

People's Democratic Republic of Algeria

Ministry of Higher Education and Scientific Research

Ziane Achour University of Djelfa



Faculty of Sciences and Technology

Department: Electrical Engineering

Applied Automation and Industrial Diagnostics Laboratory

Authorization N° 035/2019

THESIS OF DOCTORATE IN SCIENCES

Presented by

LAHCÈNE NOUREDDINE

For the degree of Doctor in Automatic and Industrial Diagnostics

Option: Industrial Diagnosis

Subject

Defects Diagnosis of Renewable Energy System

Based on Fuzzy Techniques

Publicly supported on 07/02/2019, in front of the jury composed of:

Last name and first name	Rank	Institution	Designation
Mr Larbi BOUKEZZI	Professor	Djelfa University	President
Mr Ahmed HAFAIFA	Professor	Djelfa University	Supervisor
Mr Abdellah KOUZOU	Professor	Djelfa University	Co-supervisor
Mr Abdelhalim TLEMÇANI	Professor	Médéa University	Examiner
Mr Noureddine HENINI	Associate Professor	Médéa University	Examiner
Mr Lakhdar BESSISSA	Associate Professor	Djelfa University	Examiner

Ziane Achour University of Djelfa, 2019



Département : Génie Electrique

Laboratoire d'Automatique Appliquée et Diagnostic Industriel

N° d'ordre : / 2019

Autorisation de soutenance N° 035/2019

THESE DE DOCTORAT EN SCIENCES

Présentée par

LAHCÈNE NOUREDDINE

En vue de l'obtention du diplôme de Docteur en Automatique et Diagnostic Industriel

Option : Diagnostic Industriel

Sujet

Diagnostic des Défauts d'un Système d'Énergie Renouvelable à Base des Techniques Floues

Soutenue publiquement, le 07 /02 /2019, devant le jury composé de :

Nom et Prénom	Grade	Etablissement de rattachement	Désignation
Mr Larbi BOUKEZZI	Professeur	Université de Djelfa	Président
Mr Ahmed HAFIFA	Professeur	Université de Djelfa	Directeur de thèse
Mr Abdellah KOUZOU	Professeur	Université de Djelfa	Co Directeur de thèse
Mr Abdelhalim TLEMÇANI	Professeur	Université de Médéa	Examineur
Mr Noureddine HENINI	MCA	Université de Médéa	Examineur
Mr Lakhdar BESSISSA	MCA	Université de Djelfa	Examineur

Université de Djelfa, 2019

Dédicaces

Je dédie cette modeste thèse à :

Mes très chers parents

Mes chers frères

Mes chères sœurs

Ma chère épouse et mes chers petits-enfants : Oumayma, Razane, Anfal, Mohamed, et Zineb

Lahcène Noureddine

Aflou le: 22 Janvier 2019

Remerciements

Ce modeste travail de thèse de doctorat en sciences a été proposé et élaboré au sein du laboratoire d'Automatique Appliquée et Diagnostic Industriel (LAADI) de l'université de Djelfa, la faculté des sciences et de la technologie.

Je voudrais exprimer ma grande gratitude et mes profonds remerciements à mes chers directeurs de thèse, **Monsieur Ahmed HAFIFA** et **Monsieur Abdellah KOUZOU** pour leur confiance qu'ils m'ont donné en me permettant l'occasion de travailler ensemble, Leurs respect et humilité, leurs directives les plus riches, leurs disponibilités malgré leurs responsabilités les plus vastes durant mes études doctorales.

Je remercie également sincèrement Monsieur **Larbi BOUKEZZI**, Professeur à l'Université de Djelfa d'avoir accepté la présidence du jury d'évaluation de ce modeste travail, ainsi que **Monsieur Abdelhalim TLEMÇANI**, Professeur à l'Université de Médéa et **Monsieur Lakhdar BESSISSA** Maître de conférences à l'Université de Djelfa et **Monsieur Noureddine HENINI** Maître de conférences à l'Université de Médéa pour avoir accepté de prendre part au jury, pour toutes leurs discussions, leurs conseils et leur bonne humeur.

Lahcène Noureddine

Aflou le: 22 Janvier 2019

ملخص

في هذا العمل، تمت دراسة الكشف عن عطب إنكسار قضبان الدوار في مولد لا تزامني ذو قفص السنجاب الذي عادة ما يستخدم في أنظمة طاقة الرياح وذلك على أساس التحليل والمعالجة الرقمية لتيارات الجزء الساكن. و هو عطب شائع يمكن أن يحدث في المولدات اللا تزامنية ذات قفص السنجاب، ما يمثل حوالي 20٪ من الأعطاب المحتملة في هذا النوع من الماكينات. وتستند التقنيات الرقمية المعروضة في هذا العمل إلى تحليل المجال الزمني، تحليل نطاق التردد الذي يحتوي على تحويل فورييه السريع، تقدير الكثافة الطيفية للطاقة (الأساليب غير المتجانسة، الأساليب المتجانسة، وأساليب الاستبانة العالية)، تحويل هيلبرت، مشغل الطاقة كايزر-تيغر، ونظام المنطق الغامض التي يمكن أن تحسن الكشف عن هذا النوع من الأعطاب.

الكلمات المفتاحية: أنظمة طاقة الرياح، مولد لا تزامني ذو قفص السنجاب، تقدير الكثافة الطيفية للطاقة، تحويل هيلبرت، مشغل الطاقة كايزر-تيغر، نظام المنطق الغامض.

Résumé

Dans ce travail, la détection de défaut des barres rotoriques cassées dans un générateur asynchrone à cage d'écureuil (GACÉ) habituellement utilisé dans les systèmes d'énergie éolienne a été étudiée sur la base de l'analyse et le traitement numérique des courants statoriques. C'est un défaut commun qui peut se produire dans le rotor des générateurs asynchrones à cage d'écureuil, qui représente environ 20% des défauts éventuels dans ce type de machines. Les techniques numériques présentées dans ce travail sont basées sur l'analyse au domaine temporel, l'analyse au domaine fréquentiel qui contient la transformée de Fourier rapide FFT, l'estimation de la densité spectrale de puissance PSD (méthodes non paramétriques, méthodes paramétriques, méthodes de haute résolution), la transformée de Hilbert, l'opérateur d'énergie Kaiser-Teager, le système de la logique floue qui peuvent améliorer la détection de ce genre de défauts.

Mots clés: systèmes éoliens, générateur asynchrone à cage d'écureuil, estimation de la densité spectrale de l'énergie, transformée de Hilbert, opérateur d'énergie Kaiser-Teager, système de la logique floue.

Abstract

In this work, fault detection of broken rotor bars in squirrel cage induction generator (SCIG) usually used in wind energy systems has been studied on the basis of analysis and numerical treatment of stator currents. . It is a common defect that can occur in the rotor of squirrel cage induction generators, which represents about 20% of the possible defects in this kind of machines. The numerical techniques presented in this work are based on the time domain analysis, the frequency domain analysis which contains the fast Fourier transform (FFT), the power spectral density (PSD) estimation (nonparametric methods, parametric methods, high resolution methods), the Hilbert transform, the Kaiser-Teager energy operator, the fuzzy logic system that can improve the detection of such defects.

Key words: wind systems, squirrel cage induction generator, power spectral density estimation, Hilbert transform, Kaiser-Teager energy operator, fuzzy logic system.

Table des matières

Liste des Figures	
Liste des Tableaux	
Liste des Produits Scientifiques	
Abréviations	
Introduction Générale	01
CHAPITRE I: Surveillance d'État et Diagnostic de Défauts des Éoliennes	05
I.1. Introduction	06
I.2. Classification des turbines éoliennes.....	06
I.3. SÉDD pour composants et sous-systèmes des TEs.....	07
I.3.1. Boîte de vitesses	07
I.3.2. Machine électrique (générateur et moteur).....	09
I.3.3. Roulements	11
I.3.4. L'arbre principal	12
I.3.5. Moyeu du rotor et pales	12
I.3.6. Système hydraulique	13
I.3.7. Capteurs	13
I.3.8. Sous-système de contrôle	15
I.3.9. Frein mécanique	15
I.3.10. La tour	16
I.3.11. Convertisseur d'électronique de puissance	16
I.4. Signaux de surveillance d'état	17
I.4.1. Flux magnétique	18
I.4.2. Vibration	20
I.4.3. Surveillance par impulsion de choc	22
I.4.4. Bruit / Bruit acoustique	23
I.4.5. Vitesse angulaire instantanée	24
I.4.6. Température	24
I.4.7. Couple d'entrefer	26
I.4.8. Courant statorique	26
I.4.9. Décharge partielle	27

I.4.10. Analyse de particules de l'huile	28
I.4.11. Analyse du gaz	29
I.4.12. Test de surtension	29
I.4.13. Analyse de circuit du moteur	30
I.4.14. Surveillance visuelle	30
I.5. Conclusion	31
CHAPITRE II: Analyse et Traitement des Signaux Pour le Diagnostic	32
II.1. Introduction.....	33
II.2. Techniques de traitement des signaux pour le diagnostic	33
II.2.1. Analyse temporelle	33
II.2.2. Analyse fréquentielle	35
II.2.3. Analyse de temps-fréquence	43
II.3. Diverses techniques d'intelligence artificielle	46
II.3.1. Système expert	47
II.3.2. Système de logique floue	47
II.3.3. Réseau de neurone Artificiel	48
II.3.4. Système neural-flou	49
II.3.5. Algorithme génétique	50
II.3.6. Machine à vecteurs de support	50
II.3.7. Système Immunitaire Artificiel	51
II.3.8. Algorithme d'optimisation par essaim de particules	52
II.3.9. Processus gaussien d'amorçage	52
II.4. Conclusion	53
CHAPITRE III: Modélisation du Système d'Énergie Éolienne	54
III.1. Introduction.....	55
III.2. Turbine du Vent	56
III.3. Boite de vitesse	57
III.4. Description et principe de fonctionnement d'une machine asynchrone.....	58
III.4.1. Hypothèses simplificatrices	59
III.4.2. Modèle réel de la machine asynchrone à cage saine	59
III.4.3. Modèle réel de la machine asynchrone à cage défailante	65
III.4.4. Modèle de la machine asynchrone a cage dans le système d, q	73

III.4.5. Mise sous forme d'état de Park de la machine asynchrone	77
III.5. Conclusion.....	78
CHAPITRE IV: Analyse et Traitement Numérique du Courant Statorique	79
IV.1. Introduction.....	80
IV.2. Résultats d'applications	80
IV.2.1. Modèle de simulation	80
IV.2.2. Résultats du domaine temporel	81
IV.2.3. Résultats du domaine fréquentiel	82
IV.2.4. Résultats de la transformée de Hilbert	90
IV.2.5. Résultats de l'opérateur d'énergie Teager Kaiser DESA-2	92
IV.2.6. Résultats du système de la logique floue	95
IV.3. Conclusion	99
Conclusion générale	101
Références bibliographiques	103

Liste des Figures

Figure I.1 : Un modèle d'une T� avec des principaux sous-syst�mes et le taux de leurs d�faillances	07
Figure I.2 : R�partition des taux d'�chec des diff�rents composants dans les convertisseurs statiques...	16
Figure I.3 : Capteur interne de flux: bobines 1, 2 et 3 (gauche) et d�tails des bobines 2 et 3 (droite)	19
Figure I.4 : Capteur externe de flux.....	20
Figure I.5 : Analyse vibratoire	21
Figure I.6. Capteurs de vibration � ultrasons	21
Figure I.7 : La pompe � moteur avec accouplement prolong� entre le moteur et la pompe	22
Figure I.8 : Surveillance par impulsion de choc	23
Figure I.9 : Capteur acoustique MEMS (Micro Electro-Mechanical Systems)	23
Figure I.10: Capteur de vitesse angulaire	24
Figure I.11: Image thermique	25
Figure I.12: Capteur de couple	26
Figure I.13: Capteur de courant	27
Figure I.14 : D�tecteur de d�charge �lectrique	28
Figure I.15: Sch�ma du test de surtension en ligne	30
Figure II.1: Mod�le simplifi� d'un RNA	49
Figure III.1 : Nacelle g�n�rique d'un moulin � vent	55
Figure III.2 : Mod�le simplifi� d'une boite de vitesse	57
Figure III.3 : Mod�le r�el du g�n�rateur asynchrone � cage d'�cureuil	60
Figure III.4 : La fonction d�finie la $i^{�me}$ maille rotorique	61
Figure III.5 : Circuit �quivalent d'une cage d'�cureuil	63
Figure III.6: Circuit �quivalent d'une cage avec une barre cass�e	65
Figure III.7 : La fonction d�finie la $i^{�me}$ maille rotorique concern�e la cassure d'une barre	66
Figure III.8: Circuit �quivalent d'une cage avec deux barres cass�es	67
Figure III.9: La fonction d�finie la $i^{�me}$ maille rotorique concern�e la cassure de deux barres	68
Figure III.10 : Circuit �quivalent du rotor � cage avec deux barres non adjacentes cass�es	69
Figure III.11 : La fonction d�finie la $j^{�me}$ maille rotorique concern�e la cassure de la barre j^r	70
Figure III.12 : Circuit �quivalent du rotor � cage avec n barres adjacentes cass�es	72
Figure III.13 : La fonction d�finie la $i^{�me}$ maille rotorique concern�e la cassure de n barres	72
Figure III.14 : Mod�le du g�n�rateur asynchrone dans le syst�me d, q	74

