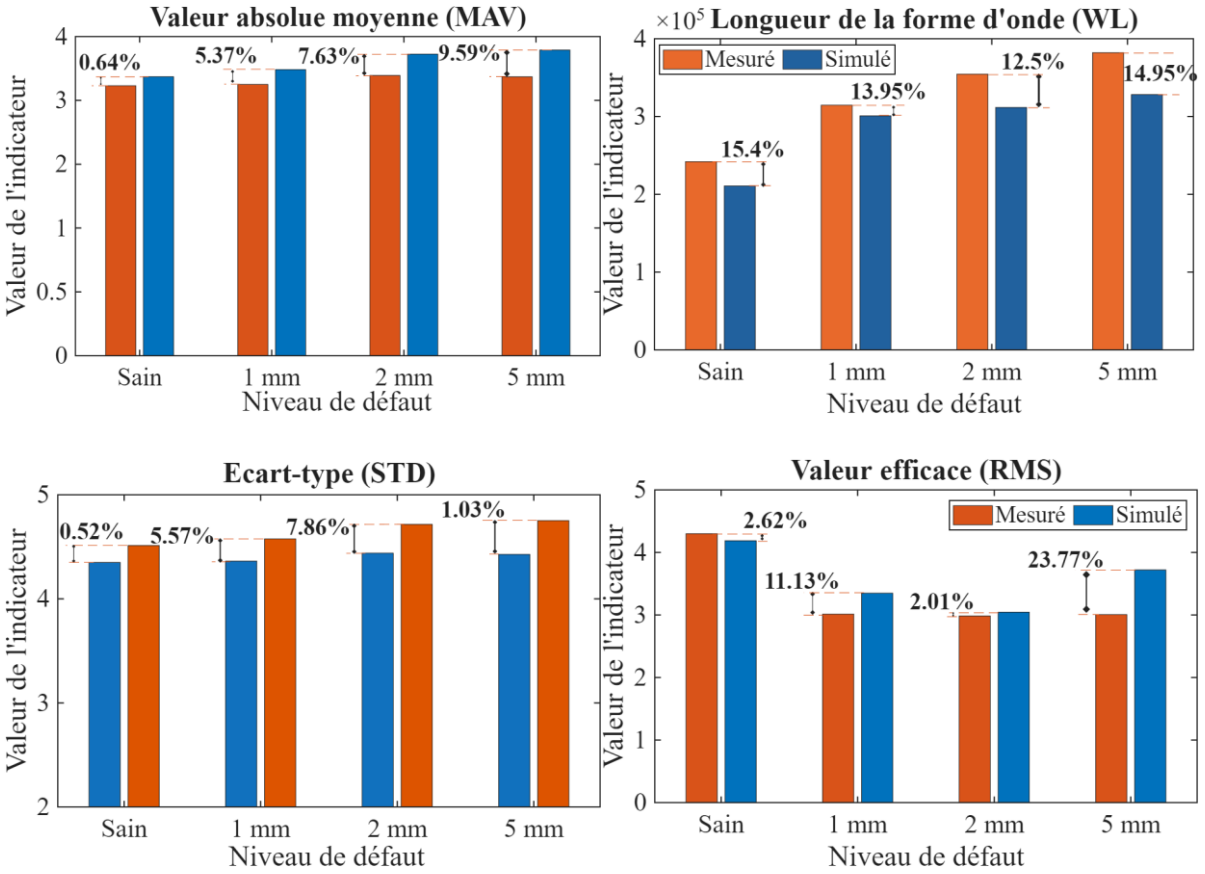


Figure IV-13 : Erreurs relatives entre les signaux mesurés et simulés (modèle électrodynamique du défaut de roulement) pour les quatre indicateurs temporels : RMS, MAV, WL et STD

Les Figure IV-13 présentent la validation quantitative du modèle électrodynamique pour le défaut de roulement à partir des quatre indicateurs retenus : MAV, WL, STD et RMS. De manière similaire au modèle simplifié, les valeurs simulées reproduisent globalement les tendances expérimentales, en particulier l'augmentation progressive des indicateurs avec la sévérité du défaut (1 mm, 2 mm et 5 mm), reflétant l'accroissement des irrégularités dynamiques engendrées par l'écaillage. Toutefois, contrairement au modèle simplifié, les erreurs relatives entre les indicateurs mesurés et simulés sont nettement réduites, l'erreur globale passant de plus de 40 % à environ 14 %, signe d'une meilleure cohérence entre la réponse simulée et la réalité expérimentale.

Les divergences résiduelles peuvent être attribuées principalement aux bruits de mesure, aux incertitudes expérimentales ainsi qu'à certains phénomènes mécaniques ou électromagnétiques non pris en compte dans le modèle.

En agrégeant les erreurs, l'erreur globale associée aux quatre indicateurs est ramenée à 14.3 %, ce qui représente une réduction significative par rapport au modèle simplifié. Ce résultat confirme l'apport majeur de l'introduction de la dynamique du palier à roulement dans la modélisation, laquelle permet d'améliorer substantiellement la précision du modèle et sa capacité à décrire les effets caractéristiques des défauts de roulement dans le signal de courant. Bien que cette amélioration soit notable, une marge d'écart subsiste encore entre les données simulées et mesurées. Cette différence met en évidence la nécessité d'ajuster finement certains paramètres du modèle électrodynamique afin d'en optimiser davantage la précision. Ainsi, la section suivante sera consacrée au recalage du modèle, étape essentielle pour réduire ces écarts et obtenir une représentation encore plus fidèle du comportement réel, et constituer une base robuste pour l'utilisation du jumeau numérique dans le diagnostic des défauts du moteur.

IV.2 Recalage du modèle du moteur asynchrone

La validation initiale du modèle a mis en évidence la nécessité de procéder à un recalage du modèle numérique. Cette opération s'est avérée indispensable pour réduire l'écart observé entre les signaux simulés et les signaux expérimentaux, et pour assurer un niveau de similarité suffisant permettant l'utilisation fiable des données numériques dans les tâches de classification. En effet, la qualité du recalage conditionne directement les performances du système de diagnostic fondé sur des données hybrides.

Le recalage a été réalisé en minimisant une fonction objectif au moyen d'un algorithme d'optimisation. Elle a été construite à partir des indicateurs les plus pertinents, sélectionnés lors

de l'analyse présentée précédemment. Le principe retenu consiste à ajuster les paramètres du modèle de manière que les indicateurs calculés sur les signaux simulés se rapprochent au mieux de ceux extraits des signaux expérimentaux.

La démarche de recalage suivie dans cette étude s'articule autour de quatre étapes majeures :

1. la sélection des paramètres à recaler,
2. le choix des indicateurs utilisés pour construire la fonction objectif,
3. le choix de l'algorithme d'optimisation,
4. la formulation finale de la fonction.

Dans la continuité des objectifs de diagnostic, les indicateurs identifiés dans la section précédente ont été conservés pour la construction de la fonction de minimisation. Les trois autres étapes, à savoir le choix des paramètres à recaler, celui de l'algorithme d'optimisation et la construction finale de la fonction objectif, sont détaillées dans les sections suivantes.

IV.2.1 Sélection des paramètres à recaler

En ce qui concerne le choix des paramètres à recaler, une démarche méthodique a été adoptée afin de garantir la pertinence scientifique du processus d'optimisation. Les paramètres retenus pour le recalage ont été identifiés à partir d'une analyse de sensibilité, dont l'objectif est d'évaluer l'impact de chaque paramètre du modèle sur la réponse du modèle. Cette analyse permet de distinguer les paramètres exerçant une influence significative sur la réponse du modèle de ceux dont l'effet est marginal, afin de concentrer l'effort d'optimisation sur les variables réellement déterminantes.

Il convient de souligner que cette analyse de sensibilité a été appliquée uniquement aux paramètres qui ne sont pas accessibles par mesure expérimentale. En effet, certains paramètres du modèle peuvent être déterminés directement par des mesures expérimentales standard et ne nécessitent donc pas de recalage. C'est le cas de la résistance statorique R_s obtenue à partir de l'essai à courant continu, de la résistance rotorique $R_r$estimée lors de l'essai à rotor bloqué, ou encore des paramètres issus de l'essai à vide, tels que les pertes fer ou l'estimation initiale de l'aimantation. De même, les propriétés géométriques du moteur (longueur du stator, diamètre du rotor, nombre d'encoches, nombre de pôles, masse du rotor, inertie J, etc.) ainsi que certains coefficients mécaniques (frottements, raideurs approximatives, coefficients d'amortissement

fournis par le constructeur) sont en général disponibles ou déductibles de mesures directes. Ces grandeurs expérimentales, fiables et bien établies, ne nécessitent donc pas d'être recalées.

À l'inverse, d'autres paramètres sont difficilement mesurables directement ou ne sont fournis que sous une forme indirecte par les fiches techniques du constructeur. C'est notamment le cas des réactances de fuite statoriques et rotoriques (X_{ls}, X_{lr}), de la réactance mutuelle X_m, des coefficients dynamiques liés au défaut de roulement (tel que l'amplititude du couple de perturbation etc…), des paramètres associés à un court-circuit entre spires (variation effective de l'inductance, résistance de la spire en court-circuit, facteur de couplage), ou encore des termes de modulation du couple électromagnétique. Ces paramètres, souvent fournis de manière générique pour une famille de moteurs et non pour le moteur exact étudié, seraient idéalement estimés numériquement par recalage.

L'analyse de sensibilité joue alors un rôle crucial pour :

- identifier les paramètres dominants, c'est-à-dire ceux qui influencent le plus les indicateurs choisis ;
- réduire la dimension du problème d'optimisation, évitant la dilution de l'information dans un espace paramétrique trop large ;
- améliorer la stabilité et la rapidité de convergence des algorithmes stochastiques tels que l'algorithme génétique ;
- assurer un recalage cohérent, en évitant de modifier des paramètres peu influents ou déjà bien déterminés expérimentalement.

Ainsi, le choix des paramètres à recaler résulte d'un compromis scientifiquement fondé entre l'accessibilité expérimentale, l'importance physique des paramètres dans le modèle, et leur contribution réelle à la réponse observée, telle que révélée par l'analyse de sensibilité.

IV.2.2 Choix de l'algorithme d'optimisation

En ce qui concerne le choix de l'algorithme d'optimisation, celui-ci dépend étroitement de la nature des équations régissant le modèle dynamique du moteur asynchrone. En effet, les équations du modèle sont fortement non linéaires, couplées (électriques, mécaniques et éventuellement vibratoires) et présentent fréquemment des minima locaux, notamment lors du recalage des paramètres en présence de défauts (barres cassées, court-circuit entre spires, défauts de roulement, etc.).

Dans ce contexte, les méthodes d'optimisation classiques de type Newton ou quasi-Newton, qui nécessitent le calcul explicite du gradient ou de la matrice Hessienne, sont difficiles à

appliquer de manière fiable. L'absence de dérivées analytiques accessibles, la présence potentielle de discontinuités dans les signaux simulés, et la sensibilité aux conditions initiales rendent ces méthodes peu robustes et souvent inefficaces pour converger vers le minimum global recherché.

Face à ces limitations, les algorithmes probabilistes et stochastiques constituent une alternative particulièrement adaptée. Ils ne nécessitent ni gradient ni information locale, explorent efficacement des espaces de recherche complexes et sont capables d'éviter le piégeage dans les minima locaux. Parmi ces méthodes, telles que les algorithmes évolutionnaires, les stratégies d'essaims particulaires (PSO) ou le recuit simulé (SA), le choix s'est porté sur l'algorithme génétique (GA).

Ce choix se justifie par plusieurs propriétés particulièrement pertinentes dans le cadre de cette étude :

- sa capacité à explorer simultanément plusieurs régions de l'espace des paramètres, favorisant la recherche du minimum global ;
- sa robustesse face au bruit, aux irrégularités du modèle et aux signaux mesurés contenant des perturbations expérimentales ;
- sa flexibilité, permettant d'intégrer directement des indicateurs issus des signaux dans une fonction coût multicritère ;
- la facilité d'intégration dans un environnement MATLAB pour optimiser une fonction objective définie à partir d'un modèle purement scripté sans Simulink ;
- sa compatibilité avec des modèles dynamiques à temps de calcul élevé, car il ne nécessite pas la dérivation ou la linéarisation du système.

Ainsi, l'algorithme génétique apparaît comme une solution naturelle et efficace pour optimiser les paramètres d'un modèle multiphysique de moteur asynchrone, en garantissant à la fois robustesse, flexibilité et capacité à converger vers des solutions fiables dans un espace de recherche complexe.

IV.2.3 Formulation de la fonction objectif

La troisième étape du processus de recalage consiste en la formulation de la fonction objectif. Le recalage a été réalisé en conditions off-line, c'est-à-dire dans un domaine de fonctionnement restreint pour lequel les hypothèses de quasi-linéarité et d'invariance temporelle du système demeurent valides. Ce choix est cohérent avec le cadre de classification hors-ligne adopté dans ce travail, dont l'objectif est d'obtenir une représentation numérique suffisamment fidèle du

comportement expérimental pour les différents niveaux de défaut. Dans cette étude, le mode de fonctionnement de référence a été défini par une alimentation à 50 Hz, un couple de charge de 2,84 Nm et un défaut de largeur 2 mm.

Dans un premier temps, les indicateurs sélectionnés ; à savoir la valeur absolue moyenne (MAV), la longueur de forme d'onde (WL), l'écart-type (STD) et la valeur efficace (RMS) ; ont été calculés sur le signal expérimental correspondant au mode de fonctionnement retenu. Par la suite, un signal simulé généré dans exactement les mêmes conditions a été obtenu à partir du modèle numérique, et les mêmes indicateurs y ont été calculés afin de permettre une comparaison rigoureuse entre données expérimentales et simulées. La fonction objectif à minimiser a été définie sous la forme :

$$F(p) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{|m_i - g_i|}{m_i}\right)^2$$

Où m_i désigne le $i^{ème}$ indicateur mesuré, g_i le $i^{ème}$ indicateur simulé, n le nombre d'indicateurs utilisés et p le vecteur des paramètres à recaler. Cette formulation permet de quantifier, de manière normalisée, l'écart relatif entre les comportements expérimentaux et numériques.

À chaque itération, l'algorithme génétique propose un nouveau vecteur de paramètres p, correspondant à une nouvelle génération. À partir de ces paramètres actualisés, un nouveau signal simulé est généré, puis les indicateurs associés sont recalculés afin de mettre à jour la valeur de la fonction objectif. Afin de restreindre l'espace de recherche et d'éviter l'exploration de solutions non plausibles physiquement, des bornes ont été imposées pour chacun des paramètres optimisés, fixées à ±20 % autour de leurs valeurs initiales. La Figure IV-14 présente l'évolution de la fonction objectif tout au long du processus d'optimisation.

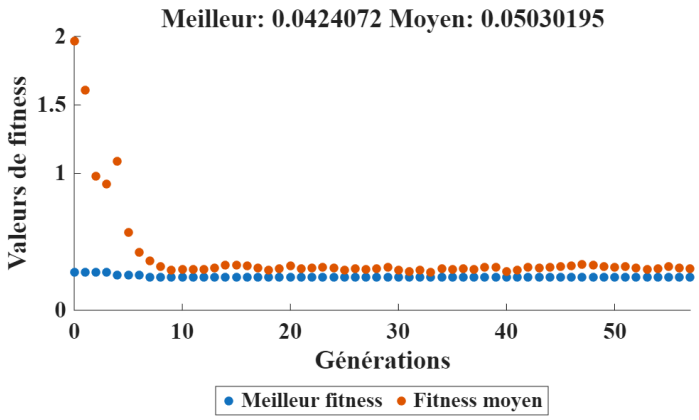


Figure IV-14 : Evolution de la fonction objectif en fonctions du nombre de générations

Comme l'illustre la Figure IV-14 , L'évolution de la population a été interrompue à 60 générations car le critère d'arrêt a été atteint, c'est-à-dire l'absence d'amélioration significative de la fonction objectif sur un nombre de générations consécutives. Cette condition a été satisfaite avant même que le nombre maximal d'itérations, fixé à 100 générations, ne soit atteint. Ces résultats confirment la bonne convergence de l'algorithme d'optimisation dans le cadre du recalage.

À l'issue de cette procédure d'optimisation, de nouvelles valeurs des paramètres du modèle ont été obtenues à partir des valeurs initiales. Le Tableau 5 suivant présente de manière synthétique ces résultats, en comparant pour chaque paramètre sa valeur initiale avant recalage et sa valeur ajustée après optimisation. Cette comparaison permet de visualiser l'impact concret du recalage sur le modèle et d'évaluer l'ampleur des ajustements nécessaires pour atteindre une meilleure correspondance avec les données expérimentales.

Tableau 5 : Valeurs des paramètres du modèle avant et après recalage

Paramètres	Valeur initiale	Valeur après recalage
Inductance de fuite du stator	2,50 mH	2,90 mH
Inductance d'extrémité des barres du rotor	0,30 mH	0,36 mH
Amplitude du couple perturbateur	8,00 N·m	6,40 N·m
Épaisseur initiale de l'entrefer	0,30 mm	0,32 mm
Raideur de contact hertzienne	$4{,}96 \times 10^7$ N/m	$3{,}97 \times 10^7$ N/m
Nombre de spires	160 spires	190 spires

Le Tableau 5 montre que le recalage du modèle a entraîné des ajustements variables selon les paramètres. Certaines valeurs ont été légèrement augmentées, comme l'inductance de fuite du

stator ou l'épaisseur de l'entrefer, tandis que d'autres ont diminué, à l'instar de la raideur de contact hertzienne ou de l'amplitude du couple perturbateur. Ces changements reflètent l'adaptation du modèle aux données expérimentales et permettent d'améliorer sa précision, en affinant les paramètres qui ont le plus d'impact sur la réponse dynamique du moteur. Le recalage met ainsi en évidence les écarts initiaux et la manière dont l'optimisation corrige le modèle pour mieux représenter le système physique réel. Toutefois, une brève validation qualitative puis quantitative permettra d'évaluer l'efficacité de la procédure de recalage et fera l'objet du point suivant.

IV.2.4 Validation du modèle après recalage

Afin d'évaluer l'efficacité de la méthodologie de recalage mise en œuvre, une première validation qualitative est présentée à titre illustratif. Les Figure IV-15 montrent, d'une part, la superposition du signal issu du modèle recalé et du signal mesuré sur le banc de l'UNILU, et d'autre part, la superposition de leurs spectres associés.

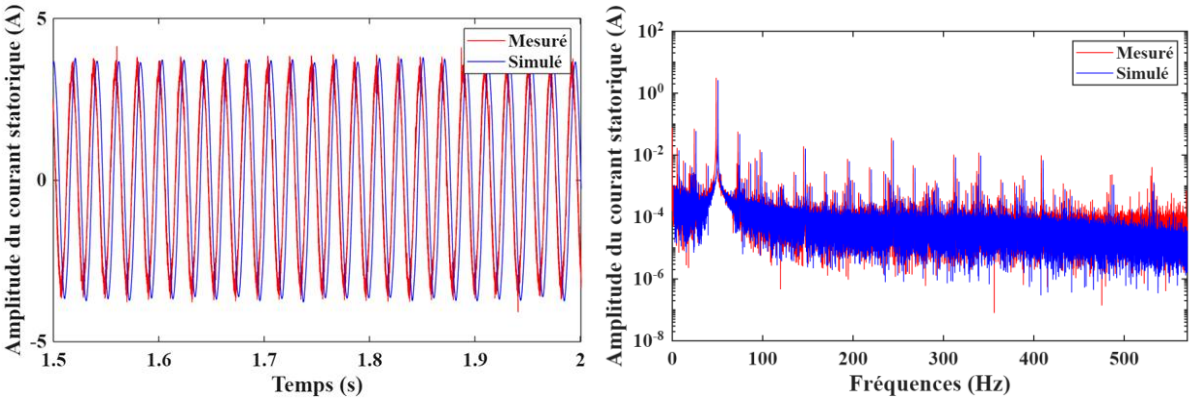


Figure IV-15 : Comparaison entre les signaux (a) et spectres (b) simulés et mesurés après recalage

Les Figure IV-15 illustrent la validation qualitative du modèle recalé. La première met en évidence une superposition satisfaisante entre le courant statorique simulé et le courant mesuré. Les amplitudes, la forme d'onde et la dynamique globale du signal sont correctement reproduites, ce qui traduit un ajustement pertinent des paramètres lors du recalage.

Le spectre associé, présenté dans la seconde figure, confirme cette cohérence : les composantes fréquentielles principales, notamment autour de la fondamentale et de ses harmoniques, sont bien capturées par le modèle recalé. Les niveaux d'amplitude simulés restent globalement proches de ceux mesurés, malgré de légères différences observables sur certaines bandes de fréquences, en particulier dans les hautes fréquences où les bruits de mesure et les phénomènes non modélisés peuvent se manifester. L'ensemble atteste de la capacité du modèle recalé à

reproduire fidèlement la signature fréquentielle du défaut, constituant ainsi une première indication de la pertinence de la méthodologie de recalage. Afin de quantifier plus précisément l'impact de ce recalage, les mêmes indicateurs retenus précédemment ont été calculés. Les Figure IV-16 présentent, de manière comparative, les valeurs des indicateurs MAV, WL, STD et RMS obtenues à partir des signaux issus du modèle recalé et de ceux mesurés. Cette analyse permet d'évaluer rigoureusement l'amélioration apportée par le recalage et d'apprécier le degré de rapprochement entre simulation et expérience.

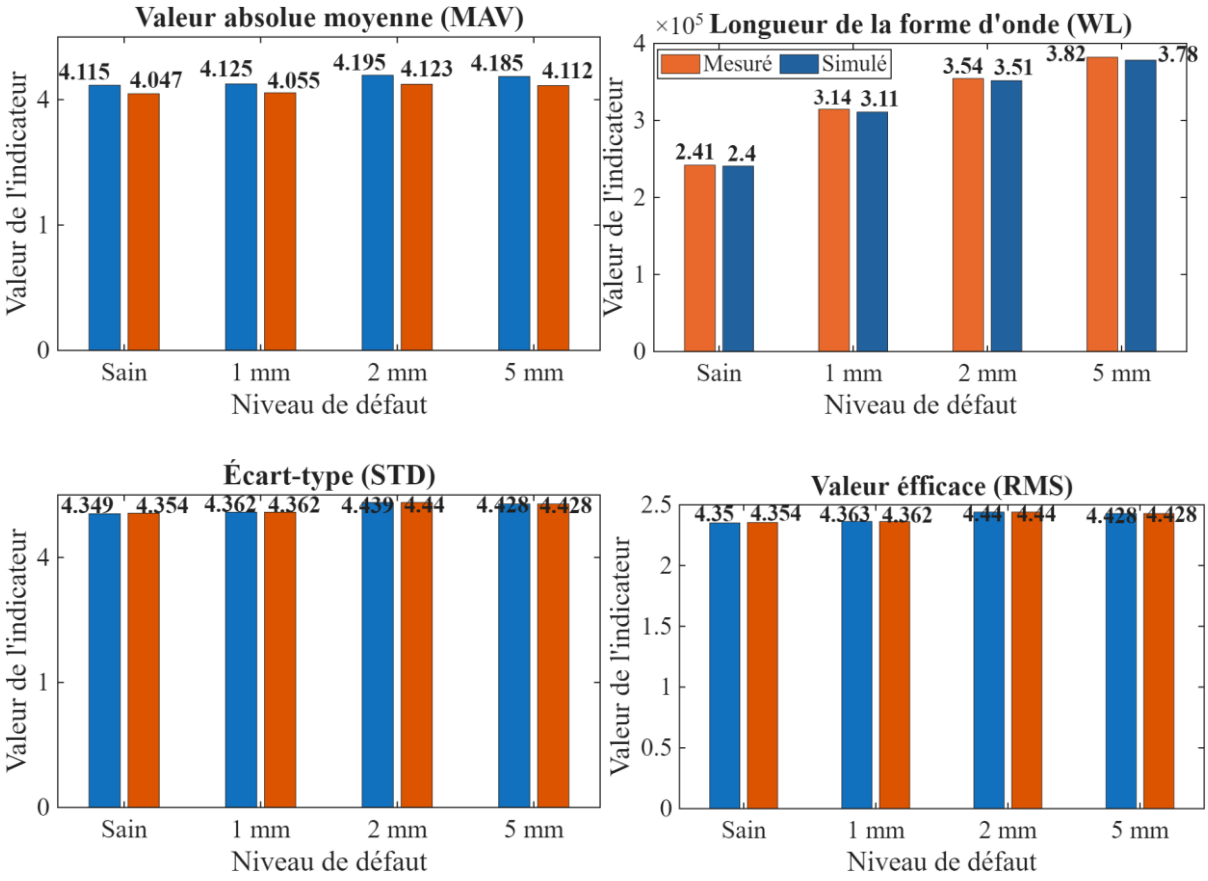


Figure IV-16 : Comparaison des valeurs des indicateurs (MAV, WL, STD et RMS) obtenues à partir des signaux issus du modèle recalé et de ceux mesurés

Les Figure IV-16 montrent que les valeurs des indicateurs obtenues à partir des signaux issus du modèle recalé se sont nettement rapprochées de celles extraites des signaux mesurés. Cette convergence confirme l'efficacité de la méthodologie recalage, qui permet désormais au modèle de reproduire avec une bien meilleure fidélité la dynamique réelle du système, ce qui confirme les mêmes résultats donnés précédemment par la validation qualitative. L'erreur globale est ainsi réduite à 4 %, une valeur largement acceptable pour les systèmes électromécaniques. En effet, selon [212], une erreur relative inférieure à 5 % est généralement considérée comme satisfaisante pour les modèles de simulation de moteurs asynchrones ou,

plus largement, de machines tournantes, compte tenu de la complexité des phénomènes multiphysiques en jeu, tels que discutés dans la section II.2.2.1.4. Cette réduction substantielle de l'écart renforce la pertinence du modèle recalé pour une utilisation en tant que jumeau numérique dans le cadre de diagnostic fiable.

IV.3 Diagnostic des défauts du moteur asynchrone assisté par jumeau numérique

Le recalage du modèle étant désormais réalisé, le jumeau numérique peut intervenir pleinement dans le processus de diagnostic. C'est à ce niveau que se situe son apport pour le diagnostic des défauts du moteur asynchrone. Dans ce travail, le diagnostic assisté par jumeau numérique repose sur les deux approches suivantes :

- l'approche par substitution totale,
- l'approche par enrichissement de données.

IV.3.1 Diagnostic par classification basé sur les données générées par jumeau numérique

À cette étape, le jumeau numérique devient un outil central du processus de diagnostic. Comme présenté au chapitre 2, les méthodes de diagnostic basées sur les données nécessitent la construction d'un modèle empirique fiable, ce qui implique de disposer d'une base de données suffisamment large et représentative, incluant les défauts isolés ainsi que les configurations combinées. Toutefois, la constitution d'un tel espace d'apprentissage est pratiquement irréalisable dans un contexte industriel. La collecte de données expérimentales est coûteuse, dépend d'un historique de fonctionnement rarement complet et souffre souvent d'un étiquetage imparfait. De plus, comme expliqué dans [249], les données industrielles ne permettent pas toujours de garantir que les enregistrements correspondent à des défauts strictement isolés, ce qui renforce la difficulté d'obtenir des exemples fiables pour les configurations combinées.

Ces limites sont particulièrement critiques pour les défauts combinés : leur reproduction expérimentale est non seulement complexe et coûteuse, mais souvent impossible à réaliser de manière contrôlée et systématique. Or, comme démontré au chapitre 3, un modèle de diagnostic ne peut reconnaître un état donné que s'il a été préalablement exposé à des exemples représentatifs de cet état. L'absence de données pour certaines configurations de défauts compromet donc la construction d'un diagnostic robuste.

Face à ces contraintes, l'approche par substitution totale constitue une solution méthodologiquement faisable pour le diagnostic des défauts combinés. Elle consiste à utiliser le jumeau numérique comme un générateur de données contrôlé, capable de produire des signaux réalistes couvrant l'ensemble des scénarios individuellement, y compris les défauts combinés, inaccessibles ou difficiles à reproduire expérimentalement. Cette approche permet de constituer un espace d'apprentissage complet sans dépendre d'investigations expérimentales lourdes, tout en garantissant une couverture systématique des situations pertinentes pour le diagnostic.

Ainsi, le jumeau numérique a été mobilisé pour générer l'ensemble des scénarios de défauts combinés nécessaires à l'apprentissage, constituant une base de données synthétique complète et cohérente sur laquelle s'appuie la phase de classification.

Dans cette première approche, l'objectif principal est d'évaluer la capacité du jumeau numérique à générer des données suffisamment informatives pour permettre le diagnostic de défauts combinés, configuration difficilement accessible à l'expérimentation. L'algorithme de classification n'est donc pas l'objet central de l'étude, mais constitue un outil d'évaluation du pouvoir discriminant des données simulées. Dans cette optique, le recours à un seul classifieur est privilégié afin de limiter l'influence du choix algorithmique sur les conclusions tirées. L'algorithme des k-nearest neighbours (k-NN) a ainsi été retenu en raison de sa simplicité de mise en œuvre, de sa transparence et de son faible nombre d'hyperparamètres, ainsi que de sa performance éprouvée lorsque les jeux de données présentent une bonne séparation entre les classes [250].

Le nombre de voisins a été fixé à $k = 5$, valeur couramment adoptée dans la littérature pour des jeux de données de taille modérée, permettant d'assurer un compromis satisfaisant entre robustesse au bruit et capacité de discrimination locale [250]. La distance euclidienne a été utilisée avec une pondération uniforme des voisins, les caractéristiques étant préalablement normalisées, la première étant ainsi adaptée à ce type de données, tandis que la seconde évite de biaiser la décision en faveur de voisins isolés. L'ensemble d'apprentissage est constitué de 336 échantillons simulés, répartis de manière équilibrée entre cinq classes de défauts combinant à la fois des anomalies mécaniques et électriques. La répartition précise de ces échantillons entre les différentes classes est présentée dans le Tableau 6.