Figure III.15: Circuit équivalent de la machine asynchrone dans le système d, q	76
Figure IV.1: Modèle d'une TÉ basée sur un générateur asynchrone à cage d'écureuil	81
Figure IV.2 : Résultats du domaine temporel	82
Figure IV.3 : Résultats obtenus de la FFT	83
Figure. IV.4 : Résultats obtenus des méthodes non paramétriques	86
Figure. IV.5 : Résultats obtenus des méthodes paramétriques	88
Figure. IV.6 : Résultats obtenus de la méthode de MUSIC	89
Figure. IV.7 : Spectre du courant de phase basé sur la transformée de Hilbert	90
Figure IV.8: Spectre de $i_{TK}(t)$ basé sur le TKEO dans la gamme de fréquence 0-10 Hz	93
Figure IV.9: Spectre de $i_{TK}(t)$ basé sur le TKEO dans la gamme de fréquence 90-110 Hz	94
Figure IV.10 : Résultats spectraux des courants	97
Figure IV.11 : Résultats du système de la logique floue	98

Liste des Tableaux

Tableau II.1 : Classes des TEs de moyenne et de grande taille basées sur des configurations et des caractéristiques respectives	06
Tableau IV.1 : Les composantes de fréquences liées aux défauts en décibels	85
Tableau IV.2 : Bandes latérales des fréquences de défauts	91
Tableau IV.3: Bandes latérales de défaut du rotor	92
Tableau IV.4 : Gamme des Variables de Sortie	97
Tableau IV.5 : Résultats de Diagnostic du système de la logique floue	99

Liste des Travaux Scientifiques

Publications

- [1]. **Lahcène Noureddine**, Ahmed Hafaifa and Kouzou Abdellah, Rotor fault detection of wind turbine squirrel cage induction generator using Teager –Kaiser energy operator. Control and Intelligent Systems, 2017, vol. 45, no.1, DOI: 10.2316/Journal.201.2017.1.201-2742. URL: <http://www.actapress.com/PaperInfo.aspx?paperId=45651>
- [2]. **Lahcène Noureddine**, Touhami Omar, Diagnosis of Wind Energy System faults Part I : Modeling of the Squirrel Cage Induction Generator. International Journal of Advanced Computer Science and Application (IJACSA), vol. 6, n. 8, pp. 46-53, 2015. URL: <http://thesai.org/Publications/ViewPaper?Volume=6&Issue=8&Code=IJACSA&SerialNo=6>

Conférences Internationales

- [1]. **Lahcène Noureddine**, Ahmed Hafaifa and Abdellah Kouzou, Fuzzy Logic System for BRB Defect Diagnosis of SCIG-Based Wind Energy System. The International Conference on Applied Smart Systems (ICASS'18), Medea University, 24-25 November 2018. URL: <http://www.univ-medea.dz/en/icass2018>
 - [2]. **Lahcène Noureddine**, Ahmed Hafaifa and Abdellah Kouzou, Rotor Fault Diagnosis of SCIG-Wind Turbine Using Hilbert Transform. 9th IEEE-GCC Conference and Exhibition (GCCCE), 8-11 May 2017, Manama, Bahrain. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8448185>
 - [3]. **Lahcène Noureddine**, Abdellah Kouzou, Mouloud Guemana and Ahmed Hafaifa, Faults detection in squirrel cage induction generator rotor on wind turbine: Hilbert Huang transform application. The 6th IEEE International Conference on Systems and Control 07-09 May 2017, Batna, Algeria. URL: <http://lias.labo.univ-poitiers.fr/icsc/icsc2017>
 - [4]. **Lahcène Noureddine**, Ahmed Hafaifa, Kouzou Abdellah, Mouloud Guemana and Abudura Salam, Detecting rotor faults of SCIG-Based Wind Turbine using PSD estimation methods. Proceedings of the 8th International Conference on Modelling, Identification and Control, ICMIC 2016, 15-17 November 2016, Algiers, Algeria. URL: <http://www.icmic2016.org/>
-

Abréviations

ADP	Analyseur de Décharge Partielle
AG	Algorithme Génétique
AIS	Artificial Immunity System
ANN	Artificial Neural Network
AOSVR	Accurate Online Support Vector Regression
BGP	Bootstrap Gaussian Process
CBM	Condition Based Maintenance
CWT	Continuous Wavelet Transform
DESA	Discrete Energy Separation Algorithm
DFT	Discrete Fourier Transform
ÉA	Émission Acoustique
EDD	Electrical Discharge Detector
EMD	Empirical Mode Decomposition
FFT	Fast Fourier Transform
FLS	Fuzzy Logic System
FMM	Force Magnéto Motrice
GACÉ	Générateur Asynchrone à Cage d'Écureuil
GADA	Générateur Asynchrone à Double Alimentation
GPC	Gaussian Process Classifiers
GSAP	Générateur Synchrone à Aimants Permanents
HHT	Hilbert-Huang Transform
IAS	Instantaneous Angular Speed
IGBT	Insulated-Gate Bipolar Transistor
IMF	Intrinsic Mode Function
IR	Infra Rouge
MCSA	Motor Current Signature Analysis
MUSIC	Multiple Signal Classification
NNL	Normal Negative Log-likelihood value
PCB	Print Circuit Board
PDF	Probability Density Function

POF	Plastic Optical Fiber
PSD	Power Spectral Density
PSO	Particle Swarm Optimization
RF	Radio Fréquence
RSB	Rapport Signal sur Bruit
SCSAD	Système de Contrôle de Supervision et d'acquisition de Données
SÉDD	Surveillance de l'État et Diagnostic des Défauts
SI	Système Immunitaire
SPM	Shock Pulse Method
SSÉ	Système de Surveillance de l'État
STFT	Short-Time Fourier Transform
SVM	Support Vector Machine
TÉs	Turbines Éoliennes
TFR	Time Frequency Representation
TKEO	Teager Kaiser Energy Operator
TND	Test Non Destructif
TSDC	Thermally Stimulated Discharge Currents
TSM	Thermal Step Method
WNL	Wei bull Negative Log-likelihood value
WVD	Wigner-Ville Distribution

Introduction générale

Les turbines éoliennes (TÉs) sont généralement utilisées dans un environnement plus sévère et ont donc des taux d'échec relativement plus élevés que celles utilisées dans les centrales d'énergie électrique conventionnelles telles que les turbines à gaz, à vapeur, et hydrauliques. Il y a deux catégories des défauts rencontrés dans les TÉs: les défauts aléatoires temporaires et les échecs d'usure. Les défauts aléatoires temporaires sont à court terme, les événements temporaires causés par des facteurs tels que les perturbations du réseau, les mauvaises lectures des capteurs, la fluctuation de la vitesse du vent, les problèmes thermiques, etc. Par conséquent, leur impact est avant tout une perte de production d'énergie. Les échecs d'usure sont des événements à long terme et permanents. La réparation ou le remplacement d'un composant défectueux nécessite des coûts supplémentaires et entraîne une perte de production d'énergie. Si un composant endommagé n'est pas identifié et réparé ou remplacé très tôt, cela peut entraîner des défaillances consécutives d'autres composants et même de l'ensemble du système d'énergie éolienne.

Un système de surveillance de l'état (SSÉ) d'une TÉ peut fournir des informations très importantes de diagnostic sur l'état de santé de leurs différentes parties et sous-systèmes, et par conséquent, permet d'organiser et d'entreprendre une maintenance avant qu'une panne ou un dysfonctionnement critique se produise. La surveillance de l'état en ligne et la surveillance de l'état hors ligne sont les deux méthodes essentielles de surveillance de l'état utilisées au diagnostic des défauts.

Tout d'abord, la surveillance de l'état en ligne est effectuée pendant que les TÉs sont en service. Deuxièmement, la surveillance de l'état en ligne permet de mieux comprendre les états des composants et des sous-systèmes de la TÉ pendant le fonctionnement et peut alerter le personnel de maintenance à la fois aux tendances à long terme et aux événements à court terme qui peuvent n'être pas observés hors ligne «contrôle par points». La surveillance de l'état en ligne offre plusieurs avantages par rapport à la surveillance de l'état hors ligne qui exige que les TÉs doivent être hors service pour permettre l'inspection par le personnel de maintenance, cela augmente la perte de production d'énergie et les coûts encourus lors de l'inspection. Troisièmement, L'intégration du système de contrôle de supervision et d'acquisition de données (SCSAD) dans le système de surveillance de l'état en ligne est hautement conseillée pour déclencher automatiquement les alarmes appropriées et alerter le personnel de maintenance en cas de problème. Cette fonctionnalité est essentielle pour un fonctionnement de la

TÉ sans surveillance, en particulier dans des emplacements éloignés ou inaccessibles.

En utilisant les informations obtenues à partir du processus de surveillance de l'état, un diagnostic de défaut peut être effectué pour détecter, localiser et identifier les défauts qui se produisent et surveiller le développement des défauts (c'est-à-dire des défauts naissants) jusqu'aux pannes; Et un pronostic peut être réalisé pour prédire le développement d'un défaut à une panne, lorsque la défaillance se produit et la durée de vie utile restante du composant avec le défaut. Le diagnostic et le pronostic de défaut sont des extensions importantes de la surveillance de l'état. Sur la base des informations de diagnostic et de pronostic, la stratégie de maintenance appropriée (par exemple, préventive et optimale) peut être prise pour réduire les coûts d'entretien, réduire les temps d'arrêt des TEs, et améliorer la fiabilité et la durée de vie des TEs. La majorité de la littérature connexe et des systèmes de surveillance de l'état des TEs ont porté sur la surveillance de l'état et le diagnostic des défauts (SÉDD) des TEs. Beaucoup moins de travail a été signalé sur le pronostic de défaut des TEs. Par conséquent, cette étude se concentre sur la SÉDD des TEs, mais couvre également le pronostic de défaut des TEs dans diverses sections.

Il y a eu plusieurs études de littérature sur la SÉDD des TEs [1-5]. Lu et al. [1] ont étudié brièvement les techniques de la SÉDD pour les principaux sous-systèmes dans les TEs rapportées de 2006 à 2009, y compris la boîte de vitesses, les roulements, le générateur, l'électronique de puissance, la commande électrique, le rotor, la pale et la commande hydraulique. L'étude a discuté brièvement des progrès et des défis des techniques de la SÉDD. Cependant, ce n'est pas une étude exhaustive. Par exemple, elle n'a pas examiné les modes d'échec de chaque sous-système des TEs. De plus, l'étude n'a pas permis d'examiner en détail les techniques de signalisation et de traitement du signal utilisés pour la SÉDD des TEs. Par exemple, la surveillance de la température est couramment utilisée pour la SÉDD de la boîte de vitesses, mais n'a pas été discutée dans l'étude. L'étude de Hameed et al. [2] a abordé les signaux disponibles pour la SÉDD des TEs, puis a examiné les techniques de traitement du signal pour la SÉDD de différents composants des TEs. Cependant, l'étude n'a pas comparé différentes techniques de traitement du signal ni discuté de leurs capacités et limites pour la SÉDD des TEs. En outre, l'étude n'a pas suffisamment discuté des modes de défaillance de différents composants des TEs. De plus, certains sous-systèmes importants des TEs, par exemple, système hydraulique, frein mécanique, système de commande et capteurs, manquaient dans cette étude.

L'étude de Drewry et Georgiou [3] s'est concentrée sur les techniques de test non destructif (TND) pour les TEs. Les techniques TND représentent un groupe des techniques utilisées dans les

industries, telles que le balayage par ultrasons, la thermographie infrarouge et l'inspection par rayons X, pour surveiller les structures des matériaux, des composants ou des systèmes sans les endommager. L'étude portait principalement sur les techniques TND applicables à la SÉDD des pales de la TÉ, mais n'a pas traité les modes de défaillance de la pale ou la façon dont elles pourraient être diagnostiquées par les techniques TND.

L'étude d'Amirat et al. [4] s'est concentrée sur les techniques de la SÉDD pour certains composants majeurs des TÉs équipées de générateurs asynchrones doubles alimentés (GADA), tels que le générateur, les pales, l'engrenage, et les roulements. L'étude a également porté sur les signaux, tels que les vibrations et les signaux électriques, utilisés pour la SÉDD de ces composants en fonction d'une analyse statistique simple pour les signaux. Cependant, ce n'est pas une étude exhaustive. De nombreux sous-systèmes et composants importants avec des taux d'échecs élevés et/ou des temps d'arrêt, tels que les capteurs, le sous-système de commande, et le freinage mécanique, n'ont pas été examinés et les modes de défaillance des composants ont également été discutés. En outre, il y a eu peu de travaux sur les techniques de traitement du signal pour la SÉDD des TÉs. Verbruggen a réalisé une étude [5] sur la surveillance de l'état pour les TÉs en Europe à partir de la prospective des signaux utilisés et des composants surveillés de la TÉ.

Le présent travail fournit une étude sur la SÉDD des TÉs à axe horizontal, qui sont des systèmes complexes constitués de nombreux composants et sous-systèmes. Afin de concevoir un système de la SÉDD des TÉs, il est important d'avoir la connaissance des modes de défaillance dans différents composants et sous-systèmes et leurs caractéristiques. En outre, étant donné que l'opération et la maintenance (O & M) pour les TÉs installées en mer (offshore) sont plus difficiles et coûteuses à celles utilisées sur terre (on shore).

Ce travail de thèse est divisé en quatre chapitres organisés comme suit:

Le premier chapitre de cette thèse fournit une étude complète sur les technologies de surveillance de l'état, de diagnostic et de détection de défauts pour les éoliennes. Cette étude examine brièvement les études documentaires existantes sur le sujet, examine des modes de défaillances fréquentes dans les principaux composants et sous-systèmes d'éoliennes, passe en revue brièvement les signaux utilisés pour la surveillance de l'état et de diagnostic des défauts de ces composants et sous-systèmes.

Au deuxième chapitre, nous allons exposer les différentes techniques d'analyse et traitement des signaux détectés des entraînements électriques, puis après nous allons évoquer

brièvement quelques techniques basées sur les outils d'intelligence artificielle utilisés au domaine de diagnostic des défauts.