Tableau 6 : Répartition des échantillons entre les classes utilisées pour la classification

Désignation de la classe	Classe (état du moteur)	Nombres d'échantillons
Classe 1	Défaut de court-circuit	88
Classe 2	Défauts combinés	88
Classe 3	Défaut de roulement	88
Classe 4	Etat sain	88
Classe 5	Défaut de barre cassée	88

Une validation croisée stratifiée en cinq plis a été appliquée afin de garantir une répartition équilibrée des données entre l'apprentissage (80 %) et le test (20 %), tout en préservant la représentativité de chaque classe de défaut. Le classifieur obtient d'excellentes performances, avec des F1-scores supérieurs à 94 % pour l'ensemble des classes. Ces résultats confirment la capacité discriminante des indicateurs utilisés ; RMS, MAV, WL et STD ; ainsi que leur pertinence physique. En effet, ces métriques guidées par le modèle capturent efficacement les variations du courant statorique associées aux mécanismes spécifiques de chaque défaut, ce qui renforce à la fois l'interprétabilité et la robustesse du diagnostic. Enfin, une analyse en composantes principales (PCA) a été appliquée à l'espace de caractéristiques normalisé afin de projeter les données dans un plan 2D (Figure IV-17). Cette projection est utilisée uniquement à des fins de visualisation de la structure globale des données, tandis que la classification est réalisée dans l'espace de caractéristiques complet. Cette représentation permet ainsi de confirmer visuellement la bonne séparabilité obtenue grâce aux indicateurs sélectionnés. Cette représentation confirme visuellement la bonne séparabilité obtenue grâce aux indicateurs sélectionnés.

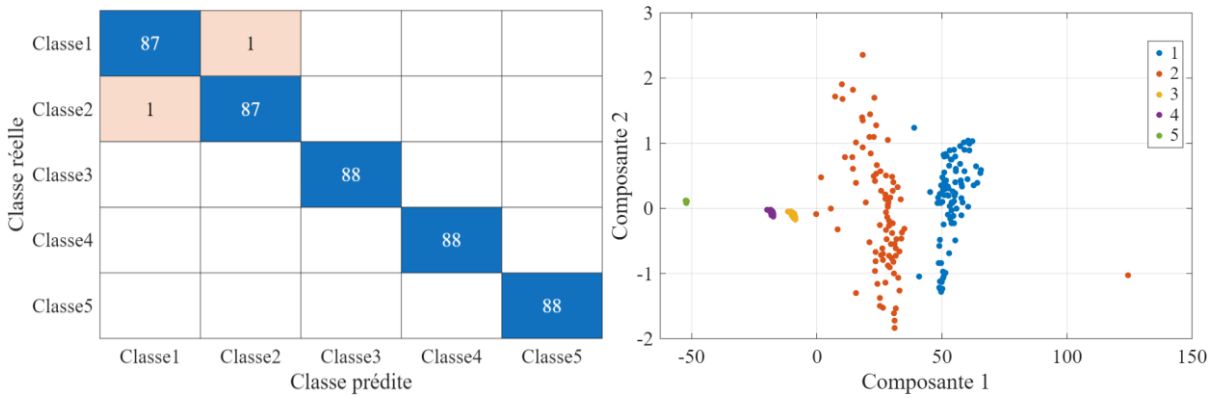


Figure IV-17 : (a) Matrice de confusion et (b) Projection en composantes principales des quatre caractéristiques sélectionnées

La Figure IV-17 (a) présente la matrice de confusion obtenue par validation croisée, montrant de bonnes performances de classification pour les cinq classes. Les valeurs de précision et de

recall sont supérieures à 94 % pour l'ensemble des classes, y compris pour la condition de défaut combiné. Aucune erreur de classification significative n'a été observée, ce qui confirme la fiabilité du modèle pour distinguer les différentes conditions de fonctionnement. Sur cette base, le F1-score, qui combine précision et rappel, est également élevé, bien que sa valeur exacte dépende de la moyenne utilisée. La Figure IV-17 (b) illustre une projection bidimensionnelle de l'espace des caractéristiques obtenu par analyse en composantes principales (ACP), appliquée aux quatre caractéristiques extraites. Le graphique obtenu révèle des groupes généralement bien séparés et compacts, suggérant que les caractéristiques extraites sont efficaces pour discriminer les classes. Bien que de légers chevauchements visuels soient observables entre certains groupes, ceux-ci n'entraînent pas d'erreur de classification, comme le confirme la matrice de confusion. Ces résultats montrent que la méthode proposée permet une discrimination fiable des différents défauts dans le cadre étudié. Les performances élevées et homogènes obtenues par validation croisée, ainsi que la cohérence entre la matrice de confusion et la projection ACP, indiquent une bonne stabilité des performances du modèle et une capacité satisfaisante pour un diagnostic fiable des défauts de roulement, même en présence de défauts électriques combinés.

IV.3.2 Diagnostic par hybridation des bases de données numérique et expérimentale

Dans la seconde approche, dite approche par hybridation ou enrichissement de données, le jumeau numérique ne remplace plus les données expérimentales, mais les complète lorsque celles-ci sont insuffisantes, incomplètes ou déséquilibrées. L'objectif n'est plus de substituer l'expérimentation, mais d'augmenter la base réelle afin de renforcer la capacité de généralisation des algorithmes d'apprentissage. Parmi les deux méthodologies proposées dans les travaux de [16], seule l'hybridation homogène est retenue ici pour le diagnostic des défauts de roulement. Comme présenté au Chapitre 2, cette stratégie intervient lorsque le volume d'exemples disponibles par classe est trop faible pour garantir de bonnes performances : le jumeau numérique génère alors des échantillons additionnels destinés à compléter le volume d'apprentissage, tout en maintenant un équilibre entre les classes.

Cette démarche vise à déterminer la proportion optimale de données simulées pouvant être intégrée à une base expérimentale sans dégrader les performances du diagnostic, ainsi qu'à évaluer la robustesse d'algorithmes de classification usuels (SVM, KNN) face à des ensembles hybrides combinant données réelles et simulées, en analysant leur sensibilité aux variations du taux d'hybridation. Dans ce contexte, et contrairement à la première approche où l'algorithme

de classification constituait uniquement un outil d'évaluation des données simulées, il devient nécessaire d'analyser l'influence du choix du classifieur sur les performances obtenues. À cet effet, deux algorithmes de classification usuels, le k-nearest neighbours (k-NN) et le support vector machine (SVM), ont été retenus.

Pour mettre en œuvre cette méthodologie, seul le défaut de roulement a été considéré. L'objectif est de concevoir un système de classification capable de discriminer quatre niveaux de sévérité d'un défaut de bague extérieure : état sain, défaut de 1 mm, 2 mm et 5 mm. La base de données est ainsi constituée de signaux couvrant quatre niveaux de défaut, quatre niveaux de fréquence d'alimentation et quatre niveaux de charge, tels que présentés dans le Tableau 7. Cette diversité des conditions de fonctionnement permet d'assurer une capacité de généralisation satisfaisante et de disposer d'un nombre suffisant d'échantillons pour chacune des classes de sévérité.

Tableau 7 : Base de données hybride : Constitution des états

4 vitesses	**4 charges**	**4 Niveau de défaut**	**Effectifs**
35Hz	A vide	Etat sain	4x4x4x4 =256 signaux
40Hz	0.85Nm	Écaillage de 1 mm	
45Hz	1.42Nm	Écaillage de 2 mm	
50Hz	2.85Nm	Écaillage de 5 mm	

L'hybridation quantitative homogène a été réalisée en constituant un ensemble d'apprentissage hybride, dans lequel la proportion de données simulées est progressivement augmentée tout en maintenant une répartition strictement homogène entre les conditions de fonctionnement, de manière à préserver la représentativité statistique des classes. Le besoin total étant fixé à 256 échantillons (100 %), différentes configurations hybrides ont été générées en faisant varier la part de données numériques de 10 % à 100 %. Pour chacune de ces configurations, les données de test représentent 20 % de la base totale, et sont exclusivement composées de données expérimentales, distinctes de celles utilisées pour l'apprentissage, comme illustré sur la Figure IV-18.

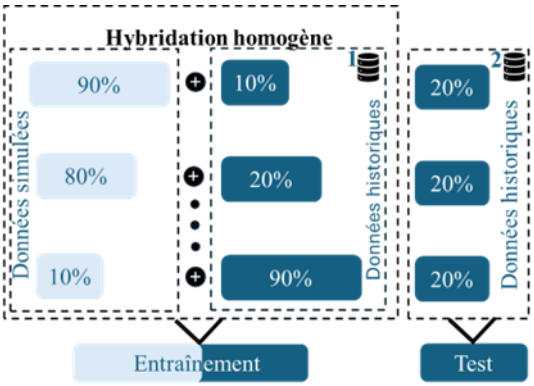


Figure IV-18 : Méthodologie d'enrichissement quantitative

Pour chaque taux d'hybridation, les échantillons simulés reproduisent rigoureusement les mêmes combinaisons de charge et de vitesse que les données expérimentales, garantissant ainsi une cohérence structurelle entre les deux sources.

Concernant la classification, deux algorithmes simples, robustes et largement utilisés parmi les algorithmes d'apprentissage supervisé ont été retenus : le k-nearest neighbours (k-NN) et le support vector machine (SVM). Le choix du k-NN se justifie par sa capacité à exploiter efficacement des jeux de données bien séparés, sa simplicité de mise en œuvre et sa faible sensibilité aux transformations linéaires des caractéristiques. Pour le k-NN, le nombre de voisins a été fixé à $k = 5$, la distance euclidienne a été utilisée et un poids uniforme a été attribué à chaque voisin. Le SVM a été sélectionné pour sa performance reconnue dans des espaces de caractéristiques de faible dimension et pour sa capacité à maximiser la marge séparatrice, ce qui le rend particulièrement adapté à des jeux de données où les frontières de décision sont non triviales. Le noyau utilisé pour le SVM est linéaire, et le paramètre de régularisation C a été choisi pour équilibrer précision et généralisation.

L'utilisation conjointe de ces deux algorithmes permet également d'évaluer la sensibilité du diagnostic à la structure des données et de comparer deux approches emblématiques de l'apprentissage supervisé : un classifieur basé sur la distance (k-NN) et un classifieur basé sur un hyperplan optimal (SVM). Cette méthodologie permet ainsi d'étudier l'impact de la proportion de données simulées sur les performances de classification, d'identifier les zones d'hybridation optimales et de quantifier la contribution effective du jumeau numérique à l'amélioration du diagnostic dans un contexte où les données expérimentales sont limitées. Les résultats obtenus sont présentés sur le Tableau 8 qui montre les valeurs de précision en fonction des configurations d'hybridation pour chacun des deux classifieurs.

Tableau 8 : Précisions des algorithmes en fonction des configurations d'hybridation

Désignation	Configuration d'hybridation	Précision (KNN)	Précision (SVM)
1	90% mesurées et 10% simulées	98,6	98,6
2	80% mesurées et 20% simulées	98,2	98,4
3	70% mesurées et 30% simulées	98,2	100
4	60% mesurées et 40% simulées	100	87,0
5	50% mesurées et 50% simulées	95,0	95,0
6	40% mesurées et 60% simulées	93,7	93,7
7	30% mesurées et 70% simulées	91,7	100
8	20% mesurées et 80% simulées	93,7	100
9	10% mesurées et 90% simulées	50,0	87,5
10	100% simulées	79,0	87,0

Les résultats présentés dans le Tableau 8 mettent en évidence l'influence du taux d'hybridation entre données simulées et données expérimentales sur les performances de diagnostic, ainsi que des comportements distincts selon l'algorithme de classification considéré. Ils répondent directement à l'objectif principal de cette étude, qui consiste à identifier une configuration d'hybridation permettant d'obtenir des performances élevées tout en garantissant une bonne robustesse vis-à-vis du choix du classifieur. Une analyse plus détaillée de ces résultats permet de dégager plusieurs observations majeures, présentées ci-après.

- De manière générale, les deux algorithmes montrent une sensibilité au taux d'hybridation, mais selon des dynamiques différentes. Lorsque la part de données expérimentales sont introduites, les performances augmentent par rapport à la configuration entièrement simulée. Cette amélioration traduit l'apport essentiel des données réelles, qui permettent de mieux représenter la variabilité physique du système et d'ancrer l'apprentissage dans des conditions de fonctionnement réalistes.

- Les meilleures performances conjointes pour le k-NN et le SVM sont observées pour des configurations correspondant à des proportions faibles à modérées de données simulées, comprises approximativement entre 10 % et 50 %. Dans cette plage, les performances se stabilisent à un niveau élevé, avec des précisions dépassant 90 %, ce qui indique que l'ajout d'un volume raisonnable de données issues du jumeau

numérique permet de combler efficacement le manque d'échantillons expérimentaux, tout en préservant une bonne capacité de généralisation et sans dégradation notable de la qualité de la classification. Cette plage peut ainsi être identifiée comme une zone d'hybridation optimale pour le diagnostic considéré.

- Au-delà de 50 % de données simulées, on observe une tendance générale à la diminution de la précision, plus marquée pour le SVM que pour le k-NN. Cette dégradation progressive peut être interprétée comme la conséquence d'une divergence croissante entre les distributions des données expérimentales et simulées lorsque ces dernières deviennent majoritaires dans l'ensemble d'apprentissage. Cette divergence est étroitement liée à la qualité des données numériques générées par le jumeau numérique, lequel, bien que physiquement cohérent, ne peut être parfaitement recalé pour l'ensemble des configurations de fonctionnement considérées. En effet, à l'issue de la phase de recalage, une erreur résiduelle d'environ 4 % subsiste, traduisant des écarts persistants entre signaux simulés et mesurés. Ces écarts peuvent alors induire un biais d'apprentissage, conduisant le classifieur à sur-apprendre une distribution artificielle partiellement éloignée de la réalité expérimentale, et à une capacité de généralisation réduite lors de l'évaluation sur données réelles.

- Les résultats montrent également que le SVM apparaît globalement plus robuste que le k-NN face aux variations du taux d'hybridation. Cette robustesse s'explique par sa capacité à construire une frontière de décision globale optimale, reposant sur un ensemble restreint mais représentatif d'échantillons (vecteurs de support), ce qui le rend moins sensible aux fluctuations locales de densité et aux déséquilibres de distribution introduits par les données simulées. À l'inverse, le k-NN, fondé sur une décision locale basée sur la proximité entre échantillons, se montre plus vulnérable à ces variations. Cela explique notamment la baisse de précision plus marquée de cet algorithme lorsque la proportion de données simulées atteint 90 %, en raison d'une modification locale de la structure de voisinage dans l'espace des caractéristiques. Ces résultats confirment que le SVM constitue un classifieur plus stable dans un contexte d'apprentissage hybride, tandis que le k-NN reflète plus directement les variations de la structure de l'ensemble d'apprentissage.

- Certaines configurations hybrides conduisent par ailleurs à des performances très élevées, voire égales à 100 %, notamment pour le SVM. Ces résultats s'expliquent en

partie par le caractère statistiquement plus homogène des données simulées, générées dans un cadre contrôlé, ce qui tend à réduire la variabilité intra-classe et à faciliter la séparation des classes dans l'espace des caractéristiques. Ces performances élevées reflètent ainsi des conditions d'apprentissage particulièrement favorables et ne préjugent pas nécessairement des performances atteignables dans un contexte purement expérimental, marqué par un niveau de bruit et de variabilité plus élevé.

Afin d'illustrer ces tendances, la Figure IV-19 présente les courbes lissées des précisions obtenues pour les deux algorithmes en fonction du taux d'hybridation. Cette représentation permet de mettre en évidence la zone optimale d'hybridation, dans laquelle les performances restent élevées et relativement stables, ainsi que les évolutions globales propres à chaque classifieur.

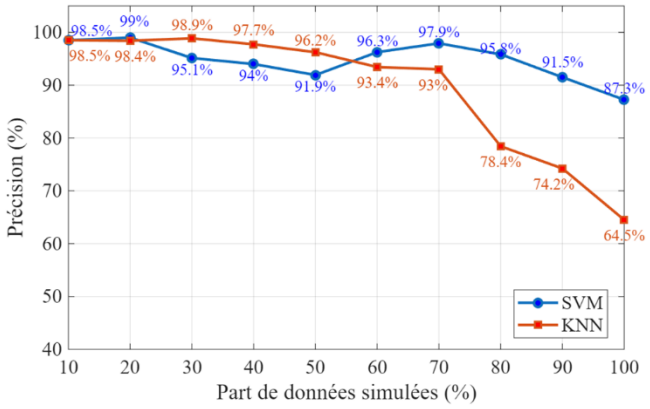


Figure IV-19 : Tendance des précisions de classification en fonction du taux d'hybridation

Ces observations confirment l'intérêt d'une stratégie d'hybridation contrôlée : un enrichissement modéré permet d'améliorer significativement la représentativité de la base d'apprentissage, tandis qu'un excès de données simulées peut nuire à la robustesse du modèle vis-à-vis de la réalité expérimentale.

IV.4 Conclusion

Ce chapitre a mis en évidence l'apport du jumeau numérique pour le diagnostic des défauts du moteur asynchrone. Il a débuté par la validation expérimentale, réalisée sur différents bancs d'essai, indispensable pour vérifier la capacité du modèle multiphysique à reproduire les principales signatures mesurées. Dans ce cadre, des indicateurs particulièrement sensibles aux défauts de roulement, tels que la valeur absolue moyenne (MAV), la longueur de la forme d'onde (WL), l'écart-type et la valeur efficace, ont été identifiés, ce type de défaut étant reconnu comme l'un des plus complexes à diagnostiquer par analyse de courant en raison de sa nature

mécanique. Cette étape a également révélé certaines divergences, rendant nécessaire un ajustement des paramètres à travers une procédure de recalage du modèle. Fondée sur la sélection des paramètres sensibles, l'utilisation d'un algorithme d'optimisation adapté et la définition d'une fonction objectif multi-indicateurs, cette procédure a permis de réduire significativement l'écart entre simulations et mesures, renforçant ainsi la fiabilité du jumeau numérique.

Sur cette base, deux stratégies de diagnostic ont été mises en œuvre. La première, reposant uniquement sur des données simulées, a montré le potentiel du jumeau numérique pour entraîner un classifieur, notamment pour des configurations de défauts difficilement accessibles expérimentalement. La seconde, fondée sur l'hybridation des données numériques et réelles, a démontré que le jumeau numérique peut compléter efficacement des données historiques, tout en mettant en évidence les conditions optimales d'hybridation pour obtenir les meilleures performances. Ainsi, ce chapitre montre que le jumeau numérique constitue un outil efficace, doté d'un fort potentiel pour améliorer et relever les défis du diagnostic des défauts du moteur asynchrone.

Conclusion et perspectives

Conclusion

L'objectif principal de cette thèse était de développer une approche de diagnostic et de surveillance du moteur asynchrone en s'appuyant sur les apports du jumeau numérique afin de relever les défis inhérents au diagnostic. La première problématique rencontrée résidait dans la nécessité de résoudre le dilemme entre la précision de la modélisation et la charge computationnelle, un verrou majeur pour les applications temps réel et les systèmes embarqués, comme le montre clairement l'étude approfondie de la littérature sur la modélisation des machines électriques. Pour y répondre, le travail a débuté par l'exploitation du modèle basé sur le circuit électrique du moteur asynchrone, reconnu pour son temps de calcul minimal. La simplicité de ce modèle a permis de simuler l'ensemble des principaux défauts, aussi bien individuellement que de manière combinée. Ce modèle a ensuite été amélioré pour renforcer sa précision tout en conservant un temps de simulation très faible. Cela a conduit à l'élaboration d'un modèle multiphysique léger combinant le modèle électrique simplifié et une modélisation dynamique du palier à roulements à trois degrés de liberté, permettant de prendre explicitement en compte les interactions électromagnétiques et mécaniques.

La seconde problématique concernait l'indisponibilité de données historiques en quantité et en qualité suffisantes pour concevoir des méthodes de diagnostic intelligentes, robustes et fiables, en raison du coût élevé lié à la collecte de telles données. Pour surmonter cette limite, l'intégration du jumeau numérique dans le processus de diagnostic intelligent a été retenue comme solution. Dans cette optique, une étape de validation suivie d'un recalage du modèle s'est avérée indispensable pour réduire les écarts entre données simulées et données expérimentales, rendant ainsi possible et fiable l'utilisation du jumeau numérique pour le diagnostic du moteur asynchrone. Une fois ce préalable assuré, deux méthodologies de diagnostic assistées par jumeau numérique ont été mises en œuvre. La première repose exclusivement sur les données numériques pour l'apprentissage du classifieur et permet de diagnostiquer des configurations expérimentales difficilement accessibles, comme les défauts combinés. La seconde repose sur une hybridation entre données numériques et données historiques, et permet d'identifier les conditions optimales d'enrichissement pour atteindre les meilleures performances.

Les résultats obtenus à l'issue de cette méthodologie sont significatifs. Le modèle multiphysique élaboré permet de simuler l'ensemble des principaux défauts du moteur, et en

particulier le défaut de roulement grâce à l'intégration de la dynamique du palier. Cette approche a permis de réduire l'erreur globale de 43,36 % à 14,3 %, tout en maintenant un temps de simulation de seulement 5 secondes. Lors de la validation, des indicateurs particulièrement sensibles aux défauts de roulement (MAV, WL, STD et RMS) ont été déterminés, ces défauts étant les plus difficiles à diagnostiquer par analyse de courant en raison de sa nature mécanique. À l'étape de recalage, l'erreur résiduelle a été réduite jusqu'à 4 %. Enfin, pour l'étape de diagnostic, les deux approches proposées se sont révélées performantes : le diagnostic basé uniquement sur le jumeau numérique a atteint une précision de 94 % pour les défauts combinés, tandis que la stratégie d'hybridation a permis d'identifier la part optimale de données numériques pour l'enrichissement quantitatif, comprise entre 10 % et 30 % selon les deux algorithmes exploités, permettant ainsi d'atteindre une précision moyenne de 98,7 % dans cet intervalle.

Les contributions majeures de ce travail se structurent autour de deux axes. La première contribution réside dans l'intégration explicite de la dynamique du roulement au sein d'un modèle électrique tout en conservant un temps de simulation très faible (5 secondes). Cette intégration améliore de manière significative la capacité du modèle à reproduire les signatures caractéristiques des défauts de roulement dans les courants statoriques, répondant ainsi à un verrou scientifique souvent cité comme limitation majeure des modèles purement électriques. La seconde contribution concerne l'intégration du jumeau numérique dans le processus de diagnostic intelligent, à travers deux méthodes complémentaires : (1) un diagnostic fondé exclusivement sur les données simulées, permettant la détection de défauts rarement observables expérimentalement, notamment les défauts combinés ; et (2) une stratégie d'hybridation entre données numériques et données historiques, permettant d'identifier les conditions optimales d'enrichissement des données d'apprentissage et d'améliorer significativement les performances du diagnostic.

Ces contributions s'inscrivent pleinement dans les enjeux actuels de la transition énergétique. Le modèle développé demeure suffisamment léger pour réduire les besoins en ressources de calcul et de stockage, contrairement aux approches basées sur des modèles magnétiques ou éléments finis particulièrement coûteuses. De plus, l'utilisation du jumeau numérique permet de réduire le recours aux essais destructifs, générateurs de déchets, et d'exploiter de manière efficiente l'ensemble des données disponibles tout en assurant un niveau élevé de précision du diagnostic.

Néanmoins, plusieurs limites doivent être mentionnées. Le modèle repose sur certaines hypothèses simplificatrices, comme l'hypothèse d'un entrefer parfaitement uniforme ou l'absence de prise en compte des effets capacitifs et thermiques. La modélisation du roulement pourrait également être enrichie, notamment en intégrant une représentation plus fine de la distribution non uniforme de l'entrefer ou en s'appuyant sur une Approche Modifiée par Fonction d'Enroulement (MWFA, selon son acronyme anglais), dont l'intégration dans un modèle à faible temps de calcul demeure un défi scientifique. Par ailleurs, les stratégies d'hybridation développées pourraient être étendues pour explorer d'autres paramètres optimaux, tels que les conditions de fonctionnement ou la distribution des classes, encore peu étudiés dans la littérature. Enfin, si la méthodologie a été validée sur un banc d'essai académique, une validation complémentaire en environnement industriel réel reste nécessaire, notamment pour les machines de forte puissance soumises à des régimes de fonctionnement variables.

Perspectives

Un premier axe concerne le renforcement de la modélisation multiphysique du moteur asynchrone. Bien que le modèle proposé permette une reproduction fidèle des signatures de défauts tout en conservant un temps de calcul réduit, certaines hypothèses simplificatrices demeurent. En particulier, l'intégration d'une représentation plus réaliste de l'entrefer, incluant les non-uniformités et les excentricités variables, est reconnue dans la littérature comme un levier majeur pour améliorer la modélisation des harmoniques liées aux défauts mécaniques [251]. De même, l'Approche Modifiée par Fonction d'Enroulement (MWFA), largement utilisée pour décrire les enroulements non uniformes et les phénomènes électromagnétiques avancés[252] , pourrait être approfondie. Le principal défi réside toutefois dans la réduction de son coût de calcul afin de la rendre compatible avec un jumeau numérique opérationnel en temps quasi réel. Par ailleurs, l'intégration des effets thermiques et capacitifs, souvent négligés dans les modèles simplifiés, a montré son intérêt pour améliorer la précision du diagnostic en régimes sévères ou transitoires [253].

Un second axe porte sur l'évolution du recalage du jumeau numérique vers des approches dynamiques. Le recalage proposé dans cette thèse est statique et réalisé hors ligne. Or, plusieurs travaux récents soulignent l'intérêt de méthodes de recalage adaptatif pour assurer une mise à jour continue des modèles face aux dérives de fonctionnement [254]. Des techniques telles que le filtre de Kalman étendu, particulièrement adapté aux systèmes non linéaires faiblement bruités [255], ou les filtres particulaires, plus robustes face aux non-linéarités et aux incertitudes

fortes [256], constituent des pistes pertinentes. Leur intégration permettrait au jumeau numérique de s'adapter en temps réel aux variations de charge, de vitesse ou de conditions environnementales, renforçant ainsi sa pertinence pour les applications industrielles.

Un troisième axe concerne l'optimisation des stratégies d'hybridation de données. Les résultats obtenus montrent qu'une proportion limitée de données simulées permet déjà d'améliorer significativement les performances du diagnostic. Toutefois, la littérature récente met en évidence que l'efficacité de l'hybridation ne dépend pas uniquement de la proportion de données numériques, mais également des conditions de fonctionnement, de la distribution des classes et de la représentativité des scénarios simulés [221]. Dans cette perspective, le développement de stratégies d'hybridation adaptative, capables d'ajuster automatiquement la part de données simulées en fonction de la disponibilité et de la qualité des données réelles, constitue une évolution naturelle du cadre proposé.

Un quatrième axe vise l'exploitation d'architectures multi-capteurs et la fusion de données. Bien que la présente thèse se concentre principalement sur les courants statoriques, le jumeau numérique développé permet également de générer des signaux vibratoires. Plusieurs études montrent que la combinaison de signatures électriques, vibratoires, acoustiques ou thermiques améliore significativement la robustesse du diagnostic et la détection précoce de défauts faibles ou émergents [170, 47] . L'intégration de ces informations dans une approche de fusion de données offrirait ainsi une vision plus complète de l'état de santé du moteur.

Enfin, un cinquième axe concerne l'extension du diagnostic vers le pronostic, notamment l'estimation de la durée de vie résiduelle (Remaining Useful Life, RUL). Des travaux récents ont démontré l'intérêt de combiner modèles physiques, apprentissage automatique et données de surveillance pour améliorer l'anticipation des défaillances [171, 172]. Dans ce cadre, un jumeau numérique recalé en continu constituerait un support privilégié pour le développement de méthodes de pronostic plus fiables, contribuant à l'optimisation de la maintenance prédictive et à **la réduction des coûts d'exploitation.**

Bibliographie

[1] K. Schwab, *La quatrième révolution industrielle*. Paris : Dunod, 2017.

[2] O. Djebili, *Contribution à la maintenance prédictive par analyse vibratoire des composants mécaniques tournants. Application aux butées à billes soumises à la fatigue de contact de roulement*. Thèse de doctorat, Université de Reims Champagne-Ardenne, Reims, 2013.

[3] A. Singh, B. Grant, R. DeFour, C. Sharma et S. Bahadoorsingh, « A review of induction motor fault modeling », *Electric Power Systems Research*, vol. 133, p. 191-197, 2016. https://doi.org/10.1016/j.epsr.2015.12.017

[4] M. Jasiulewicz-Kaczmarek, « Maintenance 4.0 technologies for sustainable manufacturing », *Applied Sciences*, vol. 14, no 16, 2024. https://doi.org/10.3390/app14167360

[5] A. Mejia-Barron et al., « A neural network-based model for MCSA of inter-turn short-circuit faults in induction motors and its power hardware-in-the-loop simulation », *Computers & Electrical Engineering*, vol. 93, 2021. https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2021.107234

[6] A. Ikpe, U. Offiong et M. Bassey, *The concept of industrial electric motors and their electromagnetic principles: an interphase for electromechanical energy conversion*, 2024. https://doi.org/10.5281/zenodo.11320381

[7] J. Martinez-Roman et al., « Low-cost diagnosis of rotor asymmetries of induction machines at very low slip with the Goertzel algorithm applied to the rectified current », *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021. https://doi.org/10.1109/TIM.2021.3115216

[8] P. Gnaciński et al., « Effect of ripple control on induction motors », *Energies*, vol. 16, no 23, 2023. https://doi.org/10.3390/en16237831

[9] R. Issa et al., « Review of fault diagnosis methods for induction machines in railway traction applications », *Energies*, vol. 17, no 11, 2024. https://doi.org/10.3390/en17112728

[10] F. Gu et al., « An investigation of the effects of measurement noise in the use of instantaneous angular speed for machine diagnosis », *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 20, no 6, p. 1444-1460, 2005. https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2005.02.001

[11] N. Feki, *Modélisation électromécanique de transmissions par engrenages : applications à la détection et au suivi des avaries*. Thèse de doctorat, Institut national des sciences appliquées de Lyon, Lyon, 2012.

[12] A. Medoued, *Surveillance et diagnostic des défauts des machines électriques : applications aux moteurs asynchrones*. Thèse de doctorat, Université du 20 Août 1955-Skikda, Skikda, 2012.

[13] R. Jaros et al., « Advanced signal processing methods for condition monitoring », *Archives of Computational Methods in Engineering*, vol. 30, 2022. https://doi.org/10.1007/s11831-022-09834-4

[14] B. Corne et al., « The reflection of evolving bearing faults in the stator current's extended Park vector approach for induction machines », *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 107, p. 168-182, 2018. https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2017.12.010

[15] H. Zhang et al., « An update method for digital twin multi-dimension models », *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 50, p. 1-10, 2022. https://doi.org/10.1016/j.rcim.2022.102481

[16] G. Ngandu Kalala, *Contribution au diagnostic vibratoire des engrenages assisté par jumeau numérique : application à la surveillance des broyeurs à boulets*. Thèse de doctorat, Université de Reims Champagne-Ardenne, Reims, 2022.

[17] M. G. Kapteyn, D. J. Knezevic et K. E. Willcox, « Toward predictive digital twins via component-based reduced-order models and interpretable machine learning », in *AIAA SciTech Forum*, 2020.