Au troisième chapitre, nous allons présenter les modèles mathématiques des différentes équations qui décrivent chaque partie de notre moulin à vent, nous utiliserons un générateur asynchrone à cage d'écurueil afin d'étudier le défaut de cassure des barres rotoriques, bien que ce type de générateur soit généralement appliqué par les éoliennes à vitesse fixe directement connectées au réseau.

Dernièrement au chapitre quatre, nous allons clôturer notre thèse par des résultats d'applications de quelques techniques d'analyse et traitement des signaux ainsi que d'intelligence artificielle citées au deuxième chapitre en vue de diagnostic de défauts rotorique d'un générateur asynchrone à cage d'écurueil basé sur une turbine éolienne.

Nous finalisons cette thèse par un résumé de conclusions et quelques perspectives de prochains travaux.

CHAPITRE I

SURVEILLANCE D'ÉTAT ET DIAGNOSTIC DE DÉFAUTS DES ÉOLIENNES

I.1. Introduction

Ce premier chapitre fournit une étude presque complète sur les technologies de surveillance de l'état, de diagnostic et de détection de défauts pour les éoliennes. Cette étude examine brièvement les études documentaires existantes sur le sujet, discute des modes de défaillances fréquentes dans les principaux composants et sous-systèmes d'éoliennes, passe en revue brièvement les signaux utilisés pour la surveillance de l'état et de diagnostic des défauts de ces composants et sous-systèmes.

I.2. Classification des turbines éoliennes

Les TEs sont généralement classées en quatre types différents, qui nécessitent différentes stratégies de la SÉDD et de maintenance, selon le tableau I.1 qui énumère les configurations, les principes de fonctionnement et de commande, et les méthodes de connexion au réseau de la plupart des TEs de moyenne et de grande taille. Par exemple, les TEs de type 1, la SÉDD appliquée aux composants de l'électronique de puissance est très importante. Bien que pour les TEs de Type 2, Type 3 et Type 4, la boîte de vitesses est un élément important et une attention particulière devrait être accordée à la SÉDD des boîtes de vitesses.

Tableau I.1: Classes des TEs de moyenne et de grande taille basées sur des configurations et des caractéristiques respectives

Type	Générateur	Vitesse de rotation	Multiplicateur	Commande de la pale	Connexion au réseau
Type 1	Générateur synchrone	Vitesse variable	Sans boîte de vitesses	Commande du calage ou calage fixe	Grâce aux convertisseurs de puissance à pleine charge
Type 2	Générateur asynchrone à rotor bobiné	Vitesse variable	Utilisation d'une boîte de vitesses	Commande du calage	Grâce aux convertisseurs de puissance à charge partielle
Type 3	Générateur asynchrone à rotor bobiné	Vitesse partiellement variable	Utilisation d'une boîte de vitesses	Commande du calage et du décrochage	Directement connecté
Type 4	Générateur asynchrone à cage d'écureuil	Vitesse fixe	Utilisation d'une boîte de vitesses	Commande du calage et du décrochage	Directement connecté

Il a été constaté que les TEs à entraînement direct (c.-à-d. sans boîte de vitesses) pourraient atteindre une disponibilité plus élevée que les TEs à entraînement indirect (c.-à-d. avec une boîte de vitesses) sur la base des données de défaillance recueillies en Allemagne et au Danemark [6]. Cependant, les TEs à entraînement direct n'ont pas de taux de défaillance plus faible que les TEs à entraînement indirect. Par exemple, le taux de défaillance total des composants électroniques dans les TEs à entraînement direct est supérieur de 33% à celui des boîtes de vitesses dans les TEs à entraînement indirect. Toutefois, en fonction des données fournies par l'industrie éolienne, le temps moyen de réparation des sous-

ensembles électroniques est d'environ 250 heures par panne, ce qui est plus court que celui des boîtes de vitesses, soit environ 350 heures par panne. En outre, dans les TEs à grande vitesse directe, le taux de défaillance des générateurs est le double de celui des TEs à entraînement indirect. La cause de cette disparité dans les taux de défaillance n'est pas encore connue et, par conséquent, nécessite une étude plus approfondie.

I.3 SÉDD pour composants et sous-systèmes des TEs

Cette section examine les principaux modes de défaillance dans les sous-systèmes critiques des TEs et fournit un bref aperçu de la SÉDD pour ces sous-systèmes et leurs composants critiques. Certains des composants, par exemple, le roulement, le moteur électrique et le système de commande, sont utilisés dans de multiples sous-systèmes, tels que les sous-systèmes d'orientation et de calage. Ainsi, chaque type de ces composants est détaillé dans une sous-section distincte pour tous les sous-systèmes utilisant ce type de composants. Une TE est un système électromécanique complexe composé de centaines de composants et sous-systèmes, y compris la boîte de vitesses, le générateur, les arbres, le moyeu du rotor, les pales, les paliers, l'électronique de puissance, etc. Figure I.1 illustre un modèle d'une TE et le pourcentage de chaque type de ses défauts de façon descendante. Chaque composant de la TE a ses propres modes de défaillance et sa contribution aux temps d'arrêt.

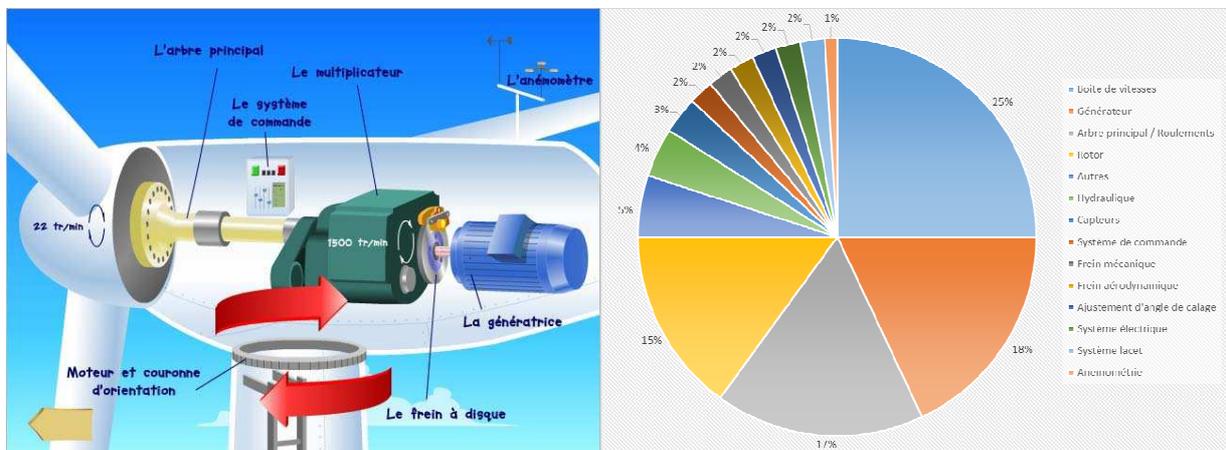


Figure. I.1 : Un modèle d'une TE avec des principaux sous-systèmes et le taux de leurs défaillances [7]

I.3.1 Boîte de vitesses

Cet élément est considéré comme le sous-système le plus gênant dans les TEs, car les pannes de la boîte de vitesses contribuent à environ 20% du temps d'arrêt des TEs [8]. Les méthodes utilisées pour la surveillance de l'état de la boîte de vitesses sont principalement basées sur la surveillance des vibrations. Les techniques de surveillance de l'état de EA, du courant et de la température sont de plus en plus

populaires [9].

L'engrenage et le roulement sont deux composants principaux dans une boîte de vitesses. La plupart des pannes de la boîte de vitesses sont causées par des défaillances d'engrenages et de roulements. Divers facteurs, tels que la conception et les défauts des matériaux, les erreurs de fabrication et d'installation, le désalignement, les surcharges de couple, l'usure de la surface et la fatigue contribuent aux défauts de la boîte de vitesses. La plupart des pannes de la boîte de vitesses commencent par des défauts de roulement [10]. Les débris produits par une défaillance du roulement entraîneront l'abrasion d'autres composants, tels que les engrenages de la boîte de vitesses. Les défaillances des engrenages peuvent également se produire indépendamment des défaillances des roulements, bien qu'elles ne soient pas communes. Les défauts d'engrenage les plus courants identifiés par l'industrie comprennent l'abrasion des dents due à une mauvaise lubrification (généralement observée dans les engrenages planétaires en raison de leur faible régime) et à la fatigue de la surface initiée par les débris générés par les défaillances des roulements [10]. D'autres défaillances d'engrenages plus sévères incluent la fissure des engrenages ou des dents, la rupture et la fracturation.

Un défaut d'engrenage dans une boîte de vitesses induit généralement des vibrations de la boîte de vitesses à certaines fréquences caractéristiques f_{gb} , qui apparaîtront dans les signaux de vibration acquis à partir des capteurs de vibration installés sur la boîte de vitesses [11-14].

$$f_{gb} = \left\{ f \mid f = \sum_{i=1}^I l_i f_{sh,i} \pm \sum_{j=1}^J m_j f_{m,j} \right\} \quad l_i, m_j = 0,1,2,\dots \quad (I.1)$$

Où $f_{sh,i}$ est la fréquence de rotation du $i^{ème}$ arbre dans la boîte de vitesses; $f_{m,j}$ est la $j^{ème}$ fréquence de maillage d'engrenage; Et I et J sont les nombres des arbres et les paires d'engrenages dans la boîte de vitesses, respectivement. Les fréquences caractéristiques similaires du défaut peuvent être trouvées dans les signaux ÉA mesurés par des capteurs ÉA installés sur la boîte de vitesses [15]. Dans les signaux électriques, tels que les signaux de courant mesurés à partir des bornes du générateur connecté à la boîte de vitesses, les fréquences caractéristiques du défaut f_{cc} sont les résultats des modulations de fréquence et d'amplitude des signaux de courant par les vibrations, données par

$$f_{cc} = \left\{ f \mid f = kf_s \pm \sum_{i=1}^I p_i f_{sh,i} \pm \sum_{j=1}^J q_j f_{m,j} \right\} \quad p_i, q_j = 0,1,2,\dots \quad (I.2)$$

Où f_s est la fréquence fondamentale et k est un entier positif représentant les harmoniques fondamentales et possibles du courant.

Par conséquent, les méthodes utilisées pour la SÉDD de la boîte de vitesses sont principalement basées sur la surveillance des vibrations [16-18]. ÉA - [15], [19], et le courant [20], [11-14], [21-24], les

techniques de surveillance d'état sont de plus en plus populaires. Tout l'effort sur le diagnostic des défauts de la boîte de vitesses était de trouver les excitations aux fréquences caractéristiques des défauts dans les signaux en utilisant des méthodes d'analyse de fréquence appropriées [9]. Un défi dans la SÉDD de la boîte de vitesses basée sur l'analyse de fréquence est qu'une boîte de vitesses saine a également de nombreuses composantes de fréquence caractéristiques dans les signaux. Un défaut peut induire de nouvelles fréquences caractéristiques dans les signaux ou ne peut modifier que les amplitudes des composantes de fréquence caractéristique existantes [11-14]. Ce dernier ne peut être détecté en utilisant uniquement des méthodes d'analyse de fréquence et nécessitera une analyse statistique supplémentaire pour les composantes de fréquence caractéristiques [11], [12].

Certains défauts de la boîte de vitesse provoquent des températures anormales dans les boîtes de vitesses. Par exemple, un défaut de roulement peut provoquer une augmentation anormale de la température du roulement et de la température de l'huile de lubrification. Par conséquent, les températures mesurées à partir des roulements, de l'huile de lubrification, dans les boîtes de vitesses ont également été utilisées pour la SÉDD de la boîte de vitesses [25]. En outre, les défauts de la boîte de vitesses qui génèrent des débris peuvent provoquer des changements de certains paramètres (par exemple, viscosité, comptage de particules, etc.) de l'huile de lubrification utilisée dans la boîte de vitesses. Ces défauts peuvent être diagnostiqués en surveillant les paramètres de l'huile. Il a également été rapporté en utilisant une analyse statistique de la température et des paramètres de l'huile de lubrification pour le diagnostic des défauts d'engrenage [26].

1.3.2 Machine électrique (générateur et moteur)

Les générateurs utilisés dans les TEs peuvent être classés en plusieurs types, comme indiqué dans le tableau I.1. De plus, les moteurs électriques sont utilisés dans les sous-systèmes de calage des pales, d'orientation, et de freinage mécanique. Les modes de défaillance dans les générateurs électriques et les moteurs peuvent être classés comme des défauts électriques (par exemple, endommagement de l'isolation du rotor ou du stator ou circuit ouvert et déséquilibre électrique) et des défauts mécaniques (par exemple, barres rotoriques cassées, défaut de roulement, arbre tordu, excentricité de l'entrefer et déséquilibre de la masse rotorique). Plusieurs documents [27], [28-31] ont examiné les techniques de la SÉDD pour les générateurs électriques et les moteurs utilisés dans diverses industries. Beaucoup de techniques existantes peuvent être adoptées pour la SÉDD des machines électriques dans les TEs [4], bien que peu de travail ait été signalé spécifiquement sur la SÉDD des machines électriques utilisées dans les TEs.