[18] S. Vaidya, P. Ambad et S. Bhosle, « Industry 4.0 – a glimpse », *Procedia Manufacturing*, vol. 20, p. 233-238, 2018. https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.02.034

[19] M. Mamad, « Challenges and benefits of Industry 4.0: an overview », *International Journal of Supply and Operations Management*, vol. 5, p. 256-265, 2018. https://doi.org/10.22034/2018.3.7

[20] P. Onu et al., « Internet of production: unleashing the full potential of Industry 4.0 – a comprehensive review », *Procedia Computer Science*, vol. 232, p. 2049-2056, 2024. https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.02.027

[21] M. Z. Yaqub et A. Alsabban, « Industry 4.0-enabled digital transformation: prospects, instruments, challenges and implications », *Sustainability*, vol. 15, no 11, 2023. https://doi.org/10.3390/su15118553

[22] W. Ochoa, F. Larrinaga et A. Pérez, « Context-aware workflow management for smart manufacturing: a literature review », *Future Generation Computer Systems*, vol. 145, p. 38-55, 2023. https://doi.org/10.1016/j.future.2023.03.017

[23] R. Rame et al., « Industry 5.0 and sustainability: an overview of emerging trends », *Innovation and Green Development*, vol. 3, no 4, 2024. https://doi.org/10.1016/j.igd.2024.100173

[24] S. Kraus et al., « Digital transformation in business and management research », *International Journal of Information Management*, vol. 63, 2022. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102466

[25] ScienceDirect Topics, « Maintenance strategy ».

[26] ScienceDirect Topics, « Preventive maintenance ».

[27] A. Imoru, A.-G. Jimoh et Y. Hamam, « Origin and manifestation of electrical machine faults – a review », 2014. https://doi.org/10.1109/ICPERE.2014.7067210

[28] T. Ameeri et al., « Analysing effective and ineffective impacts of maintenance strategies », *Energies*, vol. 16, 2023. https://doi.org/10.3390/en16176243

[29] A. M. R. Tortora et al., « The role of maintenance operator in industrial manufacturing systems », *Applied Sciences*, vol. 11, 2021. https://doi.org/10.3390/app11073193

[30] É. M. Motoki et al., « Cost of industrial process shutdowns due to voltage sag and short interruption », *Energies*, vol. 14, 2021. https://doi.org/10.3390/en14102874

[31] E. Salawu et al., « Impact of maintenance on machine reliability: a review », *E3S Web of Conferences*, vol. 430, 2023. https://doi.org/10.1051/e3sconf/202343001226

[32] S. Sow, *Simulateur vibratoire de machines tournantes à base d'intelligence artificielle*. Thèse de doctorat, Université de Reims Champagne-Ardenne, Reims.

[33] Techniques de l'Ingénieur, « Normes, règlements et maintenance réglementée ».

[34] V. Ulansky et A. Raza, « A historical survey of corrective and preventive maintenance models », *Aerospace*, vol. 11, no 1, 2024. https://doi.org/10.3390/aerospace11010092

[35] S. Kerroumi, *Extraction des paramètres et classification dynamique dans le cadre de la détection et du suivi de défaut de roulements*. Thèse de doctorat, Université de Reims Champagne-Ardenne, Reims, 2016.

[36] A. Ali et A. Abdelhadi, « Condition-based monitoring and maintenance: state of the art review », *Applied Sciences*, vol. 12, 2022. https://doi.org/10.3390/app12020688

[37] V. I. Vlachou et al., « Condition monitoring and fault prediction in PMSM drives », *Machines*, vol. 13, 2025. https://doi.org/10.3390/machines13070549

[38] X. Chiementin, *Localisation et quantification des sources vibratoires… application aux roulements à billes*. Thèse de doctorat, Université de Reims Champagne-Ardenne, Reims, 2007.

[39] M. Goli et al., « A literature review-based evaluation framework for maintenance strategy selection », *Results in Engineering*, vol. 28, 2025. https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.107109

[40] J. Melkebeek, « Rotating field machines: mmf, emf and torque », in *Power Systems*, 2018, p. 85-115. https://doi.org/10.1007/978-3-319-72730-1_3

[41] T. Garcia-Calva et al., « Early detection of faults in induction motors – a review », *Energies*, vol. 15, 2022. https://doi.org/10.3390/en15217855

[42] E. Elhoussin, Y. Amirat et G. Feld, *Diagnostic et détection des défauts dans les machines asynchrones par des méthodes avancées de traitement du signal*, 2018.

[43] A. El Idrissi, *Contributions au diagnostic des défauts de la machine asynchrone triphasée*. Thèse de doctorat, Université Sidi Mohamed Ben Abdellah de Fès, 2025.

[44] J. Maitre, *Reconnaissance des défauts de la machine asynchrone : application des modèles d'intelligence artificielle*. Thèse de doctorat, Université du Québec à Chicoutimi, 2017.

[45] S. Tabet, *Étude paramétrique du diagnostic de la machine asynchrone à cage*. Thèse de doctorat, Université Mohamed Khider – Biskra, 2024.

[46] Y. Saadi, *Stratégies de contrôle et analyse des défauts d'une machine à réluctance variable pour une chaîne de traction électrique*. Thèse de doctorat, Université Paris-Saclay, 2019.

[47] J.-H. Shin et H.-B. Jun, « On condition-based maintenance policy », *Journal of Computational Design and Engineering*, vol. 2, no 2, p. 119-127, 2015. https://doi.org/10.1016/j.jcde.2014.12.006

[48] J. Guo et al., « Multi-sensor data fusion for rotating machinery fault detection », *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 230, 2023. https://doi.org/10.1016/j.ress.2022.108969

[49] KBR GmbH, « Current Transformers up to 20 kHz », fiche technique produit, 2023.

[50] K. Wang *et al*., « A wide-bandwidth inexpensive current sensor based on the signal fusion of tunneling magnetoresistance and a current transformer », *Sensors*, vol. 24, no 18, p. 6071, 2024, doi: 10.3390/s24186071.

[51] W. Li et C. Mechefske, « Detection of induction motor faults: A comparison of stator current, vibration and acoustic methods », *J. Vib. Control*, vol. 12, pp. 165–188, 2006, doi: 10.1177/1077546306062097.

[52] S. Ayankoso *et al*., « Performance of vibration and current signals in the fault diagnosis of induction motors using deep learning and machine learning techniques », *Struct. Health Monit.*, vol. 25, no 1, pp. 196–212, 2026, doi: 10.1177/14759217241289874.

[53] F. Immovilli *et al*., « Diagnosis of bearing faults in induction machines by vibration or current signals: A critical comparison », *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 46, pp. 1350–1359, 2010, doi: 10.1109/TIA.2010.2049623.

[54] D. Susilo *et al*., « Diagnosis of induction motor faults based on current and vibration signals using support vector machine model », *E3S Web Conf.*, vol. 465, 2023, doi: 10.1051/e3sconf/202346501027.

[55] S. Jorkesh et J. Poshtan, « Fault diagnosis of an induction motor using data fusion based on neural networks », *IET Sci. Meas. Technol.*, vol. 15, no 8, pp. 681–689, 2021, doi: 10.1049/smt2.12068.

[56] J. Treetrong, « Application of signal processing for motor condition monitoring based on filtered-signals and eliminated-signals », *Adv. Mater. Res.*, vols. 378–379, pp. 557–560, 2012, doi: 10.4028/www.scientific.net/AMR.378-379.557.

[57] P. Panigrahy et P. Chattopadhyay, *Signal Processing and Machine Learning Techniques Based Hybrid Approaches for Fault Classification of Induction Motor*, 2023, doi: 10.21203/rs.3.rs-3373424/v1.

[58] M. Seera *et al*., « Fault detection and diagnosis of induction motors using motor current signature analysis and a hybrid FMM–CART model », *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, vol. 23, no 1, pp. 97–108, 2012, doi: 10.1109/TNNLS.2011.2178443.

[59] J. Faiz, V. Ghorbanian et G. Joksimovic, *Fault Diagnosis of Induction Motors*, 2017, doi: 10.1049/PBPO108E.

[60] Z. Xu *et al*., « Data-driven inter-turn short circuit fault detection in induction machines », *IEEE Access*, vol. 5, pp. 25055–25068, 2017, doi: 10.1109/ACCESS.2017.2764474.

[61] S. H. Kia *et al*., « Some digital signal processing techniques for induction machines diagnosis », in *Proc. IEEE DEMPED*, Bologna, Italy, 2011, pp. 322–329, doi: 10.1109/DEMPED.2011.6063643.

[62] A. Bellini *et al*., « Advances in diagnostic techniques for induction machines », *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 55, no 12, pp. 4109–4126, 2008, doi: 10.1109/TIE.2008.2007527.

[63] M. H. Farhat, « Surveillance vibratoire pour l'industrie 4.0 : classification par jumeau numérique de machines tournantes (SURVIB 4.0) », thèse de doctorat, Univ. Reims Champagne-Ardenne, 2021.

[64] H. Hotait, « Contribution au processus de surveillance intelligente des machines tournantes : cas des roulements à billes », thèse de doctorat, Univ. Reims Champagne-Ardenne, 2020.

[65] A. Mabrouk, « Contribution au diagnostic de la machine asynchrone en présence de variation de charge », thèse de doctorat, Univ. Mohamed Khider – Biskra, 2017.

[66] H. Toliyat *et al*., *Electric Machines: Modeling, Condition Monitoring, and Fault Diagnosis*, 2017, doi: 10.1201/b13008.

[67] A. Daas *et al*., « Enhancing induction machine fault detection through machine learning: Time and frequency analysis of vibration signals », *Measurement*, vol. 242, p. 116023, 2025, doi: 10.1016/j.measurement.2024.116023.

[68] B. Trajin, « Analyse et traitement de grandeurs électriques pour la détection et le diagnostic de défauts mécaniques dans les entraînements asynchrones », thèse de doctorat, INPT, Toulouse, 2009.

[69] F. Liu *et al*., « Winding fault detection based on current information of induction motors », *Sci. Rep.*, vol. 15, no 1, p. 31521, 2025, doi: 10.1038/s41598-025-17368-5.

[70] S. M. Hosseini et M. Abedi, « Detection of the stator inter-turn fault using the energy feature of wavelet coefficients », *Sci. Iran.*, vol. 30, no 2, pp. 536–550, 2023, doi: 10.24200/sci.2021.56613.4811.

[71] M. Bulat *et al*., « An improved algorithm for the estimation of the root mean square value », *Microprocess. Microsyst.*, vol. 106, p. 105042, 2024, doi: 10.1016/j.micpro.2024.105042.

[72] B. Yu, « Averaging-based method for real-time estimation of voltage effective value in grid-connected inverters », *Electronics*, vol. 14, no 18, p. 3733, 2025, doi: 10.3390/electronics14183733.

[73] D.-F. Chitariu *et al*., « Condition monitoring of a three-phase AC asynchronous motor based on instantaneous active power analysis », *Appl. Sci.*, vol. 14, no 14, p. 6124, 2024, doi: 10.3390/app14146124.

[74] Q. Gao *et al*., « Fault detection using L-kurtosis and clustering-based segmentation », *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 147, p. 107130, 2021, doi: 10.1016/j.ymssp.2020.107130.

[75] R. M. Gray, *An Introduction to Statistical Signal Processing*.

[76] E. El Bouchikhi *et al*., « Induction machine faults detection using stator current parametric spectral estimation », *Mech. Syst. Signal Process.*, vols. 52–53, 2015, doi: 10.1016/j.ymssp.2014.06.015.

[77] M. Altaf *et al*., « A new statistical features-based approach for bearing fault diagnosis », *Sensors*, vol. 22, no 5, p. 2012, 2022, doi: 10.3390/s22052012.

[78] S. M. Kavugho *et al*., « Model-based fault diagnosis and monitoring of induction machine bearing fault », *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 238, p. 113245, 2025, doi: 10.1016/j.ymssp.2025.113245.

[79] « Estimating skewness and kurtosis for asymmetric heavy-tailed data: a regression approach », *Mathematics*, vol. 13, no 16, 2026.

[80] F. Zhen, « Asymmetric signals and skewness », *Econ. Model.*, vol. 90, pp. 32–42, 2020, doi: 10.1016/j.econmod.2020.04.026.

[81] X. Zhang *et al*., « Machine learning based bearing fault diagnosis: A review », *IEEE Access*, vol. 9, pp. 155598–155608, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3128669.

[82] Z. Arief *et al*., « Comparison of five time series EMG feature extraction methods », in *Proc. ELECSYM*, 2015, doi: 10.1109/ELECSYM.2015.7380805.

[83] M. Kaczmarek et K. Blus, « Analytical investigation of waveform distortion effect on magnetic flux density », *Sensors*, vol. 25, no 15, 2025, doi: 10.3390/s25154837.

[84] K. Hamani *et al*., « Advancements in induction motor fault diagnosis and condition monitoring: A review », *Sensors*, vol. 25, no 19, p. 5942, 2025, doi: 10.3390/s25195942.

[85] R. Kromanis et P. Kripakaran, « Performance of signal processing techniques for anomaly detection », *J. Civ. Struct. Health Monit.*, vol. 11, no 1, pp. 15–34, 2021, doi: 10.1007/s13349-020-00435-y.

[86] C. L. Kok *et al*., « Machine learning-based feature extraction and classification of EMG signals », *Appl. Sci.*, vol. 14, no 13, p. 5784, 2024, doi: 10.3390/app14135784.

[87] B. R. Nayana et P. Geethanjali, « Statistical time-domain features for bearing fault identification », *IEEE Sens. J.*, vol. 17, no 17, pp. 5618–5625, 2017, doi: 10.1109/JSEN.2017.2727638.

[88] P. E. William et M. W. Hoffman, « Identification of bearing faults using zero-crossings », *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 25, no 8, pp. 3078–3088, 2011, doi: 10.1016/j.ymssp.2011.06.001.

[89] V. Veeramsetty *et al*., « Zero-crossing detection using deep neural networks », *Algorithms*, vol. 14, no 11, p. 329, 2021, doi: 10.3390/a14110329.

[90] M. Konuhova, « Induction motor dynamics regimes: A comprehensive study », *Appl. Sci.*, vol. 15, no 3, p. 1527, 2025, doi: 10.3390/app15031527.

[91] M. Messaoudi *et al*., « Diagnosis of rotor bar faults using Park's vector approaches », *Electronics*, vol. 11, p. 380, 2022, doi: 10.3390/electronics11030380.

[92] S. Ben Salem *et al*., « Induction motor mechanical fault identification using Park's vector », in *Proc. ICEESA*, 2013, pp. 1–6, doi: 10.1109/ICEESA.2013.6578381.

[93] N. Saad *et al*., *Condition Monitoring and Faults Diagnosis of Induction Motors*, CRC Press, 2018, doi: 10.1201/9781351172561.

[94] J. Zarei et J. Poshtan, « Advanced Park's vector approach for bearing fault detection », *Tribol. Int.*, vol. 42, no 2, pp. 213–219, 2009, doi: 10.1016/j.triboint.2008.06.002.

[95] M. Saeidi *et al*., « Bearing fault detection via Park's vector approach based on ANFIS », in *Proc. ICMC*, 2014, pp. 2436–2441, doi: 10.1109/ICMC.2014.7232006.

[96] J. Huang *et al*., « Rapid evaluation of mechanical fault severity », *IET Electr. Power Appl.*, vol. 15, no 2, pp. 145–158, 2021, doi: 10.1049/elp2.12012.

[97] M. Irfan *et al*., « Analysis of distributed bearing faults via Park vector method », *Neural Comput. Appl.*, vol. 31, pp. 683–691, 2019, doi: 10.1007/s00521-017-3038-0.