Les défauts de bobinage, tels que les courts-circuits des bobines et les défauts inter-spikes, constituent l'un des modes de défaillance les plus courants dans les machines asynchrones utilisées dans les TEs [32]. L'asymétrie est habituellement présente dans le champ magnétique pendant un défaut d'enroulement [19]. Dans ce cas, les défauts peuvent être diagnostiqués en surveillant leurs fréquences caractéristiques f_e décrites par l'équation (1.3) dans les signaux électriques acquis des bornes de la machine électrique en utilisant des techniques d'analyse de fréquences appropriées et de temps-fréquences.

$$f_e = \left\{ f \mid f = \frac{\left[k \pm \frac{n(1-s)}{P} \right]}{f_s} \right\} \quad k = 1,3; \quad n = 1,2,\dots,(2p-1) \quad (1.3)$$

Avec $2p$ est le nombre de pôles; f_s est la fréquence fondamentale; Et s est le glissement. Les défauts peuvent également être détectés en utilisant des mesures du couple, du déplacement de l'arbre, et des vibrations de la boîte de vitesses ou de la machine électrique. Les défauts de bobinage entraîneront également une augmentation de la température d'enroulement [33]. Les défauts de circuit ouvert du stator modifient les spectres des courants de la ligne statorique et les spectres de la puissance instantanée. Les résultats expérimentaux ont montré que le spectre de la puissance instantanée portait plus d'informations liées aux défauts que les courants de la ligne statorique [34].

Le déséquilibre électrique est un autre mode de défaillance majeur dans les machines électriques. Le déséquilibre électrique du rotor entraînera une vibration de l'arbre. Ainsi, le déplacement de l'arbre peut être un indicateur de défaut [35]. De même, le déséquilibre électrique du stator provoquera des changements dans le courant et la puissance de sortie de la machine électrique [32]. Le déséquilibre électrique du stator peut être détecté à partir des variations du contenu harmonique des signaux électriques. Habituellement, les informations liées aux pannes sont contenues dans les courants de lignes du rotor et du stator.

Le défaut de la barre rotorique cassée est considéré comme critique dans les machines asynchrones à cage d'écureuil car il est irréparable. La pratique actuelle consistant à détecter un défaut de barre rotorique cassée est d'utiliser l'analyse de spectre des signaux du courant de phase de la machine. Dans l'analyse spectrale, les composantes de bande latérale f_{bb} autour de la fréquence fondamentale d'un courant statorique sont considérées comme les fréquences caractéristiques du défaut, comme décrit par l'équation (1.4).

$$f_{bb} = \{ f \mid f = (1 \pm 2ks)f_s \} \quad k = 1,2,3,\dots \quad (1.4)$$

D'autres défauts mécaniques dans les machines électriques peuvent également être détectés en utilisant

des signaux électriques. Par exemple, semblable au déséquilibre électrique, le déséquilibre de masse du rotor a également montré des fréquences caractéristiques dans les signaux électriques. En outre, il a été signalé que les défaillances des roulements dans les machines électriques changeraient les spectres d'amplitude et de phase de la sortie de puissance [36], [37] et augmentent la température d'enroulement du générateur [19]. De plus, il est également d'utiliser la surveillance des vibrations pour diagnostiquer les défauts mécaniques.

1.3.3 Roulements

Les roulements sont utilisés dans divers composants et sous-systèmes de la TÉ, par exemple, le rotor, l'arbre principal, la boîte de vitesses, le générateur, le système d'orientation et le système de calage. Les roulements les plus utilisés dans les TÉs sont des roulements à billes. Cependant, la tendance se déplace vers les roulements à rouleaux [9].

Les défauts de roulement apparaissent généralement comme une usure ou une rugosité de surface de certaines parties initialement, qui se développent ensuite en certains modes de défaillance majeurs, tels que la fatigue, la fissure ou la rupture de la bague extérieure, de la bague intérieure, de la bille ou de la cage. Ces défauts induisent différentes fréquences de vibration caractéristiques des roulements, qui sont un groupe de fréquences de vibration primaires dans les TÉs défectueuses [38], [39] donné par [23]:

$$f_o = 0.5Nf_r \left(1 - \frac{D_b \cos \theta}{D_p} \right) \quad (1.5)$$

$$f_i = 0.5Nf_r \left(1 + \frac{D_b \cos \theta}{D_p} \right) \quad (1.6)$$

$$f_b = 0.5 \frac{D_p}{D_b} f_r \left(1 - \left(\frac{D_b \cos \theta}{D_p} \right)^2 \right) \quad (1.7)$$

$$f_c = 0.5f_r \left(1 - \frac{D_b \cos \theta}{D_p} \right) \quad (1.8)$$

Où f_o , f_i , f_b , et f_c sont les fréquences caractéristiques des défauts de la bague extérieure, de la bague intérieure, de la bille et de la cage, respectivement; f_r est la fréquence de rotation du roulement; N est le nombre des boules; D_b et D_p sont respectivement le diamètre de la bille et le diamètre du pas de la bille; et θ est l'angle de contact de la bille avec les bagues.

À l'instar des défauts de la boîte de vitesses, les défauts de roulement ont été communément diagnostiqués à l'aide des signaux de vibration [22], [23], [27], [37], [38]. Les signaux ÉA ont également été utilisés pour la SÉDD des roulements [40]. Récemment, les méthodes de la SÉDD à base du signal

électrique prennent plus d'attention [21-23], [27], [36], [41]. Différents des défauts d'engrenage, les défauts de roulement induisent de nouvelles fréquences caractéristiques dans les signaux et, par conséquent, peuvent être diagnostiqués par des méthodes d'analyse de fréquence appropriées appliquées aux signaux [21-23], [40], [41]. Les défauts de roulement peuvent entraîner des défaillances catastrophiques d'autres composants dans un sous-système de la TÉ. Par exemple, la plupart des pannes de boîte de vitesses commencent à partir de défauts de roulement [10]. Par conséquent, il est toujours utile de détecter un défaut de roulement à un stade précoce. Cependant, un défi majeur pour le diagnostic des défauts de roulement naissants est qu'ils n'ont peut-être pas de fréquence caractéristique [42] ou ont des rapports signal sur bruit (RSB) faibles dans les signaux. Un traitement de signal avancé est nécessaire pour résoudre ce défi. En outre, si un roulement est lubrifié avec de l'huile, des défauts de roulement peuvent également être diagnostiqués en surveillant certains paramètres d'huile [43].

1.3.4 L'arbre principal

Les modes de défaillance de l'arbre principal dans une TÉ comprennent la corrosion, la fissure, le désalignement [44], [45], la panne du couplage, etc. Les défauts affecteront la rotation de l'arbre et d'autres sous-systèmes rotatifs connectés à l'arbre. Cela affectera le couple transmis dans le train de roulement et peut provoquer des vibrations dans le rotor, la boîte de vitesses et le générateur à certaines fréquences caractéristiques [35], [37]. Par exemple, une erreur de désalignement de l'arbre a révélé une incidence sur la grandeur de la fréquence fondamentale des vibrations du rotor, de la boîte de vitesses et du générateur [35], [37]. Ainsi, les défauts d'arbre peuvent être détectés en analysant le couple, les vibrations et les signaux électriques [44] en utilisant des techniques d'analyse de fréquence, telles que la transformée de Fourier rapide (FFT).

1.3.5 Moyeu du rotor et pales

La production d'énergie éolienne dépend de l'interaction entre le rotor et le vent. Le rotor d'une TÉ se compose d'un moyeu et de pales. Les défauts possibles d'un rotor d'une TÉ incluent des asymétries ainsi qu'une fatigue, une rigidité réduite, une fissure, une rugosité accrue de la surface et une déformation des pales, etc. [46], [47]. Une asymétrie du rotor est habituellement causée par des erreurs d'angle de calage (c'est-à-dire l'asymétrie aérodynamique) ou du déséquilibre de masse du rotor (pale) [48], [49]. La fatigue est causée par le vieillissement du matériau et le chargement variable du vent subi par les pales. La fatigue à long terme peut entraîner une délamination du verre d'une pale ou d'une structure en plastique renforcée par des fibres de carbone, ce qui réduira la rigidité de la pale. La fatigue à long terme peut également provoquer des fissures à la surface ou dans la structure interne d'une pale. Une rugosité

croissante de surface d'une pale est généralement causée par la pollution, le givrage, les trous de soufflage, l'exfoliation, etc. La déformation d'une pale est généralement causée par une charge déséquilibrée à long terme et une rigidité réduite de la pale.

La fatigue, la rigidité réduite, la fissuration et la rugosité accrue de la surface d'une pale sont toutes liées à des changements de structure dans les matériaux de la pale et, par conséquent, peuvent être diagnostiquées en utilisant des signaux provenant des capteurs à émission acoustique (ÉA) installés sur la pale [20] [50]. Si ces défauts se développent à certains niveaux qui provoquent des vibrations anormales des pales, ils peuvent être diagnostiqués en utilisant des signaux provenant des capteurs de vibration installés sur les pales. De plus, la fissuration, la rugosité et la déformation des pales et les asymétries du rotor augmentent les fréquences caractéristiques de la vitesse de rotation du rotor, ce qui entraînera des vibrations de l'arbre principal. De telles vibrations moduleront les signaux électriques acquis des bornes du générateur en raison du couplage électromécanique entre l'arbre principal et le générateur [46]. Pour des exemples, une asymétrie du rotor provoquera des excitations à la fréquence 1P de la densité spectrale de puissance de la vitesse angulaire de l'arbre [46], [47], où la fréquence 1P représente la fréquence de rotation du rotor. Par conséquent, ces défauts peuvent être diagnostiqués par l'analyse spectrale de la vitesse de rotation du rotor [47], des vibrations [36], [46], [51] et des signaux ÉA [51] collectés de la TÉ et des signaux électriques acquis des bornes du générateur [47]. En outre, les modes de défaillance liés aux changements de structure matérielle peuvent être diagnostiqués en utilisant des techniques TND [3], [51].

1.3.6 Système hydraulique

Un système hydraulique est largement utilisé dans les sous-systèmes de calage des pales, d'orientation, et de freinage mécanique pour alimenter les moteurs d'entraînement pour ajuster l'angle de calage de la pale [52] et la position d'orientation pour maximiser la génération d'énergie éolienne et pour contrôler le frein mécanique pour assurer la sécurité de la TÉ [53], respectivement. Le système hydraulique souffre de divers défauts, tels que la fuite d'huile et le blocage de la vanne coulissante [54]. Ces défauts peuvent être diagnostiqués en utilisant des signaux obtenus à partir de capteurs de pression et de niveau. Si les valeurs des signaux sont anormales, cela indique une panne dans le système hydraulique.

1.3.7 Capteurs

Une variété de capteurs, tels que les anémomètres, les accéléromètres, les codeurs ou les résolveurs, les compteurs de particules, les capteurs de température, les capteurs ÉA, le niveau d'huile, la tension, les transducteurs de courant et de couple et les capteurs d'humidité sont installés dans les TÉs pour la

surveillance d'état et le contrôle des TEs. Les capteurs sont soumis à divers défauts, tels que le dysfonctionnement ou l'échec physique d'un capteur, le matériel de traitement de données ou la liaison de communication, ou un dysfonctionnement du logiciel de traitement ou de communication de données, etc. Selon les données statistiques signalées dans [8], les défauts de capteur représentent plus de 14% des échecs dans les TEs. Une défaillance du capteur peut encore entraîner une dégradation des performances de la TE, une défaillance du contrôle de la TE, des sous-systèmes mécaniques et électriques, ou même l'arrêt de la TE.

Les défauts du capteur peuvent être diagnostiqués par une variété de méthodes [55-58], par exemple, la comparaison entre le signal mesuré et le signal estimé en utilisant les données acquises à partir d'autres capteurs, l'analyse d'anomalie sur les séries temporelles du signal mesuré et les méthodes basées sur un modèle. Par exemple, dans [59], la position du rotor d'un GADA a été mesurée à l'aide d'un capteur de position et estimée à partir des courants du rotor du GADA. Les positions du rotor mesurées et estimées ont été utilisées par un observateur (c'est-à-dire un modèle) pour estimer la vitesse du rotor. Si la vitesse du rotor relevée de la position mesurée s'écarte de celle relevée de la position estimée et que la dernière vitesse n'a pas de changement brusque, elle indique un défaut dans le capteur de position du rotor. Dans [60], l'écart moyen et standard du signal de vitesse du rotor mesuré par un codeur dans un moteur asynchrone a été utilisé pour détecter les défauts du codeur. Ce travail a montré qu'une variation drastique de la vitesse moyenne du rotor sur une période beaucoup plus courte que la constante de temps mécanique du système indiquerait une panne mécanique ou électronique du codeur; Alors qu'une variation substantielle de l'écart type moyen en mouvement de la vitesse du rotor a été causé par des impulsions de codeur manquantes. Deux méthodes ont été proposées dans [61] pour la détection des défauts du codeur des machines synchrones à aimants permanents. Une méthode a été conçue en fonction de la corrélation entre la position du rotor et le courant du stator pour détecter les défauts du codeur à partir de changements abrupts dans un signal de courant statorique traité en utilisant la transformée en ondelettes. L'autre méthode a détecté les défauts du codeur en fonction des résidus de la position du rotor mesurée et de la vitesse générée par les équations de parité. L'encodeur est sain si les résidus sont nuls; Sinon, un défaut se produit dans l'encodeur. Dans [49], les erreurs d'encodeur ont été détectées par une méthode de classification par modèle et par une méthode d'analyse résiduelle basée sur un modèle.

Lorsqu'un défaut du capteur survient, il est souvent difficile d'identifier le mode et la cause du défaut. Un autre défi est que lorsqu'il y a une erreur dans les lectures du capteur, il n'est pas facile d'identifier s'il s'agit de la défaillance du capteur ou de la défaillance d'un autre composant surveillé par le capteur.

1.3.8 Sous-système de contrôle

Cet élément joue un rôle essentiel dans le contrôle des opérations d'autres sous-systèmes critiques, tels que les pales du rotor, la boîte de vitesses, le sous-système d'orientation, le frein mécanique, le générateur, le convertisseur de puissance. Les défauts du sous-système de contrôle peuvent être classés en deux catégories: les pannes matérielles et les défaillances du logiciel. Les modes de défaillance matérielle incluent les défauts du capteur, les défauts de l'actionneur, la défaillance des contrôleurs (carte de contrôle) et les liaisons de communication, etc. Les erreurs de matériel peuvent être diagnostiquées en analysant les signaux utilisés par le sous-système de contrôle ou en utilisant des méthodes basées sur le modèle. Les modes de défaillance du logiciel incluent un débordement de mémoire tampon, une mémoire morte, des fuites de ressources, une condition de course, etc., qui entraînent généralement une dégradation de la performance ou un dysfonctionnement du logiciel et sont diagnostiqués par les codes de diagnostic du logiciel. De nombreux défauts logiciels sont des défauts temporaires et peuvent être supprimés en redémarrant le logiciel.

1.3.9 Frein mécanique

Un frein mécanique est généralement monté sur l'arbre à grande vitesse d'une TÉ pour empêcher la survitesse du rotor et arrêter la TÉ en cas de panne de composants critiques. Un frein mécanique est également utilisé dans le sous-système d'orientation pour stabiliser le roulement d'orientation. Un frein mécanique se compose généralement de trois sections principales: un disque et des étriers, un mécanisme hydraulique pour entraîner les étriers et un moteur à courant alternatif triphasé pour alimenter le mécanisme hydraulique. Étant donné que le frein éprouve généralement des contraintes mécaniques extrêmes, le disque est sujet à des fissures et des défaillances causées par une surchauffe, tandis que le disque et les étriers souffrent d'un surmenage. Ces défauts peuvent être diagnostiqués par la surveillance des vibrations et de la température. Cependant, peu de travail a été signalé sur la SÉDD du disque ou des étriers. D'autres pannes liées à la section hydraulique et au moteur à courant alternatif sont discutées dans d'autres sous-sections. Les signaux électriques, tels que la tension et le courant, acquis à partir des bornes du moteur à courant alternatif pourraient également être utilisés pour le diagnostic de défaut de la section hydraulique et du moteur lui-même [62]. Les défauts du frein mécanique sont particulièrement préoccupants car ils peuvent entraîner une panne catastrophique de la TÉ. Par conséquent, une plus grande recherche est nécessaire sur la SÉDD pour les freins mécaniques.

I.3.10 La tour

Les défauts dans la tour d'une T  sont principalement li s   des dommages structurels, tels que la corrosion et la fissure. Ces d faits peuvent  tre caus s par des facteurs tels qu'un mal contr le de qualit  durant l'op ration de construction, une mauvaise installation, un chargement, un environnement difficile (par exemple, les foudres et les orages) et le feu. L'analyse de la vibration d'une tour dans les domaines temps [63] et fr quence [64] peuvent r v ler son  tat de sant .

I.3.11 Convertisseur d' lectronique de puissance

  mesure que la puissance nominale de la T  augmente, la fiabilit  du sous-syst me  lectronique de puissance devient plus critique. Selon les donn es statistiques dans [35], les d faits les plus fr quents dans les T s sont les pannes du sous-syst me  lectronique, qui repr sentent 25% des d faillances totales dans les T s. Il a  t  signal  [6] que les convertisseurs de puissance dans des T s   plus grande capacit  auraient une fr quence d' chec plus  lev e. Les temps d'arr t caus s par les pannes du sous-syst me  lectronique repr sentent environ 14% du temps d'arr t total de la T  [9]. La recherche a r v l  que la proportion du co t de maintenance pour l' lectronique de puissance est  lev e, en particulier pour les T s offshore, o  l'environnement op rationnel est plus s v re que celui des T s terrestres.

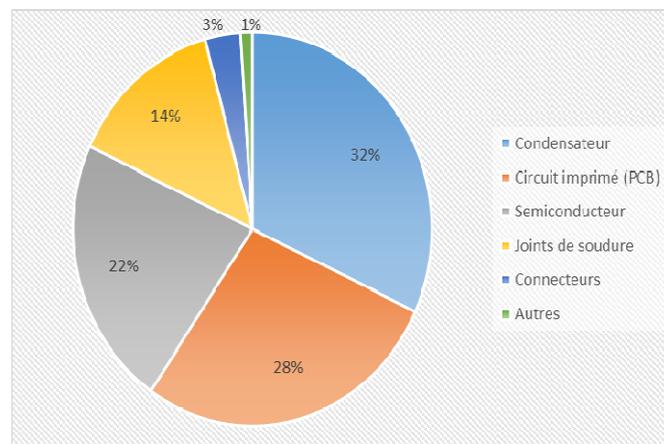


Figure. I.2 : R partition des taux d' chec des diff rents composants dans les convertisseurs statiques [65]

La distribution des taux d' chec de diff rents composants dans les convertisseurs de puissance est illustr e   la Fig. I.2 [65], o  les condensateurs, les cartes de circuit imprim  (PCB) et les semi-conducteurs de puissance (par exemple, les modules   transistor bipolaire   porte isol e (IGBT) sont les trois principaux composants essentiels   la fiabilit . Les d faillances dans les convertisseurs d' lectronique de puissance sont directement ou indirectement caus s par trois facteurs majeurs, c'est- -dire la temp rature, les vibrations et l'humidit , o  la temp rature est le facteur de stress le plus

dominant [66]. Les modes de défaillance des condensateurs incluent des fuites et des courts-circuits excessifs, une décharge diélectrique, des matériaux d'électrodes migrant sur les chemins conducteurs diélectriques, des câbles séparés d'un condensateur, un facteur de dissipation accru, etc. Les modes de défaillance des circuits imprimés comprennent des lignes métalliques brisées, la corrosion ou la fissure des traces, le déglacage des panneaux, le désalignement des composants, les fuites électriques, les joints de soudure à froid, etc. Les modes de défaillance des modules IGBT incluent des pannes liées à la puce (gâchette ratée et court-circuit), les pannes liées à l'emballage, levage de fil de liaison, la fatigue et la fissure de soudure, et la panne de circuit ouvert du conducteur de grille [67], [68]. Les modes d'échec les plus fréquemment observés dans les modules IGBT sont les défaillances liées à l'emballage causées par les contraintes de fatigue thermomécanique subies par les matériaux d'emballage.

Il a été proposé d'utiliser des paramètres électriques thermosensibles, tels que la tension de saturation collecteur-émetteur $V_{CE(sat)}$, la résistance à l'état, la tension de seuil de gâchette-émetteur et la résistance thermique interne R_{th} , pour surveiller la dégradation des modules IGBT [67]. Par exemple, un critère couramment utilisé pour indiquer le défaut d'un module IGBT est une augmentation de 20% dans $V_{CE(sat)}$ ou R_{th} . Cependant, il est difficile ou pas rentable de mesurer ces paramètres avec précision en temps réel pour la SÉDD en ligne des IGBT. Dans les systèmes de surveillance d'état des TEs actuels, certains paramètres de fonctionnement, tels que les tensions et les courants des bornes, les températures ambiantes et de refroidissement, etc., des convertisseurs électroniques de puissance sont surveillés. Un défaut dans un convertisseur de puissance a été identifié principalement par la comparaison de la référence et des valeurs de mesure réelles de ces paramètres ou à l'aide de techniques basées sur des modèles [55], [69], [70]. Cependant, il est difficile d'utiliser ces signaux et techniques pour localiser les défauts ou identifier les modes de défaillance, car différents modes de défaillance peuvent conduire à des modèles similaires dans les signaux et la sortie du modèle. En outre, étant donné que de nombreux défauts ne peuvent être détectés que lorsqu'ils se sont développés à certains niveaux de gravité, il est difficile de détecter des défauts incessants ou de surveiller le développement des défauts dans les convertisseurs de puissance.

1.4 Signaux de surveillance d'état

Car la machine asynchrone est fortement symétrique, la présence de n'importe quel genre de défaut en elle affecte sa symétrie. Ceci mène à un changement correspondant du flux d'interaction entre le stator et le rotor, ayant pour résultat des changements aux courants du stator, les tensions, le champ magnétique et la vibration de la machine. Ainsi ces signaux peuvent être employés pour la surveillance

d'état en ligne [71]. Les méthodes pratiques connues pour la surveillance d'état des machines électriques sont :

I.4.1 Flux magnétique

Le champ magnétique dans l'entrefer pendant les conditions normales se change sinusoïdalement dans l'espace et le temps. Quelques défauts au stator et au rotor causent des déviations de variations sinusoïdales. Les défauts du rotor peuvent être détectés par un enroulement de recherche fixé au stator. Les changements de la densité du flux d'entrefer provoqué par le rotor ou le stator en outre produiront un flux axial qui peut être détecté par un enroulement de mesure autour de l'arbre ou d'autres dispositifs de sensation tels que les sondes de Hall. Les défauts sont indiqués par l'analyse du spectre de fréquence du signal de mesure. En surveillant les flux axiaux de fuite il est possible d'identifier diverses asymétries et conditions de défaut comme des barres cassées au rotor, court-circuit d'entre tour d'enroulement au stator, perte d'une phase, une excentricité et ainsi de suite [72].

1) Capteur interne de flux

Le flux magnétique axial de fuite d'une machine asynchrone est aisément mesuré en utilisant un enroulement de recherche circulaire qui est placé sur l'extrémité (arrière) non motrice de la machine, concentrique avec l'arbre. L'enroulement de recherche produit une tension induite qui est proportionnelle au taux de changement du flux axial de fuite. Ce signal contient plusieurs composants de fréquence qui sont présents dans le courant du stator. Il est particulièrement utile pour estimer la vitesse car il contient un composant fort à la fréquence de glissement [71].

Cette technique est capable de détecter :

1. Les barres cassées au rotor à cage
2. Les courts-circuits entre tours d'enroulement au stator
3. Les courts-circuits au rotor bobiné
4. Les courts-circuits entre tours des enroulements aux machines double bobinée
5. La perte d'une phase
6. L'ordre négatif de phase dans les lignes d'alimentation
7. Le fonctionnement excentrique

Dans la pratique la détection du flux axial de fuite est relativement franche. Tout ce qui est exigé est un enroulement de recherche placé concentriquement avec l'arbre d'entraînement du moteur, ou des séries d'enroulements axisymétriques à l'arbre. En général il y a un flux axial de fuite suffisant de sorte qu'il soit possible de monter l'enroulement, ou enroulements, externes de la machine. En employant au

minimum quatre enroulements de recherches situées asymétriquement sur l'arbre d'entraînement, l'endroit du tour court-circuité peut être découvert [73].

À cette manière, pendant le recul et après le procédé de fabrication de toute isolation de lover principal, trois nouvelles bobines ont été insérées, et à chacune d'elles contenant trois tours avec un diamètre du fil égal à 16 AWG, à l'intérieur du générateur asynchrone pour faire une partie du circuit magnétique. Et ces bobines ont été totalement isolées du circuit principal. Les signes ont été surveillés par un oscilloscope, garantissant que les niveaux de tension étaient inférieur de la bande (± 10 V) permise par les conseils. La visualisation des points où les bobines ont été insérées est montrée dans la figure II.1 :

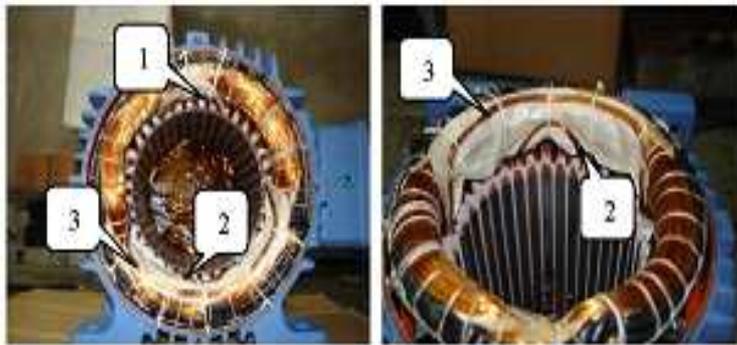


Figure. I.3: Capteur interne de flux: bobines 1, 2 et 3 (gauche) et détails des bobines 2 et 3 (droite) [74].

2) Capteur externe de flux

Le capteur de flux de fuite est construit autour d'un enroulement d'air de plusieurs centaines de tours qui est placé près du corps de la machine. Le diamètre de l'enroulement d'air dépend de la taille de la machine et il doit être beaucoup moins que toute la taille du corps de la machine afin de couvrir la mesure du flux dans un secteur couvrant la largeur de plusieurs encoches du stator. Puis, la dimension de cet enroulement est légèrement liée à la taille de la machine. D'autre part, la tension sur les bornes d'enroulement est proportionnelle au dérivé du flux de fuite et elle a une basse grandeur et une grande largeur de bande de fréquence puisque la dérivation tend à augmenter l'amplitude des composants à haute fréquence. D'ailleurs, il est obligatoire d'associer un signal analogue consacré traitant ce signal. Un enroulement de recherche est employé pour détecter le signal de flux de fuite. À partir de ce signal est obtenu le spectre de la force électromotrice correspondante induite dans les bornes d'enroulement de recherche [75].

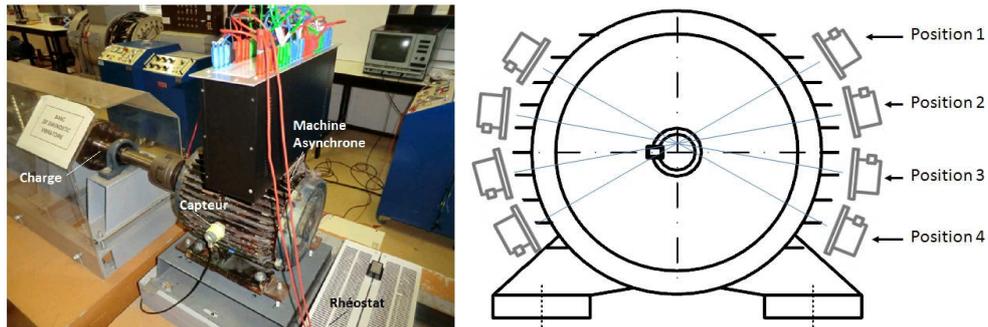


Figure. 1.4: Capteur externe de flux [76].