[98] S. Singh et N. Kumar, « Detection of bearing faults using stator current monitoring », *IEEE Trans. Ind. Inform.*, 2016, doi: 10.1109/TII.2016.2641470.

[99] Y. Damine, « Contribution au diagnostic et à l'analyse de défauts dans les machines à induction par les techniques de la décomposition empirique », thèse de doctorat, Univ. Mohamed Khider, Biskra, Algérie, 2024.

[100] M. Bellanger, *Traitement numérique du signal : théorie et pratique*, 8e éd., Paris, France : Dunod, 2010.

[101] G. Abdelhak, B. Sid Ahmed, et R. Djekidel, « Fault diagnosis of induction motor rotor using current signature with different signal processing techniques », *Diagnostyka*, vol. 23, no 2, p. 1-9, mars 2022, doi: 10.29354/diag/147462.

[102] H. Bahouri et F. Vigneron, « Analyse fréquentielle du signal ».

[103] H. Li, B. Zhao, J. Li, Y. Qiao, et S. Zhang, « Research on local fault diagnosis of rotary vector reducer based on motor current signature analysis », *Int. J. Rotating Mach.*, vol. 2024, p. 2735335, 2024, doi: 10.1155/2024/2735335.

[104] W. Caesarendra et T. Tjahjowidodo, « A review of feature extraction methods in vibration-based condition monitoring and its application for degradation trend estimation of low-speed slew bearing », *Machines*, vol. 5, no 4, p. 21, déc. 2017, doi: 10.3390/machines5040021.

[105] S. M. Yoo, H. G. Lee, W. K. Hao, et I. S. Lee, « Induction motor fault diagnosis using low-cost MEMS acoustic sensors and multilayer neural networks », *Appl. Sci.*, vol. 15, no 17, p. 9379, 2025, doi: 10.3390/app15179379.

[106] A. Georgiadis, X. Gong, et N. Meier, « Vibration analysis based on the spectral kurtosis for adjustment and monitoring of ball bearing radial clearance », *MATEC Web Conf.*, vol. 211, p. 06006, 2018, doi: 10.1051/matecconf/201821106006.

[107] L. A. Romero-Ramirez et al., « Spectral kurtosis based methodology for the identification of stationary load signatures in electrical signals from a sustainable building », *Energies*, vol. 15, no 7, 2022, doi: 10.3390/en15072373.

[108] A. Picot et al., « Statistic-based spectral indicator for bearing fault detection in permanent-magnet synchronous machines using the stator current », *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 46, no 2, p. 424-441, juin 2014, doi: 10.1016/j.ymssp.2014.01.006.

[109] K. Wu et al., « Optimal weighted envelope spectrum: An enhanced demodulation method for extracting specific characteristic frequency of rotating machinery », *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 211, p. 111165, 2024, doi: 10.1016/j.ymssp.2024.111165.

[110] S. Halder, B. K. Dora, et S. Bhat, « An enhanced path finder algorithm for the estimation of the stator current envelope to detect rotor bar breakage in an induction motor », *Measurement*, vol. 227, p. 114317, 2024, doi: 10.1016/j.measurement.2024.114317.

[111] X. Xu et al., « Vibration-based identification of lubrication-starved bearing using spectral centroid indicator combined with minimum entropy deconvolution », *Measurement*, vol. 226, p. 114156, 2024, doi: 10.1016/j.measurement.2024.114156.

[112] S. Oviedo, « On the use of positive sequence current/negative sequence current ratio for fault detection in induction motors », *Rev. EIA*, vol. 16, p. 43, 2019, doi: 10.24050/reia.v16i31.760.

[113] Y. Xiao et al., « Misalignment fault diagnosis for wind turbines based on information fusion », *Entropy*, vol. 23, no 2, p. 243, 2021, doi: 10.3390/e23020243.

[114] T. A. Garcia-Calva et al., « Time-frequency analysis based on minimum-norm spectral estimation to detect induction motor faults », *Energies*, vol. 13, no 16, 2020, doi: 10.3390/en13164102.

[115] A. Kafeel et al., « An expert system for rotating machine fault detection using vibration signal analysis », *Sensors*, vol. 21, no 22, p. 7587, 2021, doi: 10.3390/s21227587.

[116] O. Surucu, S. A. Gadsden, et J. Yawney, « Condition monitoring using machine learning: A review of theory, applications, and recent advances », *Expert Syst. Appl.*, vol. 221, p. 119738, 2023, doi: 10.1016/j.eswa.2023.119738.

[117] E. T. Bekar, P. Nyqvist, et A. Skoogh, « An intelligent approach for data pre-processing and analysis in predictive maintenance with an industrial case study », *Adv. Mech. Eng.*, vol. 12, no 5, 2020, doi: 10.1177/1687814020919207.

[118] R. M. Terol et al., « A machine learning approach to reduce dimensional space in large datasets », *IEEE Access*, vol. 8, p. 148181-148192, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3012836.

[119] S. Recanatesi et al., « A scale-dependent measure of system dimensionality », *Patterns*, vol. 3, no 8, p. 100555, 2022, doi: 10.1016/j.patter.2022.100555.

[120] S.-H. Wang et S.-Y. Huang, « Perturbation theory for cross data matrix-based PCA », *J. Multivar. Anal.*, vol. 190, p. 104960, 2022, doi: 10.1016/j.jmva.2022.104960.

[121] S. Xu et al., « Supervised linear dimension-reduction methods: Review, extensions, and comparisons », arXiv, 2021, doi: 10.48550/arXiv.2109.04244.

[122] A. Marcano-Cedeño et al., « Feature selection using sequential forward selection and classification applying artificial metaplasticity neural network », in *IECON*, 2010, doi: 10.1109/IECON.2010.5675075.

[123] K. Hopf et S. Reifenrath, « Filter methods for feature selection in supervised machine learning applications—Review and benchmark », arXiv, 2021, doi: 10.48550/arXiv.2111.12140.

[124] A. K. Naik et V. Kuppili, « An embedded feature selection method based on generalized classifier neural network for cancer classification », *Comput. Biol. Med.*, vol. 168, p. 107677, 2024, doi: 10.1016/j.compbiomed.2023.107677.

[125] S. Cetinkaya et S. Kocaman, « Integrating sequential backward selection and CatBoost for snow avalanche susceptibility mapping at catchment scale », *ISPRS Int. J. Geo-Inf.*, vol. 13, no 9, p. 312, 2024, doi: 10.3390/ijgi13090312.

[126] Y.-J. Park, S.-K. Fan, et C.-Y. Hsu, « A review on fault detection and process diagnostics in industrial processes », *Processes*, vol. 8, p. 1123, 2020, doi: 10.3390/pr8091123.

[127] A. Rai et S. H. Upadhyay, « A review on signal processing techniques utilized in the fault diagnosis of rolling element bearings », *Tribol. Int.*, vol. 96, p. 289-306, 2016, doi: 10.1016/j.triboint.2015.12.037.

[128] M. Gale, « Diagnosis: Fundamental principles and methods », *Cureus*, vol. 14, 2022, doi: 10.7759/cureus.28730.

[129] W. Li et al., « Process fault diagnosis with model- and knowledge-based approaches: Advances and opportunities », *Control Eng. Pract.*, vol. 105, p. 104637, 2020, doi: 10.1016/j.conengprac.2020.104637.

[130] C. Ramírez et al., « Fault detection and monitoring using a data-driven information-based strategy: Method, theory, and application », *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 228, p. 112403, 2025, doi: 10.1016/j.ymssp.2025.112403.

[131] A. Bousdekis et al., « A review of data-driven decision-making methods for Industry 4.0 maintenance applications », *Electronics*, vol. 10, no 7, 2021, doi: 10.3390/electronics10070828.

[132] C. Ye et al., « Physically based and data-driven models for landslide susceptibility assessment: Principles, applications, and challenges », *Remote Sens.*, vol. 17, no 13, p. 2280, 2025, doi: 10.3390/rs17132280.

[133] L. Lei et al., « Research progress on data-driven industrial fault diagnosis methods », *Sensors*, vol. 25, no 9, p. 2952, 2025, doi: 10.3390/s25092952.

[134] Y. Wu et al., « Physics-informed machine learning: A comprehensive review on applications in anomaly detection and condition monitoring », *Expert Syst. Appl.*, vol. 255, p. 124678, 2024, doi: 10.1016/j.eswa.2024.124678.

[135] O. Almurshed et al., « Enhancing performance of machine learning tasks on edge-cloud infrastructures: A cross-domain Internet of Things-based framework », *Future Gener. Comput. Syst.*, vol. 166, p. 107696, 2025, doi: 10.1016/j.future.2024.107696.

[136] A. A. Khan et al., « A review of ensemble learning and data augmentation models for class imbalanced problems », *Expert Syst. Appl.*, vol. 244, p. 122778, 2024, doi: 10.1016/j.eswa.2023.122778.

[137] Z. Wu et al., « A holistic semi-supervised method for imbalanced fault diagnosis of rotational machinery with out-of-distribution samples », *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 250, p. 110297, 2024, doi: 10.1016/j.ress.2024.110297.

[138] H. R. Maier et al., « Exploding the myths: An introduction to artificial neural networks for prediction and forecasting », *Environ. Model. Softw.*, vol. 167, p. 105776, 2023, doi: 10.1016/j.envsoft.2023.105776.

[139] M. Skowron et al., « Convolutional neural network-based stator current data-driven incipient stator fault diagnosis of inverter-fed induction motor », *Energies*, vol. 13, no 6, p. 1475, 2020, doi: 10.3390/en13061475.

[140] M. Samiullah et al., « Fault diagnosis on induction motor using machine learning and signal processing », arXiv, 2024, doi: 10.48550/arXiv.2401.15417.

[141] E. Swana et W. Doorsamy, « An unsupervised learning approach to condition assessment on a wound-rotor induction generator », *Energies*, vol. 14, no 3, p. 602, 2021, doi: 10.3390/en14030602.

[142] S. M. K. Zaman et X. Liang, « An effective induction motor fault diagnosis approach using graph-based semi-supervised learning », *IEEE Access*, vol. 9, p. 7471-7482, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3049193.

[143] S. K. Lee et al., « Self-supervised feature learning for motor fault diagnosis under various torque conditions », *Knowl.-Based Syst.*, vol. 288, p. 111465, 2024, doi: 10.1016/j.knosys.2024.111465.

[144] A. Ali et al., « A comparative analysis of machine learning and statistical methods for evaluating building performance: A systematic review and future benchmarking framework », *Build. Environ.*, vol. 252, p. 111268, 2024, doi: 10.1016/j.buildenv.2024.111268.

[145] E. El Bouchikhi, V. Choqueuse, et M. Benbouzid, « Induction machine faults detection using stator current parametric spectral estimation », *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 52-53, p. 447-464, 2015, doi: 10.1016/j.ymssp.2014.06.015.

[146] P. Pietrzak et M. Wolkiewicz, « Machine learning-based stator current data-driven PMSM stator winding fault diagnosis », *Sensors*, vol. 22, no 24, p. 9668, 2022, doi: 10.3390/s22249668.

[147] P. Panigrahy et P. Chattopadhyay, « Signal processing and machine learning techniques based hybrid approaches for efficient fault classification of induction motor », 2023, doi: 10.21203/rs.3.rs-3373424/v1.

[148] J. Qiu, « An analysis of model evaluation with cross-validation: Techniques, applications, and recent advances », *Adv. Econ. Manag. Polit. Sci.*, vol. 99, p. 69-72, 2024, doi: 10.54254/2754-1169/99/2024OX0213.

[149] H. Kopetz, *Real-Time Systems: Design Principles for Distributed Embedded Applications*, 2nd ed., Springer, 2011.

[150] M. G. Kapteyn, D. J. Knezevic, and K. Willcox, “Toward predictive digital twins via component-based reduced-order models and interpretable machine learning,” in *AIAA Scitech 2020 Forum*, Orlando, FL, USA, Jan. 2020, doi: 10.2514/6.2020-0418.

[151] J. Liu *et al*., “Developing a robust two-step machine learning multiclassification pipeline to predict primary site in head and neck carcinoma from lymph nodes,” *Heliyon*, vol. 10, no. 2, p. e24377, Jan. 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e24377.

[152] S. Verma, A. Sharma, B. Tran, and D. Alahakoon, “A systematic review of digital twins for electric vehicles,” *J. Traffic Transp. Eng.*, vol. 11, no. 5, pp. 815–834, Oct. 2024, doi: 10.1016/j.jtte.2024.04.004.

[153] V. Rjabtšikov *et al*., “Digital twin service unit for AC motor stator inter-turn short circuit fault detection,” in *Proc. 28th Int. Workshop Electr. Drives (IWED)*, Jan. 2021, pp. 1–5, doi: 10.1109/IWED52055.2021.9376328.

[154] A. Amadou and C. Alaoui, “Towards the implementation of a digital twin for induction motors,” in *[Book/Conference Proceedings]*, 2022, pp. 513–523, doi: 10.1007/978-3-031-01942-5_51.

[155] A. Frej, “Smart monitoring des robots industriels dans le cadre d’une maintenance prédictive 4.0 : application aux systèmes d’engrenages dans les articulations,” Ph.D. dissertation, Univ. Reims Champagne-Ardenne, Reims, France, 2022.

[156] M. Grieves, *Digital Model, Digital Shadow, Digital Twin*, 2023.

[157] D. Jones, C. Snider, A. Nassehi, J. Yon, and B. Hicks, “Characterising the digital twin: A systematic literature review,” *CIRP J. Manuf. Sci. Technol.*, vol. 29, pp. 36–52, May 2020, doi: 10.1016/j.cirpj.2020.02.002.

[158] H. Hosni, “Conception d’un jumeau numérique pour un procédé d’aspiration industrielle,” Ph.D. dissertation, Univ. La Rochelle, France, 2022.

[159] F. Tao, M. Zhang, Y. Liu, and A. Y. C. Nee, “Digital twin driven prognostics and health management for complex equipment,” *CIRP Ann.*, vol. 67, no. 1, pp. 169–172, 2018, doi: 10.1016/j.cirp.2018.04.055.

[160] J. Nelson, “The impact of digital twin technology on building condition monitoring and maintenance scheduling,” May 2025.

[161] “Digital twin-driven machine condition monitoring: A literature review,” *J. Sensors*, 2022, doi: 10.1155/2022/6129995.

[162] C. Terron-Santiago, J. Martinez-Roman, R. Puche-Panadero, and A. Sapena-Baño, “A review of techniques used for induction machine fault modelling,” *Sensors*, vol. 21, no. 14, p. 4855, Jul. 2021, doi: 10.3390/s21144855.

[163] D. Bhowmick and S. K. Chowdhury, “Estimation of induction motor equivalent circuit parameters and losses from transient measurement,” *ISA Trans.*, vol. 157, pp. 573–590, Feb. 2025, doi: 10.1016/j.isatra.2024.12.012.

[164] G. Mörée and M. Leijon, “Simplified current-equivalent circuit models of synchronous reluctance machines and salient pole synchronous machines considering the reluctance torque,” *Energies*, vol. 17, no. 5, p. 1015, 2024, doi: 10.3390/en17051015.

[165] K. Djalal Eddine, “Élaboration d’un système intelligent de surveillance et de diagnostic automatique en temps réel des moteurs à induction,” Ph.D. dissertation, Univ. M’Hamed Bougara, Boumerdès, Algeria, 2007.

[166] M. Ben Slimene and M. A. Khlifi, “Investigation on the effects of magnetic saturation in six-phase induction machines with and without cross saturation of the main flux path,” *Energies*, vol. 15, no. 24, 2022, doi: 10.3390/en15249412.