Deux capteurs de flux sont placés symétriquement dans chaque côté de la machine à diagnostiquer (c'est-à-dire à 180 degrés l'un de l'autre). Chaque capteur mesure ainsi une valeur du champ électromagnétique externe de la machine. Le diagnostic est alors réalisé en observant la valeur d'une harmonique spécifique du champ et en faisant varier la charge. L'harmonique choisie dépend du type de machine à diagnostiquer. Pour la machine asynchrone utilisée dans ces travaux la fréquence de l'harmonique est proche de 850 Hz [76]. La méthode peut être alors décrite de la manière suivante :

- Si les deux mesures obtenues des capteurs varient dans le même sens lors de l'augmentation de la charge, alors aucun défaut n'est suspecté.
- Si les deux mesures varient en sens opposé, un défaut de bobinage est supposé.

1.4.2 Vibration

La surveillance de vibration est basée sur les capteurs de vibration, mesurant les accéléromètres de types piézorésistive avec le spectre linéaire de fréquence. Les vibrations sont provoquées par des forces magnétiques, mécaniques, aérodynamiques. Les paramètres de mesure peuvent être le déplacement, la vitesse et l'accélération. Les vibrations sont mesurées directionnellement, par exemple radialement ou axialement, et les capteurs sont souvent placés sur les roulements pour détecter les pannes mécaniques. Cependant, en plaçant les sondes sur le stator aussi bien, il est également possible de détecter la non-égalité de l'entrefer, les défauts d'enroulement statorique ou du rotor, l'alimentation d'énergie asymétrique et les déséquilibres dans la charge. Les résultats mesurés ou enregistrés, le spectre entier ou certaines composantes de la fréquence, sont comparés aux mesures enregistrées quand la machine était nouvelle (ou en état connu). La sensibilité de la méthode est assez haute [72].



Figure. I.5 : Analyse vibratoire [77]

Il est possible d'exprimer le rapport entre le défaut particulier et les fréquences dominantes dans le spectre de vibration pour un moteur électrique. Une méthode de traitement des signaux alternatifs pour l'analyse vibratoire de la surveillance de roulement est un traitement statistique des données de mesure des accéléromètres. Un roulement qui fonctionne d'une manière satisfaisante donne une distribution gaussienne des composantes de la fréquence. Les défauts dans le roulement dérangent cette distribution. Cette méthode donne une mesure absolue de l'état de roulement [72].

La surveillance de vibration est l'une des techniques les plus anciennes de surveillance de condition et elle est largement répandue pour détecter les pannes mécaniques telles que les échecs de roulement ou le déséquilibre mécanique. Un capteur piézoélectrique fournissant un signal de tension proportionnel à l'accélération est souvent employé. Ce signal d'accélération peut être intégré pour donner la vitesse ou la position [71].

Le capteur de vibration est un accéléromètre, avec une largeur de bande de plus de 10 kHz, la carte d'acquisition de données choisie est une carte de 16 bits avec un taux de prélèvement maximum de 250 ks/s pour tous les canaux. Les circuits se composent d'une source de courant pour conduire le capteur de vibration et un filtre de type passe-bas de 6^{ème} ordre dont la fréquence de coupure de 150 Hz. Le circuit amplifie le signal aussi [78].



Figure. I.6 : Capteurs de vibration à ultrasons [79]

Les pompes à moteur produisent des vibrations dues à la nature tournante de leurs pièces internes. Les accéléromètres stratégiquement placés dans les points à côté des roulements et des moteurs permettent la position, la vitesse ou l'accélération de la machine avec l'heure d'être mesuré, de ce fait produisant d'un signal discret du niveau de vibration. La figure II.5 montre une configuration de positionnement typique des accéléromètres sur l'équipement. En général, les orientations des sondes suivent les trois axes principaux de la machine, c.-à-d. vertical, horizontal et axial [80].

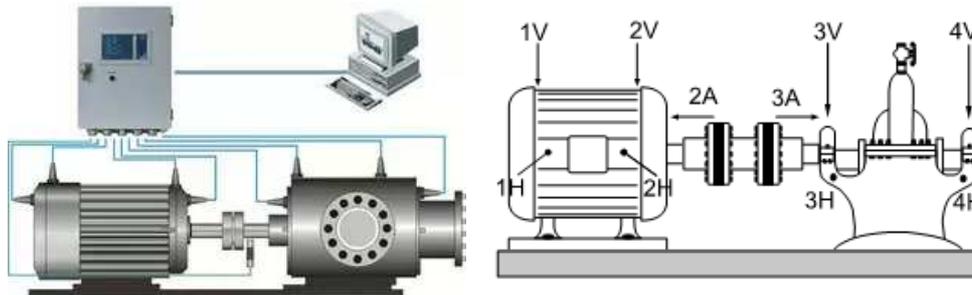


Figure. 1.7 : La pompe à moteur avec accouplement prolongé entre le moteur et la pompe [80]

Les accéléromètres sont placés le long des directions principales pour capturer les vibrations spécifiques des axes principaux. (H=horizontal, A=axial, V=vertical) [80].

1.4.3 Surveillance par impulsion de choc (SPM)

SPM est une abréviation pour la méthode d'impulsion de choc, qui est une technique brevetée pour l'usage des signaux des roulements roulants comme base pour la surveillance efficace d'état des machines. De l'innovation de la méthode en 1969, elle a été développée et encore élargie et maintenant est une philosophie admise mondiale pour la surveillance d'état des roulements et de l'entretien des machines.

En utilisant les capteurs piézoélectriques fixés aux roulements pour détecter les ondes de chocs provoqués par impact entre les pièces mobiles et les pièces de défaut, une fissure dans la cage intérieure/extérieure ou dans les éléments roulants du roulement. Une fissure dans la cage tournante donne des impulsions avec une intensité varie selon les changements de charge de l'élément roulant. Une fissure dans la cage stationnaire cause des impulsions avec une intensité indépendante de la charge [72].



Figure. I.8 : Surveillance par impulsion de choc [81]

La méthode d'impulsion de choc (SPM) est la seule technique de surveillance efficace spécialisée pour les roulements en déterminant des informations précises sur:

- L'état mécanique des surfaces de roulement
- L'état de lubrification pendant toute la vie de roulement

1.4.4 Bruit / Bruit acoustique

La surveillance d'émission acoustique travaille avec les fréquences audibles ultrasoniques. Le contact entre les éléments roulants avec et sans fissures produit des ondes qui propagent à travers la machine avec la vitesse du son. Les ondes ont peu d'énergie, mais ses hautes fréquences peuvent être détectées par les capteurs piézoélectriques ou capacitifs. La méthode est particulièrement prometteuse pour détecter les défauts de roulement [72].

Le spectre de bruit des machines asynchrones est dominé par EM, ventilation, et bruit acoustique. Le bruit de ventilation est associé à la turbulence d'air, qui est produite par des perturbations périodiques dans la pression atmosphérique due aux pièces en rotation. Le bruit EM est dû à l'action des contraintes de Maxwell qui agissent sur les surfaces de fer en présence d'un champ magnétique. Ces forces induisent les vibrations dans la structure du stator, qui causent le bruit rayonné. Le niveau de puissance du son dû au bruit aérodynamique et mécanique augmente à un taux de 12 dB par le double de la vitesse du moteur. La vitesse accrue du moteur provoque le bruit EM [82].



Figure. I.9: Capteur acoustique MEMS (Micro Electro-Mechanical Systems) [83]

I.4.5 Vitesse angulaire instantanée

La surveillance des fluctuations de la vitesse peut détecter les défauts en mesurant les fluctuations dans la période de rotation du moteur. La méthode est particulièrement utile aux défauts de rotor, vibrations, excentricité de l'entrefer, asymétrie du rotor, accouplements de roulements endommagé, et à la déviation d'alignement. Cependant, dans la plupart des cas où le moteur à une charge d'un couple variable, et les instruments de mesure doivent être capable de distinguer les fluctuations de charge et les fluctuations de deux fois la fréquence du glissement indiquant les défauts au rotor [72].

Divers défauts d'asymétrie dans les moteurs asynchrones peuvent être détectés en surveillant la vibration de noyau du stator en utilisant les techniques de la vitesse angulaire instantanée IAS (Instantaneous Angular Speed). En cas de défaut d'enroulement du stator ou d'alimentation déséquilibrée, le signal de vibration contiendra un composant significatif avec deux fois la fréquence d'alimentation. Pour un déséquilibre de phase, le symptôme de défaut est une augmentation significative à la composante 100-Hz (si la fréquence d'alimentation est de 50 Hz) [82].



Figure. I.10 : Capteur de vitesse angulaire [84]

I.4.6 Température

Le contrôle de la température avec des thermocouples et des thermistances ont une longue tradition. Les températures de roulement fournissent l'information utile sur des problèmes possibles de frottement, et sont examinées sur une base courante. La température en bloc de sortie de liquide réfrigérant est souvent surveillée, en particulier quand la machine est soumise à une contrainte au-delà de ses données évaluées. Il est difficile de détecter les températures d'enroulement sur les points les plus chauds en raison des problèmes d'isolation, particulièrement dans des moteurs à haute tension. En conclusion, la thermographie infrarouge mérite également d'être mentionnée [72].

Une température raboteuse, le capteur peut être monté sur l'enroulement ou incrusté dans l'isolation, qui est électriquement isolée de son instrumentation [85]. L'estimation de la température peut être basée sur le modèle thermique et le modèle de la résistance statorique si la ventilation inobstruée est

assurée, et la température ambiante est expliquée plus l'effet de l'altitude sur la température et le refroidissement du moteur [86]. Le phénomène de réglage de la charge d'espace par suite du vieillissement de l'isolation statorique a été utilisé pour la méthode d'étape thermique (TSM). On fait également la mesure des courants de décharge stimulés thermiquement (TSDC) est également fait qui donne les niveaux d'énergie des pièges. En associant TSM and TSDC, une étude complète de l'apparition et du développement des charges d'espace peuvent être effectuée et la vie d'isolation du stator peut être prévue [87]. L'appareil de diagnostic non destructif à l'aide du capteur (POF) fibre optique plastique a été développé pour évaluer le vieillissement des résines isolantes pour les moteurs asynchrones de basse tension. Cet appareil mesure le changement du rapport d'absorbance réflective à deux longueurs d'onde différentes [82].

- **Technique de l'image thermique**

Une première indication d'un défaut de chaque composant des systèmes électriques et mécaniques est une élévation de la température provoquée par une augmentation de frottement ou de résistance. Cette augmentation peut être détectée par un appareil-photo thermique, une fois utilisée en même temps que d'autres techniques telles que l'analyse de vibration, compose un programme d'entretien prédictif compréhensif.

L'appareil-photo est employé pour balayer le composant à l'essai, et une image est obtenue montrant la distribution de la température. Tous les secteurs, qui sont sensiblement plus chauds que n'importe quels autres, sont clairement évidents.

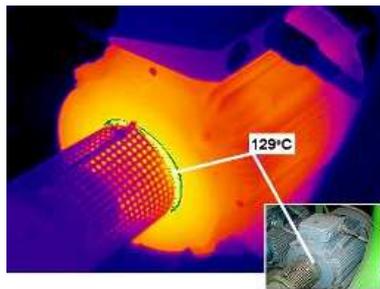


Figure. I.11 : Image thermique [88]

Différentes directives sont exigées en interprétant le moteur censure. Les enroulements dans les moteurs typiques sont généralement le composant le plus chaud mais devraient être toujours moins de 40°C au-dessus d'ambient. Les roulements du moteur qui sont plus chauds que le corps est indicatif d'un défaut.

1.4.7 Couple d'entrefer

La surveillance du couple d'entrefer peut détecter les défauts dans le moteur pendant le fonctionnement aussi bien qu'en service. La méthode peut détecter les barres craquées au rotor et les enroulements court-circuités au stator. La forme du couple d'entrefer distingue les déséquilibres provoqués par les barres craquées au rotor et les enroulements déséquilibrés au stator [72].



Figure. I.12 : Capteur de couple [89]

Le couple d'entrefer est produit par le flux magnétisant et les courants d'une machine rotative. Il est sensible à tout déséquilibre créé par les défauts aussi bien que par les tensions déséquilibrées. La fréquence nulle des harmoniques d'entrefer prouve que le moteur est normal.

1.4.8 Courant statorique

La surveillance du courant avec l'analyse du courant d'alimentation du moteur parce que ceci en grande partie est influencé par l'état du moteur. L'analyse du courant peut indiquer les barres endommagées au rotor, comme des problèmes mécaniques associés aux machines rotatives (MCSA – Motor Current Signature Analysis) [72].

Le courant consommé par un moteur idéal aura une composante unique à l'alimentation. L'analyse de la signature du courant moteur (MCSA) utilise les résultats de l'analyse spectrale du courant statorique d'un moteur asynchrone pour localiser un échec existant ou naissant du moteur ou du système d'entraînement. L'analyse de diagnostic a été signalée par différents chercheurs en utilisant les composants d'ordre du courant, la composante radiofréquence (RF) du courant de neutre, et les courants d'arbre [82].

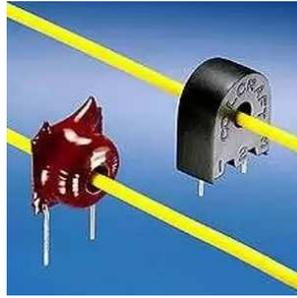


Figure. I.13 : Capteur de courant [90]

Afin de diagnostiquer les défauts du moteur, MCSA emploie les spectres des courants, qui contiennent l'information potentielle des défauts du moteur. Les harmoniques anormales, qui apparaissent dans un courant statorique sont des fonctions d'un certain nombre de variables dues à la distribution de la force magnétomotrice (FMM) et la représentation d'onde de la perméance d'entrefer. Le biais du stator et du rotor affecte également leur grandeur. Par conséquent, il est important que les fréquences harmoniques anormales sont indépendantes des types de systèmes d'entraînement ou des techniques de commande. En raison de cette propriété, MCSA est plus utile que toutes les autres techniques en ligne de diagnostic de moteur.

1.4.9 Décharge partielle

C'est une petite décharge électrique, qui se produit en raison de l'imperfection d'isolation. Par exemple, les décollements dans l'isolation au sol, résultant de la fabrication faible ou de surchauffe, provoquent les vides ou les trous d'air, qui obtiennent déchargés. L'essai de l'analyseur de décharge partielle (ADP), développé en 1976, est l'un des premiers techniques utilisés pendant le fonctionnement de machine normal des générateurs hydrauliques. D'autres techniques ont été développées à l'aide des sondes spécialisées. Un enroulement détérioré a une activité de la DP approximativement 30 fois ou même plus haut qu'un enroulement en bon état. L'efficacité de la maintenance d'enroulement statorique peut être facilement surveillée avec l'essai de la décharge partielle en ligne [82].

Le détecteur de décharge électrique (EDD Pen) est un moyen simple d'utiliser l'instrument portable pour détecter les décharges électriques dans les roulements des moteurs électriques. Les décharges électriques sont le résultat des tensions induites dans l'arbre du moteur des de déchargeant à la terre par l'intermédiaire du roulement, ce qui provoque une érosion électrique, une dégradation du lubrifiant, et finalement une défaillance des roulements.



Figure. I.14 : Détecteur de décharge électrique [91]

Les moteurs électriques sont plus vulnérables à l'érosion électrique souffrent dans les roulements lorsqu'elle est contrôlée par un variateur de fréquence. Lorsqu'elles sont incorporées dans un programme de maintenance prédictive, l'EDD peut aider à détecter les roulements les plus sensibles à l'échec, et de manière significative éviter les arrêts non planifiés de la machine.

1.4.10 Analyse de particules de l'huile

L'analyse des échantillons d'huile des machines d'usine telles que : boîtes de vitesses, moteurs, compresseurs, etc. peut révéler des informations concernant l'état des composants internes de la machine.

Les résultats de l'analyse d'huile peut déterminer l'usure des composants, l'usure des roulements, la déplétion des additifs, les fuites de liquide de refroidissement, la contamination, la pénétration d'impuretés, la détérioration des joints internes, etc.

Quand l'analyse d'huile est employée comme outil de maintenance proactive, tel que la surveillance d'état et la maintenance conditionnelle, les résultats des échantillons d'huile prélevés sur les mêmes machines sur une période de temps peuvent être tendus pour avoir un aperçu d'état de fonctionnement de la machine. Tout changement dans l'état de la machine, tels que l'apparition de l'usure des composants internes, peut alors être rapidement identifiés et un temps de rupture peut être estimée, ce qui permet les techniciens de maintenance de prendre des décisions éclairées sur les réparations correctives.

L'analyse vise à examiner l'huile pour des particules de métal, de fibres ou de poussière. Les causes des particules peuvent être frottement d'huile coulante, usage et usure de roulement ou décharges partielles ou effet de couronne, ou elles peuvent provenir des impuretés chimiques comme l'eau, ou les oxydes [72].

Avantages de l'analyse de l'huile :

Analyse de l'huile est l'approche la plus rentable disponible pour prévenir les pannes de machines et de réduire les coûts de lubrification et de maintenance, nous permettant de:

- Maximiser la vie d'huile en remplaçant seulement les lubrifiants si nécessaire
- Prévenir les pannes par l'identification précoce des composants détériorant de la machine
- Programmer les arrêts planifiés pour l'entretien des machines
- Réduire les dépenses de lubrification et d'entretien
- Réduire l'impact environnemental en réduisant les huiles usagées
- Gérer leurs programmes de lubrification des machines de manière efficace

I.4.11 Analyse du gaz

La dégradation de l'isolation électrique dans un moteur produit le gaz d'oxyde de carbone qui passe dans le circuit d'air de refroidissement et peut être détecté par une technique infrarouge d'absorption (IR) [82].

Les impulsions de haute fréquence de la MLI produisent des crêtes excessives de tension menant à la panne d'isolation au démarrage du moteur. Elle se produit en raison des champs électrostatiques entourant les conducteurs polarisés contrairement qui commencent à dépouiller des électrons de l'entourage de l'entrefer, laissant les molécules avec une charge électrique positive (ionisation) produisant l'ozone qui est combinées avec de l'azote de l'air pour produire les formes de protoxydes d'azote. Elles attaquent corrosivement l'isolation causant l'envenimement et certaine rupture. Les techniques de reniflement de l'ozone sont employées pour la détection de l'ozone [82].

L'analyse de gaz a montré d'être une méthode utile pour les grands moteurs. L'air de refroidissement est analysé le contenu possible de gaz d'oxyde de carbone de la dégradation de l'isolation électrique, et de cette façon on peut détecter la surchauffe des enroulements [72].

I.4.12 Test de surtension

C'est une méthode bien connue pour le diagnostic des défauts d'enroulement. Dans le test de comparaison de surtension, deux hautes tensions identiques, des impulsions à haute fréquence sont simultanément imposées sur deux phases de l'enroulement du moteur, alors que la troisième phase est mise à la terre. Les impulsions reflétées sont comparées sur un oscilloscope. Les essais de surtension indiquent les défauts d'isolation entre les enroulements, les bobines et groupes de bobines, tandis que la majorité des autres méthodes d'essai d'isolation juste mesure la condition d'isolation contre la terre ou entre les phases [72]. L'essai de surtension impulsion-impulsion est une méthode prédictive de champ à

montrer que la faiblesse d'isolation tour-tour avant que le court-circuit tour-tour se produit. Un dispositif électronique et portatif « Surge Tester » est utilisé pour localiser les défauts d'isolation et la dissymétrie d'enroulement [82].

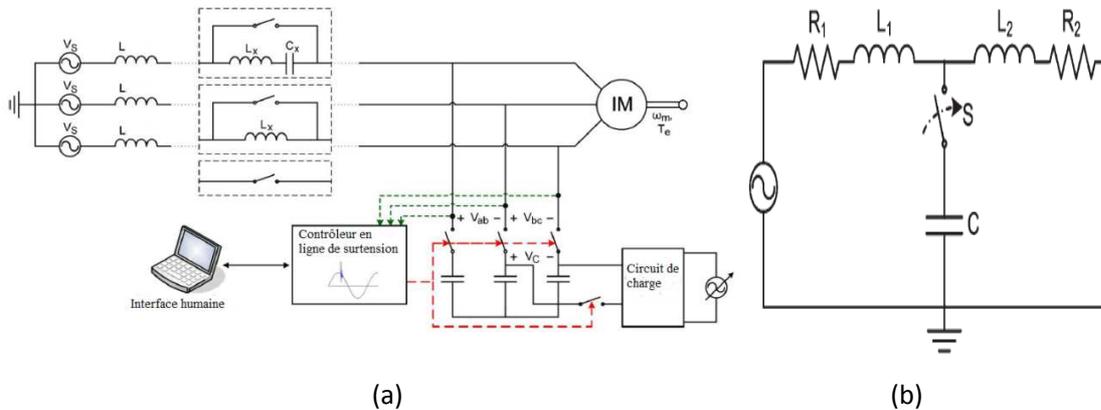


Figure. I.15 : Schéma du test de surtension en ligne, (a) Test de surtension, (b) Circuit équivalent d'une phase [92].

I.4.13 Analyse de circuit du moteur

L'analyse de circuit du moteur MCA (Motor Circuit Analysis) en utilisant quelques techniques : telles que le test de la résistance pour les connexions ouvertes ou pauvres, le test de l'impédance et l'inductance pour évaluer l'état d'enroulement dans les moteurs électriques et l'équilibre de phase dans toutes autres applications, le test de l'angle de phase et la réponse courant/fréquence pour détecter les courts-circuits d'enroulement, et le test de la résistance d'isolement pour détecter les courts-circuits entre l'enroulement et la terre. Cette méthode a été utilisée avec réussite depuis 1985 pour la détection des défauts de bobinage (courts-circuits, déséquilibres résistifs et isolation mise à la terre), ainsi les défauts de câble et les défauts du rotor. Elle a également été trouvée capable de tendre et d'estimer les échecs d'enroulement avec un niveau élevé d'exactitude [93].

En mesurant les propriétés électromagnétiques du moteur électrique comme circuit électrique, l'analyse de circuit du moteur (MCA) détermine les variations dans le moteur et identifie les défauts. Dans l'analyse de circuit du moteur, une basse quantité d'énergie avec des réponses amplifiées est appliquée. Les réponses aident en évaluant l'état des enroulements et du rotor par des lectures comparatives [82].

I.4.14 Surveillance visuelle

L'inspection visuelle est souvent négligée comme un outil efficace de maintenance préventive aujourd'hui. Bien que ce s'appelle l'inspection visuelle, elle est réalisée en utilisant tous les sens humains tels que la vue, l'ouïe, l'odorat et la touche. Elle ne nécessite généralement pas l'utilisation

d'équipements de test onéreux. Mais, l'inspection visuelle est une compétence importante de la maintenance pour identifier l'état des équipements et des procédés.

Signifie l'inspection avec l'œil nu ou les caméras de télévision à circuit fermé, ou par la cassette de film ou vidéo, pour enregistrer les tendances [72]. Une inspection visuelle est destinée à observer et enregistrer les anomalies sur l'état physique du moteur dans un état désexcité. Un moteur qui semble sale ou rouillé indique qu'il a été utilisé dans un environnement rude et peut-être plus de problèmes que d'habitude. Cette inspection doit inclure l'essai "d'odeur". Y a-t-il une odeur brûlée provenant des enroulements du moteur? L'odeur brûlée vient du vernis d'isolation des enroulements du moteur. Si oui, cela suggère un problème de surchauffe. Les dommages d'enroulement du moteur sont possibles dans ces conditions ainsi les essais d'enroulement devraient être effectués [93].

1.5 Conclusion

Une TÉ est un système complexe composé de nombreux composants et sous-systèmes. Ce chapitre a examiné les modes de défaillance communs des principaux composants et sous-systèmes des TÉs et a fourni une brève revue des techniques de la SEDD pour ces composants et sous-systèmes. Les problèmes de la SEDD pour les TÉs en mer ont été discutés spécifiquement.

Sur la base de l'information de diagnostic et pronostique, les stratégies de fonctionnement & de maintenance basées sur les conditions appropriées peuvent être développées pour les TÉs. Par exemple, si un défaut dans une TÉ est diagnostiqué à un stade précoce, l'action appropriée de contrôle tolérant du défaut peut être prise pour minimiser l'impact du défaut sur le fonctionnement de la TÉ. En outre, si le développement d'un défaut invisible dans une défaillance est prédit via un pronostic, la stratégie de maintenance prédictive appropriée peut être déterminée de manière optimale en fonction du risque et de la théorie de décision bayésienne pré-postérieure pour minimiser le coût de maintenance et les temps d'arrêt de la TÉ. En outre, la maintenance centrée sur la fiabilité est préférable dans l'industrie éolienne. Une telle maintenance repose sur le concept de maintenance basée sur l'état (condition-based maintenance) CBM, mais est renforcée par une analyse de fiabilité, et communément appelée CBM plus (CBM +). À l'heure actuelle, la recherche sur CBM + a principalement porté sur les véhicules aériens, les véhicules terrestres et les navires dans les systèmes militaires. Pour cette raison, il est préférable d'améliorer des technologies CBM + pour que l'industrie éolienne explore et exploite les avantages de la SEDD et du pronostic.

CHAPITRE II

ANALYSE ET TRAITEMENT DES SIGNAUX POUR LE DIAGNOSTIC

II.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons exposer les différentes techniques d'analyse et de traitement des signaux électriques et mécaniques détectés des systèmes de conversion d'énergie éolienne, puis après nous allons citer brièvement des techniques basées sur des systèmes modernes d'intelligence artificielle pour le diagnostic des défauts.

II.2. Techniques de traitement des signaux pour le diagnostic

II.2.1. Analyse temporelle

L'analyse temporelle est un outil puissant pour les machines asynchrones triphasées à cage d'écureuil dans un état défectueux. Même dans le cas des signaux non stationnaires, ces méthodes peuvent être utiles, car ils disposent d'un faible coût de calcul et par conséquent exigent une période de réduction du temps d'acquisition.

On peut détecter les défauts des machines asynchrones en analysant le courant transitoire de démarrage. Ceci permet la détection des défauts dans une condition sans charge où la seule information mesurable utile existe est le grand courant transitoire de démarrage du moteur. Dans [95], l'oscillation de l'énergie électrique dans le domaine de temps devient tracée dans une forme d'onde discrète dans un domaine angulaire. Les techniques de groupement des données sont employées pour extraire un modèle ramené à une moyenne qui sert d'indicateur mécanique de déséquilibre. La méthode maximum de covariance est une autre technique qui est basée sur le calcul de la covariance entre le signal et les tonalités de référence dans le domaine de temps.

Elle donne de bons résultats dans le suivi des fréquences du signal. Quand une bande de fréquence large et une résolution de fréquence sont priées de bien, il faut un long temps de calcul [96]. Cette dernière est une technique dans le domaine temporel qui peut suivre la fréquence fondamentale et le glissement de la machine, puis de calculer un indice de diagnostic sans aucune analyse de spectre.