[167] E. Rachev, V. Petrov, G. Vacheva, and D. Pavlov, “Induction motor modelling for field-oriented control considering magnetic saturation,” 2025, doi: 10.1109/BulEF66320.2025.11298998.

[168] N. Mohan and S. Raju, *Analysis and Control of Electric Drives: Simulations and Laboratory Implementation*, 1st ed., Wiley, 2020, doi: 10.1002/9781119584575.

[169] I. Abdel-Halim, G. Hamed, M. Elfaraskoury, and A. Hassan, “Modeling and simulation of a matrix converter/induction motor system,” *Int. J. Electr. Power Eng.*, vol. 5, pp. 193–202, Oct. 2011, doi: 10.3923/ijepe.2011.193.202.

[170] M. Srndovic, R. Fišer, and G. Grandi, “Analysis of equivalent inductance of three-phase induction motors in the switching frequency range,” *Electronics*, vol. 8, no. 2, p. 120, Feb. 2019, doi: 10.3390/electronics8020120.

[171] M. Bouzid and G. Champenois, “An efficient simplified multiple-coupled circuit model of the induction motor aimed to simulate different types of stator faults,” *Math. Comput. Simul.*, vol. 90, pp. 98–115, Apr. 2013, doi: 10.1016/j.matcom.2013.04.005.

[172] F. Z. Aboubi, A. Maïga, J. Cros, and I. Kamwa, “Experimental identification of a coupled-circuit model for the digital twin of a wound-rotor induction machine,” *Energies*, vol. 17, no. 8, p. 1948, 2024, doi: 10.3390/en17081948.

[173] T. Bedida *et al*., “Predictive torque control of induction motor for rotor bar faults diagnosis,” *Energy Rep.*, vol. 11, pp. 4940–4956, Jun. 2024, doi: 10.1016/j.egyr.2024.04.056.

[174] J. J. Guedes, M. F. Castoldi, A. Goedtel, C. M. Agulhari, and D. S. Sanches, “Parameters estimation of three-phase induction motors using differential evolution,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 154, pp. 204–212, Jan. 2018, doi: 10.1016/j.epsr.2017.08.033.

[175] G. S. Magagula, A. F. Nnachi, and A. O. Akumu, “Broken rotor bar fault simulation and analysis in D–q reference frame,” in *Proc. IEEE PES/IAS PowerAfrica*, Aug. 2020, pp. 1–4, doi: 10.1109/PowerAfrica49420.2020.9219892.

[176] L. Huang *et al*., “Study on electromagnetic–dynamic coupled modeling method: Detection by stator current of induction motors with bearing faults,” *Machines*, vol. 10, no. 8, 2022, doi: 10.3390/machines10080682.

[177] “A new hybrid analytical model based on winding function theory for analysis of surface mounted permanent magnet motors,” *COMPEL*, vol. 38, no. 2, pp. 745–758, Apr. 2019, doi: 10.1108/COMPEL-08-2018-0303.

[178] X. Tu, L.-A. Dessaint, M. E. Kahel, and A. Barry, “Modeling and experimental validation of internal faults in salient pole synchronous machines including space harmonics,” *Math. Comput. Simul.*, vol. 71, no. 4, pp. 425–439, Jun. 2006, doi: 10.1016/j.matcom.2006.02.003.

[179] Z. Gherabi, D. Toumi, N. Benouzza, and N. Henini, “Modeling and diagnosis of stator winding faults in PMSM using motor current signature analysis,” in *Proc. ACEMP/OPTIM*, Aug. 2019, pp. 227–232, doi: 10.1109/ACEMP-OPTIM44294.2019.9007162.

[180] B. Guan, X. Bao, and T. Zhu, “Numerical modeling of contamination-induced faults in guide bearings using modified winding function approach: Dynamic eccentricity and half-frequency whirl,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 241, p. 113453, Dec. 2025, doi: 10.1016/j.ymssp.2025.113453.

[181] H. A. Toliyat, S. Nandi, S. Choi, and H. Meshgin-Kelk, *Electric Machines: Modeling, Condition Monitoring, and Fault Diagnosis*, CRC Press, 2017.

[182] C. Klein, M. Pinter, M. Palmieri, M. Nienhaus, and E. Grasso, "An exact solution to the modified winding function for eccentric permanent magnet synchronous machines," *Mathematics*, vol. 10, no. 3, p. 345, 2022, doi: 10.3390/math10030345.

[183] A. Abdul and A. Altahir, "Park and Clarke transformations: A short review," 2020, doi: 10.13140/RG.2.2.20287.46241.

[184] X. Xu, Q. Han, and F. Chu, "A general electromagnetic excitation model for electrical machines considering the magnetic saturation and rub impact," *J. Sound Vib.*, vol. 416, pp. 154–171, 2018, doi: 10.1016/j.jsv.2017.11.050.

[185] Z. Liu, C. Tang, Y. He, and J. Chen, "A 2D generalized equivalent magnetic network model for electromagnetic performance analysis of surface-mounted permanent magnet electric machines," *Electronics*, vol. 14, no. 8, p. 1642, 2025, doi: 10.3390/electronics14081642.

[186] Z. Song, C. Liu, Y. Chen, and R. Huang, "Air-gap permeance and reluctance network models for analyzing vibrational exciting force of in-wheel PMSM," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 71, no. 7, pp. 7122–7133, Jul. 2022, doi: 10.1109/TVT.2022.3167131.

[187] X. Li, A. Bourdon, D. Rémond, S. Kœchlin, and D. Prieto, "Angular-based modeling of unbalanced magnetic pull for analyzing the dynamical behavior of a three-phase induction motor," *J. Sound Vib.*, vol. 494, p. 115884, Mar. 2021, doi: 10.1016/j.jsv.2020.115884.

[188] A. Fatima *et al*., "Permeance-based equivalent circuit modeling of induction machines considering leakage reactances and nonlinearities for steady-state performance prediction," in *Proc. IECON*, Oct. 2021, pp. 1–6, doi: 10.1109/IECON48115.2021.9589909.

[189] S. Mirnikjoo, M. Naidjate, J. Mahseredjian, N. Bracikowski, and P. Akiki, "Detailed electromagnetic transient model of switched reluctance motor drive system," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 251, p. 112230, Feb. 2026, doi: 10.1016/j.epsr.2025.112230.

[190] Q. Han, Z. Ding, X. Xu, F. Chu, and T. Wang, "Stator current model for detecting rolling bearing faults in induction motors using magnetic equivalent circuits," *Mech. Syst. Signal Process.*, 2019.

[191] G. Fuchs, A. Kugi, and W. Kemmetmüller, "Magnetic equivalent circuit modeling of a permanent magnet linear synchronous motor composed of curved segments," *Mechatronics*, vol. 104, p. 103256, Dec. 2024, doi: 10.1016/j.mechatronics.2024.103256.

[192] B. Boomiraja and R. Kanagaraj, "Convergence behaviour of Newton–Raphson method in node- and loop-based nonlinear magnetic equivalent circuit analysis," in *Proc. PESGRE*, 2020, doi: 10.1109/PESGRE45664.2020.9070682.

[193] J. Nazarzadeh and V. Naeini, "Magnetic reluctance method for dynamical modeling of squirrel cage induction machines," in *Electric Machines and Drives*, InTech, 2011, doi: 10.5772/14798.

[194] A. Singh, B. Grant, R. DeFour, C. Sharma, and S. Bahadoorsingh, “A review of induction motor fault modeling,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 133, pp. 191–197, Apr. 2016, doi: 10.1016/j.epsr.2015.12.017.

[195] X. Li, “Angular approach based multiphysics modeling of electric motors for analyzing dynamic behaviors under the influence of different architectures.”

[196] H. Tiegna, Y. Amara, and G. Barakat, “Overview of analytical models of permanent magnet electrical machines for analysis and design purposes,” *Math. Comput. Simul.*, vol. 90, pp. 162–177, Apr. 2013, doi: 10.1016/j.matcom.2012.12.002.

[197] J. Zhang, T. Ueno, and S. Kita, “Modeling and performance analysis of a narrow-gap magnetostrictive vibration generator based on an equivalent magnetic circuit,” *J. Electr. Eng. Technol.*, vol. 20, no. 6, pp. 3989–4002, Sep. 2025, doi: 10.1007/s42835-025-02346-8.

[198] R. Jayarajan, N. Fernando, A. Mahmoudi, and N. Ullah, “Magnetic equivalent circuit modelling of synchronous reluctance motors,” *Energies*, vol. 15, no. 12, p. 4422, 2022, doi: 10.3390/en15124422.

[199] M. Yilmaz et P. Krein, « Capabilities of Finite Element Analysis and Magnetic Equivalent Circuits for Electrical Machine Analysis and Design », in *Proc. IEEE Power Electronics Specialists Conference (PESC)*, 2008, p. 4033. doi: 10.1109/PESC.2008.4592584.

[200] S. Tahi, C. Guerroudj, S. Mezani, R. Ibtiouen et N. Takorabet, « Two-Dimensional Analytical Magnetic Field Calculation in a Brushless Doubly Fed Reluctance Machine », *Actuators*, vol. 14, no 10, p. 486, oct. 2025. doi: 10.3390/act14100486.

[201] S. Wang, Z. Huang, Y. Sun et H. Cao, « Rotor end factors for 2-D FEA of induction motors with smooth or slitted solid rotor », *CES Trans. Electr. Mach. Syst.*, vol. 1, no 2, p. 132-139, 2017. doi: 10.23919/TEMS.2017.7961334.

[202] L. Di Leonardo, M. Popescu, M. Tursini et M. Villani, « Finite Elements Model Co-Simulation of an Induction Motor Drive for Traction Application », in *Proc. IECON 2019 – IEEE Industrial Electronics Society*, 2019, p. 1059-1065. doi: 10.1109/IECON.2019.8926853.

[203] J.-H. Lee, Y.-C. Kwon et S.-K. Sul, « High-Fidelity Induction Motor Simulation Model Based on Finite Element Analysis », *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 69, no 10, p. 9872-9883, oct. 2022. doi: 10.1109/TIE.2022.3163556.

[204] A. Jamali-Fard, M. Mirsalim, T. Sharifi et N. Majlesi, « EMDLAB: An Open-Source Finite Element Package for Electromagnetic Analysis of Electrical Machines », *SoftwareX*, vol. 32, p. 102446, déc. 2025. doi: 10.1016/j.softx.2025.102446.

[205] A. Fernández, J. Martínez-Fernández, M. Medrano, S. Cabrera, P. Testoni et E. Rodríguez, « Methodology for Electromagnetic Analysis Using the Finite Element Method for Fusion Reactor Components », *Fusion Eng. Des.*, vol. 208, p. 114686, nov. 2024. doi: 10.1016/j.fusengdes.2024.114686.

[206] S. Thel, L. Greve, B. van de Weg et P. van der Smagt, « Introducing Finite Element Method Integrated Networks (FEMIN) », *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.*, vol. 427, p. 117073, juill. 2024. doi: 10.1016/j.cma.2024.117073.

[207] A. Sapena-Bano, F. Chinesta, M. Pineda-Sanchez, J. V. Aguado, D. Borzacchiello et R. Puche-Panadero, « Induction Machine Model with Finite Element Accuracy for Condition Monitoring Running in Real Time Using Hardware-in-the-Loop System », *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 111, p. 315-324, oct. 2019. doi: 10.1016/j.ijepes.2019.03.020.

[208] C. Terron-Santiago, J. Martinez-Roman, R. Puche-Panadero et A. Sapena-Bano, « Low-Computational-Cost Hybrid FEM-Analytical Induction Machine Model for the Diagnosis of Rotor Eccentricity Based on Sparse Identification Techniques and Trigonometric Interpolation », *Sensors*, vol. 21, no 21, p. 6963, 2021.

[209] S. Khadar, A. M. Kaddouri, A. Kouzou, A. Hafaifa, R. Kennel et M. Abdelrahem, « Experimental Validation of Different Control Techniques Applied to a Five-Phase Open-End Winding Induction Motor », *Energies*, vol. 16, no 14, p. 5288, 2023. doi: 10.3390/en16145288.

[210] A. Venkadesan, K. Seduraman et J. Thomas, « Experimental Validation of D-Q Model of Induction Motor for Advanced Control Applications », in *Smart Grid Stability and Control*, Springer, 2025, p. 55-67. doi: 10.1007/978-981-97-8634-3_4.

[211] M. Geremia, S. Macchietto et F. Bezzo, « A Review on Model-Based Design of Experiments for Parameter Precision: Open Challenges, Trends and Future Perspectives », *Chem. Eng. Sci.*, vol. 319, p. 122347, janv. 2026. doi: 10.1016/j.ces.2025.122347.

[212] İ. Gürbüz, F. Martin, P. Rasilo, M. M. Billah et A. Belahcen, « A New Methodology for Incorporating the Cutting Deterioration of Electrical Sheets into Electromagnetic Finite-Element Simulation », *J. Magn. Magn. Mater.*, 2024. doi: 10.1016/j.jmmm.2024.171843.

[213] R. Rebba, S. Mahadevan et S. Huang, « Validation and Error Estimation of Computational Models », *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 91, no 10, p. 1390-1397, oct. 2006. doi: 10.1016/j.ress.2005.11.035.

[214] I. Reichert, P. Olney et T. Lahmer, « Influence of the Error Description on Model-Based Design of Experiments », *Eng. Struct.*, vol. 193, p. 100-109, août 2019. doi: 10.1016/j.engstruct.2019.05.002.

[215] M. Frini, « Diagnostic des engrenages à base des indicateurs géométriques des signaux électriques triphasés », thèse de doctorat, Université de Lyon, 2018.

[216] Y. L. Xu, C. D. Zhang, S. Zhan et B. F. Spencer, « Multi-Level Damage Identification of a Bridge Structure: A Combined Numerical and Experimental Investigation », *Eng. Struct.*, vol. 156, p. 53-67, févr. 2018. doi: 10.1016/j.engstruct.2017.11.014.

[217] Z. Samir, « Approches numériques avancées pour le recalage de modèles en dynamique vibratoire et en contexte industriel », thèse de doctorat, Université Paris-Saclay, 2023.

[218] Y. Fu et Y. Wang, « Updating Numerical Models Towards Time-Domain Alignment of Structural Dynamic Responses with a Limited Number of Sensors », *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 204, p. 110759, déc. 2023. doi: 10.1016/j.ymssp.2023.110759.

[219] Z. Guo, J. He, J. Zhang, X. Hua et Z. Chen, « Finite Element Model Updating Based on an Extremely Many-Objective Evolutionary Algorithm with a Modal-Priority Mechanism », *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 241, p. 113492, déc. 2025. doi: 10.1016/j.ymssp.2025.113492.

[220] S. Biswal, M. K. Chryssanthopoulos et Y. Wang, « Condition Identification of Bolted Connections Using a Virtual Viscous Damper », *Struct. Health Monit.*, vol. 21, no 2, p. 731-752, mars 2022. doi: 10.1177/14759217211009217.

[221] G. Ngandu Kalala, A. Boujelben, X. Chiementin et L. Rasolofondraibe, « Towards Accurate Gear Fault Diagnosis: Hybrid Data Enrichment by Digital Twins for Machine Learning-Based Monitoring », *J. Vib. Eng. Technol.*, vol. 14, no 1, 2025. doi: 10.1007/s42417-025-02252-3.

[222] T. D. Lopes, A. Raizer et W. Valente Júnior, « The Use of Digital Twins in Finite Element for the Study of Induction Motor Faults », *Sensors*, vol. 21, no 23, p. 7833, 2021.

[223] A. Stefani, « Induction Motor Diagnosis in Variable Speed Drives », thèse de doctorat, University of Bologna, 2010.

[224] Z. Gong, P. Desenfans, D. Pissoort, H. Hallez et D. Vanoost, « State-Space Model for Induction Motors with Static Eccentricity Faults », *Int. J. Appl. Electromagn. Mech.*, vol. 76, p. 1-19, août 2024. doi: 10.3233/JAE-230231.

[225] P. Dorji et B. Subba, « D-Q Mathematical Modelling and Simulation of Three-Phase Induction Motor for Electrical Fault Analysis », *IARJSET*, vol. 7, 2020. doi: 10.17148/IARJSET.2020.7909.

[226] M. Wcislik, K. Suchenia et A. Cyganik, « Vectorized Mathematical Model of a Slip-Ring Induction Motor », *Energies*, vol. 13, no 15, p. 4015, 2020. doi: 10.3390/en13154015.

[227] J. Pyrhonen, T. Jokinen et V. Hrabovcová, *Design of Rotating Electrical Machines*, Wiley, 2008.

[228] M. Usta, « A Mathematical Review Study on Dynamical Models of Symmetrical Three-Phase Induction Machine in Various Reference Frames », *Karadeniz Fen Bilim. Derg.*, vol. 14, p. 1401-1430, sept. 2024. doi: 10.31466/kfbd.1472193.

[229] A. W. Radecki, « Stator Winding Inter-Turn Short-Circuit Modelling of a Squirrel-Cage Induction Motor », *Power Electron. Drives*, vol. 1(36), no 1, p. 139-148, juill. 2016. doi: 10.5277/PED160111.

[230] B. Trajin, « Détection automatique et diagnostic des défauts de roulements dans une machine asynchrone par analyse spectrale des courants statoriques », in *Conférences des Jeunes Chercheurs en Génie Électrique*, Lyon, 2008.

[231] S. Muthukumaran et al., « Bearing Fault Detection in Induction Motors Using Line Currents », *ECTI Trans. Electr. Eng. Electron. Commun.*, vol. 19, no 2, 2021. doi: 10.37936/ecti-eec.2021192.244163.

[232] M. B. Koura, A. H. Boudinar, A. F. Aimer et M.-A. Khodja, « Induction Motor Bearing Faults Diagnosis Using Stator Current and Vibration Analysis », *Period. Polytech. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 65, no 4, 2021. doi: 10.3311/PPee.17284.

[233] J. L. Gomez et al., « Angular Modeling of a Rotating Machine in Non-Stationary Conditions: Application to Monitoring Bearing Defects of Wind Turbines with Instantaneous Angular Speed », 2019.

[234] S. Salnikov, E. Solodkiy et D. Vishnyakov, « Simulation of Three-Phase Induction Motor with Different Bearing Faults in MATLAB/Simulink Environment », *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1886, 2020. doi: 10.1088/1742-6596/1886/1/012009.

[235] J. Kim et K. Kong, « Modeling of Ball Bearings for Accurate Force and Torque Transmission in Dynamic Robotic Systems », *Int. J. Precis. Eng. Manuf.*, 2026. doi: 10.1007/s12541-025-01423-2.

[236] « A Novel Physics-Informed Hybrid Modeling Method for Dynamic Vibration Response Simulation of Rotor–Bearing System », *Actuators*, 2023.

[237] R. Zhang et al., « Dynamic Modeling and Analysis of Rolling Bearings with Rolling Element Defect Considering Time-Varying Impact Force », *J. Sound Vib.*, vol. 562, p. 117820, 2023. doi: 10.1016/j.jsv.2023.117820.

[238] J. L. Gomez et al., « Modelling Deep Groove Ball Bearing Localized Defects Inducing Instantaneous Angular Speed Variations », *Tribol. Int.*, 2016.

[239] P. H. Broberg et al., « One-Click Bending Stiffness: Robust and Reliable Automatic Calculation of Moment–Curvature Relation in a Cantilever Bending Test », *Compos. Part B Eng.*, vol. 260, p. 110763, juill. 2023. doi: 10.1016/j.compositesb.2023.110763.

[240] D. S. Stutts, « Analytical Dynamics: Lagrange's Equation and Its Application – A Brief Introduction », 1995.

[241] S. Singh, C. Q. Howard et C. H. Hansen, « An Extensive Review of Vibration Modelling of Rolling Element Bearings with Localised and Extended Defects », *J. Sound Vib.*, vol. 357, p. 300-330, nov. 2015. doi: 10.1016/j.jsv.2015.04.037.

[242] A. M. Ahmadi et al., « A Nonlinear Dynamic Vibration Model of Defective Bearings – The Importance of Modelling the Finite Size of Rolling Elements », *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 52-53, 2015. doi: 10.1016/j.ymssp.2014.06.006.

[243] R. Zhang et al., « Dynamic Modeling and Analysis of Rolling Bearings with Rolling Element Defect Considering Time-Varying Impact Force », *J. Sound Vib.*, vol. 562, p. 117820, 2023. doi: 10.1016/j.jsv.2023.117820.

[244] Y. Liu, « Induction Machine Modeling and Emulation for Asymmetrical Conditions », thèse de doctorat, Concordia University, 2022.

[245] N. El Bouharrouti et al., « Co-Simulations of Induction Machines Coupled with a Radial Ball Bearing for Mechanical Defects Analysis », *IET Electr. Power Appl.*, vol. 19, 2025. doi: 10.1049/elp2.12529.

[246] A. Fourati et al., « Angular-Based Modeling of Induction Motors for Monitoring », *J. Sound Vib.*, vol. 395, p. 371-392, 2017. doi: 10.1016/j.jsv.2016.12.031.

[247] M. J. Jafarian et J. Nazarzadeh, « Spectral Analysis for Diagnosis of Bearing Defects in Induction Machine Drives », 2019. doi: 10.1049/iet-epa.2018.5226.

[248] N. Safin, V. Prakht et V. Dmitrievskii, « Bearing Fault Diagnostic of Induction Motor by Stator Currents Analysis Based on Park's Vector Approach », *Appl. Mech. Mater.*, vol. 698, p. 83-89, 2015. doi: 10.4028/www.scientific.net/AMM.698.83.

[249] J. Nazarzadeh et V. Naeini, « Magnetic Reluctance Method for Dynamical Modeling of Squirrel-Cage Induction Machines », in *Electric Machines and Drives*, InTech, 2011. doi: 10.5772/14798.

[250] M. Ebrahimi et A. Basiri, « RACEkNN: A Hybrid Approach for Improving the Effectiveness of the k-Nearest Neighbor Algorithm », *Knowl.-Based Syst.*, vol. 301, p. 112357, oct. 2024. doi: 10.1016/j.knosys.2024.112357.

[251] C. Terron-Santiago, J. Martinez-Roman, R. Puche-Panadero, A. Sapena-Bañó, J. Burriel-Valencia et M. Pineda-Sanchez, « Analytical Model of Eccentric Induction Machines Using the Conformal Winding Tensor Approach », *Sensors*, vol. 22, no 9, p. 3150, avr. 2022. doi: 10.3390/s22093150.

[252] K. Ptochos, K. Koutrakos et E. Mitronikas, « Fault Diagnosis in Electric Generators: Methods, Trends and Challenges », *Energies*, vol. 18, no 23, p. 6210, 2025. doi: 10.3390/en18236210.

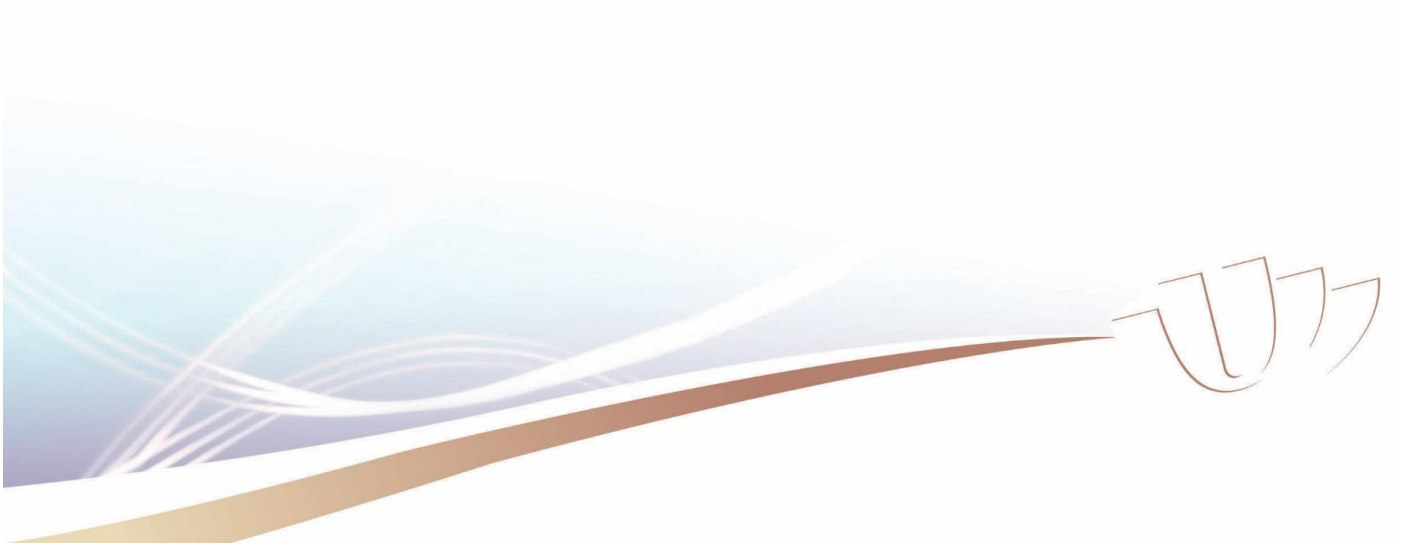
[253] A. Zhao, G. Zanuso et L. Peretti, « Transient Thermal Models of Induction Machines under Inter-Turn Short-Circuit Fault Conditions », *IET Electr. Power Appl.*, vol. 17, no 10, p. 1304-1320, 2023. doi: 10.1049/elp2.12343.

[254] A. Fink, S. Born, C. Spoden et A. Frey, « A Continuous Calibration Strategy for Computerized Adaptive Testing », *Psychol. Test Assess. Model.*, vol. 60, p. 327-346, oct. 2018.

[255] M. Habib, Y. Elomari, F. Hochwallner, A. Buruzs, T. Barz et Q. Wang, « Extended Kalman Filter on Sparse Identification of Nonlinear Systems: Application to the SoC Estimation of a Phase Change Material-Based Energy Storage », *Energy Convers. Manag. X*, vol. 27, p. 101199, juill. 2025. doi: 10.1016/j.ecmx.2025.101199.

[256] D. Xia, W. Yu et L. Lin, « Identification of Nonlinear Structural Parameters Based on Particle Filtering Algorithm », *Results Eng.*, vol. 27, p. 105781, sept. 2025. doi: 10.1016/j.rineng.2025.105781.

[257] X. Jin et al., « Remaining Useful Life Prediction for Rolling Bearings Based on TCN–Transformer Networks Using Vibration Signals », *Sensors*, vol. 25, no 11, p. 3571, 2025. doi: 10.3390/s25113571.



Surveillance Et Diagnostic De Moteur Asynchrone Par Analyse Des Signatures Electriques : Apport Du Jumeau Numérique

Cette thèse s'inscrit dans le contexte de la maintenance 4.0, au cœur de la quatrième révolution industrielle, où la fiabilité des systèmes industriels repose sur la surveillance et le diagnostic intelligent des moteurs asynchrones. Les méthodes actuelles sont limitées par le manque de données historiques en quantité et qualité suffisantes pour entraîner des algorithmes robustes. Pour répondre à cet enjeu, l'objectif principal est de développer une méthodologie de diagnostic et de surveillance assistée par jumeau numérique. Le principal verrou scientifique réside dans la modélisation à la fois précise et rapide des interactions électromagnétiques et mécaniques, indispensable à un jumeau numérique exploitable. Une modélisation simplifiée basée sur le circuit électrique du moteur a d'abord permis de simuler les principaux défauts. Le modèle a ensuite été enrichi par l'intégration de la dynamique du roulement à trois degrés de liberté, ce qui a amélioré la prise en compte des interactions multiphysiques tout en conservant un temps de calcul réduit (5 s). Une validation suivie d'un recalage paramétrique a permis de réduire les écarts entre données simulées et expérimentales. Des indicateurs sensibles aux défauts de roulement, notamment en présence de défauts combinés, non retrouvés dans la littérature, ont été identifiés et utilisés pour le diagnostic. Les résultats montrent que l'intégration de la dynamique du roulement réduit l'erreur globale de 43,3 % à 14,3 %, puis à 4,0 % après recalage. Deux méthodologies fondées sur le jumeau numérique ont été développées : un diagnostic basé uniquement sur les données simulées, efficace pour les scénarios expérimentalement inaccessibles, avec 94,0 % de classification, et une hybridation de données simulées/historiques, montrant qu'une proportion de 20 % à 50 % de données numériques permet d'atteindre 98,7 % en moyenne. Ce travail propose ainsi un modèle multiphysique léger et précis qui permet une intégration efficace du jumeau numérique dans le diagnostic intelligent.

Maintenance 4.0, jumeau numérique, moteur asynchrone, courant statorique, hybridation de données, machine learning.

Monitoring and Diagnosis of Induction Motors through electrical signature analysis: Contribution of the Digital Twin

This thesis is situated within the context of Maintenance 4.0, at the heart of the fourth industrial revolution, where the reliability of industrial systems relies on intelligent monitoring and diagnosis of induction motors. Current diagnostic methods are limited by the lack of historical data of sufficient quantity and quality to train robust algorithms. To address this challenge, the main objective of this work is to develop a digital-twin-assisted methodology for motor monitoring and fault diagnosis. The main scientific challenge lies in achieving both accurate and computationally efficient modelling of electromagnetic and mechanical interactions, which is essential for enabling a usable digital twin. A simplified electrical model of the motor was first used to simulate major faults. The model was then enhanced by integrating the bearing dynamics with three degrees of freedom, which improved the representation of multiphysics interactions while maintaining a reduced computational time (5 s). Experimental validation followed by parameter calibration helped reduce discrepancies between simulated and measured data. Fault-sensitive indicators, particularly in the presence of combined defects and not previously reported in the literature, were identified and used for diagnosis. The results show that integrating bearing dynamics reduces the global error from 43.3 % to 14.3 %, and then to 4.0 % after recalibration. Two digital-twin-based methodologies were developed: a diagnosis relying solely on simulated data, effective for experimentally inaccessible scenarios, with a 94.0 % classification rate; and a hybrid strategy combining simulated and historical data, demonstrating that using 20% to 50% synthetic data allows achieving an average accuracy of 98.7%. This work therefore introduces a lightweight yet accurate multiphysical model enabling an efficient integration of the digital twin into intelligent motor diagnosis.

Maintenance 4.0, digital twin, induction motor, stator current, Data fusion, machine learning.

Discipline : AUTOMATIQUE, SIGNAL, PRODUCTIQUE, ROBOTIQUE

Spécialité : Traitement du signal

Université de Lubumbashi

FACULTE POLYTECHNIQUE

Route de Kassapa, Lubumbashi, République démocratique du Congo

Université de Reims Champagne-Ardenne

CRESTIC - EA 3804