Les fonctions du domaine temporel sont extraites du signal à travers les paramètres statistiques. Les paramètres statistiques suivants du domaine temporel sont généralement utilisés pour détecter les défauts aux entraînements électriques [97,98]:

- La valeur de crête (Peak Value) :

$$P_v = \max(x_i) \tag{II.1}$$

- La valeur efficace (Root Mean Square) :

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i)^2} \quad (II.2)$$

- Le facteur de crête (Crest factor) :

$$C_{rf} = \frac{P_v}{RMS} \quad (II.3)$$

- Le facteur de Kurtosis :

$$K_v = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{RMS^4} \quad (II.4)$$

- Le facteur de dissymétrie (Skewness) :

$$S_w = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - \bar{x}}{RMS} \right)^3 \quad (II.5)$$

- Le facteur de clairance (Clearance factor) :

$$C_{lf} = \frac{P_v}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{|x_i|} \right)^2} \quad (II.6)$$

- Le facteur d'impulsion (Impulse factor) :

$$I_{mf} = \frac{P_v}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|} \quad (II.7)$$

- Le facteur de forme (shape factor) :

$$S_{hf} = \frac{RMS}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|} \quad (II.8)$$

- La déviation standard (standard deviation) :

$$std = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (II.9)$$

Où x_i est l'amplitude au point d'échantillonnage $i=1,2,\dots,N$ et N est le nombre total des échantillons.

- La valeur négative log-vraisemblance de Wei bull a été utilisée récemment pour l'extraction des signaux vibratoires. La valeur négative log-vraisemblance de Wei bull **WNL** (Wei bull negative log-likelihood value) et La valeur négative log-vraisemblance normale **NNL** (normal negative log-likelihood value) des signaux vibratoires du domaine temporel sont utilisés comme dispositifs

d'entrée ainsi que les autres caractéristiques définies ci-dessus dans la présente étude. La fonction négative de log-vraisemblance est définie comme [97,98]:

$$-\Lambda = -\sum_{i=1}^N \log[f(x_i; \theta_1, \theta_2)] \quad (II.10)$$

Où $f(x_i; \theta_1, \theta_2)$ est la PDF (fonction de densité de probabilité).

Ainsi que les fonctions de densité de probabilité de la valeur négative log-vraisemblance de Weibull et La valeur négative log-vraisemblance normale sont calculées comme suit [97,98]:

$$\text{Weibull} \cdot pdf, f(x_i; \beta, \alpha) = \beta \alpha^{-\beta} |x_i|^{\beta-1} \exp[-(x_i / \alpha)^\beta] \quad (II.11)$$

Où β et α sont les paramètres de forme et d'échelle respectivement.

$$\text{Normal} \cdot pdf, f(x_i; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp[-(x_i - \mu)^2 / 2\sigma^2] \quad (II.12)$$

Où μ et σ sont la moyenne et la déviation standard respectivement.

➤ L'entropie E est généralement connue comme une mesure de l'incertitude d'un processus. Pour un ensemble d'événements ayant une PDF de $\{x_i, i=1,2,\dots, N\}$ l'entropie de Shannon est définie comme [90,91]:

$$E(P) = -\sum_{i=1}^N P_i \log(P_i) \quad (II.13)$$

Où P_i sont les probabilités calculées à partir de la distribution x_i .

➤ Histogramme borne supérieure :

$$UB = \max(x_i) + 0.3 \frac{\max(x_i) - \min(x_i)}{N - 1} \quad (II.14)$$

➤ Histogramme borne inférieure :

$$LB = \min(x_i) - 0.3 \frac{\max(x_i) - \min(x_i)}{N - 1} \quad (II.15)$$

II.2.2. Analyse fréquentielle

L'analyse fréquentielle basée sur la transformée de Fourier est la méthode la plus commune de traitement des signaux employée pour la surveillance d'état en ligne. C'est parce que beaucoup de défauts mécaniques et électriques produisent les signaux dont les fréquences peuvent être déterminées de la connaissance des paramètres du moteur tels que le nombre de pôles. Ces signaux de défaut apparaissent dans une série de signaux comprenant la vibration, le courant, et le flux. L'analyse de fréquence peut fournir ainsi des informations au sujet d'un certain nombre de défauts, bien que

quelques défauts produisent les fréquences semblables de défaut et ainsi exigent d'autres informations pour les différencier. Elle permet également la détection des signaux de bas niveau en présence de grands signaux de « bruit » à d'autres fréquences.

L'utilisation de l'analyse de fréquence des signaux de la vibration et du courant a été fortement recherchée pour détecter les défauts de roulement, stator, rotor, et d'excentricité. La Figure suivante montre le résultat d'un spectromètre analysant le courant d'une machine asynchrone avec un grand nombre de barres cassées montrant les bandes latérales caractéristiques de barres cassées autour de la crête 50 Hz [71].

L'analyse de fréquence a été également appliquée aux quantités telles que la puissance instantanée et le couple instantané qui peuvent être calculés des signaux de la tension et du courant mesurées.

II.2.2.1 Techniques d'estimation spectrale

Le but de l'estimation spectrale est de décrire la distribution (plus de fréquence) de la puissance contenue dans un signal, basée sur un ensemble fini de données. L'estimation des spectres de puissance est utile dans de nombreuses applications, notamment pour la détection de signaux noyés dans le bruit à large bande.

Les techniques d'estimation spectrale et particulièrement l'estimation de la densité spectrale de puissance PSD (Power Spectral Density) sont largement adoptées dans le diagnostic des machines. Cette estimation est basée sur N échantillons du signal étudié prélevés à des intervalles de temps égaux donnés comme $\{x[0], x[1], x[2], \dots, x[n-1]\}$. A partir de ces échantillons, la PSD à des fréquences discrètes, appelé $P(f_k)$, est estimée.

Les différentes méthodes d'estimation spectrale disponible sont classées comme suit:

- Méthodes non paramétriques
- Méthodes paramétriques
- Méthodes de sous-espace

A. Méthodes non paramétriques

Ces méthodes ne prennent pas une forme fonctionnelle particulière du modèle de signal, mais permettent à la forme de l'estimateur d'être entièrement déterminé par les données, c'est à dire, la densité spectrale de puissance (PSD) est estimée directement à partir du signal lui-même. Ces méthodes sont basées sur la transformée de Fourier discrète (DFT) de chaque segment du signal ou de sa séquence d'autocorrélation. Moyenne périodogramme est la méthode la plus simple dans cette catégorie. Une

version améliorée du périodogramme est la méthode de Welch (Welch, 1967). Une technique plus moderne non paramétrique est la méthode multi-conique (MTM) [99, 100].

1) Périodogramme

Le périodogramme est un estimateur du spectre de puissance, introduit par Schuster (1898) dans ses efforts pour rechercher des périodicités cachées dans les données des taches solaires. Le périodogramme est une méthode basée sur la FFT de la séquence d'autocorrélation des données observées. La PSD en fonction des données observées peut être donnée comme suit [99, 100]:

$$P(f) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j2\pi fn} \right|^2 \quad (\text{II.16})$$

Le problème majeur avec l'aide d'un périodogramme ou un périodogramme modifié réside dans sa variance, ce qui indique que la variance ne tend pas vers zéro lorsque $N \rightarrow \infty$. En termes statistiques, le périodogramme n'est pas un estimateur convergent de la PSD. Néanmoins, le périodogramme peut être un outil utile pour l'estimation spectrale dans les cas où le rapport signal-sur-bruit (SNR) est élevé, et surtout si l'enregistrement des données est long.

Généralement, le terme périodogramme est utilisé lorsque la fonction de fenêtre est une fenêtre rectangulaire. Alors que le terme périodogramme modifié est utilisé pour les fenêtres non rectangulaires comme la fenêtre de Hamming, la fenêtre Hanning, etc. [99, 100].

2) Welch (périodogramme modifié)

La méthode de Welch est aussi une méthode non paramétrique basée sur certaines modifications du périodogramme visant à surmonter certains des inconvénients connus. Les données sont divisées en plusieurs segments et le périodogramme est obtenu en moyenne le périodogramme individuelle de chaque segment de données. Les segments peuvent se chevaucher et avant que la PSD est déterminé les données sont fenêtrées. Le périodogramme pour l'un des K segments de données de longueur L est donnée par [99, 100]:

$$P_M^i(f) = \frac{1}{L} \left| \sum_{n=0}^{L-1} w[n] x[n] e^{-j2\pi fn} \right|^2 \quad (\text{II.17})$$

$P_M(f)$ est le périodogramme modifié des données car les échantillons $x[n]$ sont pondérés par une fenêtre $w[n]$. L'estimation du spectre Welch est alors donnée par:

$$P_w(f) = \frac{1}{K} \sum_{i=0}^{K-1} P_M^i(f) \quad (\text{II.18})$$

Pour le même nombre de segments, le chevauchement permet les segments de données plus longues. Il peut être observé que l'augmentation du nombre de segments réduit la variance de l'estimateur. Ceci est, cependant, obtenu au coût d'une réduction de la résolution en fréquence.

3) Multitaper

Thomson a présenté l'approche multitaper pour l'estimation spectrale de puissance dans son Papier du séminaire 1982 (Thompson, 1982), basée sur l'ensemble orthogonal des cônes (Slepian, 1978). L'utilisation des cônes de Slepian est optimale en ce sens que la concentration spectrale du lobe principal est maximum. Ceci assure une petite fuite spectrale. Au lieu d'utiliser les filtres passe-bande qui sont essentiellement fenêtrés rectangulaires (comme dans la méthode du périodogramme), la méthode MTM utilise un banc des filtres passe-bande optimaux pour calculer l'estimation. Ces filtres FIR optimaux sont dérivées d'un ensemble de séquences dites séquences sphéroïdales aplaties discrètes. En outre, la méthode MTM fournit un paramètre temps-bande passante avec lequel équilibrer la variance et la résolution. Pour chaque ensemble de données, il y a généralement une valeur pour ce paramètre temps-bande passante qui permet un compromis optimal entre le biais et la variance [99, 100].

B. Méthodes paramétriques

Les méthodes paramétriques sont ceux dans lesquels la PSD est estimée à partir d'un signal qui est supposée la sortie d'un système linéaire entraîné par un bruit blanc. Cette catégorie inclut la méthode de Yule-Walker autorégressif (AR), la méthode de Covariance, la méthode de Covariance modifiée, et la méthode de Burg. Ces méthodes estiment la PSD par première estimation des paramètres (coefficients) du système linéaire qui hypothétiquement génère le signal. Ils ont tendance à produire de meilleurs résultats que les méthodes non paramétriques classiques lorsque la longueur des données du signal disponible est relativement courte [99, 100].

1) Yule-Walker

Il est supposé que les données $\{x(0), x(1), x(2), \dots, x(N-1)\}$ sont observées. Dans le procédé de Yule-Walker, ou la méthode d'autocorrélation comme il est parfois appelé, les paramètres AR sont estimés en minimisant une estimation de puissance d'erreur de prédiction [99, 100].

$$\text{Variance} = \rho = \frac{1}{N} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \left| x(n) + \sum_{k=1}^p a_p(k)x(n-k) \right|^2 \quad (\text{II.19})$$

Les échantillons de $x(n)$ processus qui ne sont pas observées (par exemple, ceux qui n'ont pas dans l'intervalle $0 \leq n \leq N-1$) sont égaux à zéro dans l'équation. (II.19). La puissance d'erreur de prédiction

estimée est minimisée par la différenciation Eq. (II.19) en ce qui concerne les parties réelles et imaginaires de $a_p(k)$. Cela peut être fait en utilisant le gradient complexe pour résoudre :

$$\frac{1}{N} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \left(x(n) + \sum_{k=1}^p a_p(k)x(n-k) \right) x^*(n-l) = 0 \quad (II.20)$$

Avec : $l = 1, 2, \dots, p$

Cet ensemble d'équations en termes d'estimations de fonction d'autocorrélation devient:

$$r_p + R_p a = 0 \quad (II.21)$$

Où :

$$r(k) = \begin{cases} \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1-k} x^*(n)x(n+k), & k = 0, 1, \dots, p \\ r^*(-k), & k = (-p+1), (-p+2), \dots, -1 \end{cases} \quad (II.22)$$

A partir de l'équation. (II.21) les estimations des paramètres AR sont trouvées comme:

$$a = -R_p^{-1} r_p \quad (II.23)$$

L'estimation de la variance du bruit blanc σ^2 est calculée comme suit:

$$\sigma^2 = r(0) + \sum_{k=1}^p a_p(k)r(-k) \quad (II.24)$$

D'après les estimations des paramètres autorégressifs, la PSD est donnée par:

$$P(f) = \frac{\sigma^2}{\left| 1 + \sum_{k=1}^p a_p(k)e^{-j2\pi f k} \right|^2} \quad (II.25)$$

2) Burg

La méthode de Burg appartient à la classe des méthodes paramétriques et elle est basée sur un modèle autorégressif (AR) pour l'estimation de la PSD. Le système sous-jacent est décrit par l'équation de différence suivante [99, 100]:

$$x[n] = -\sum_{k=1}^p a_k x[n-k] + e[n] \quad (II.26)$$

Où $x[n]$ est la sortie observée du système, $e[n]$ est les données d'entrée non observées et a_k sont leurs coefficients. L'entrée $e[n]$ est considérée comme un processus de bruit blanc de moyenne zéro avec une variance inconnue σ^2 , et p est l'ordre du système. Ce modèle est communément appelé AR(p).

a_p sont déterminés en minimisant les erreurs de prédiction vers l'avant et vers l'arrière dans le sens des moindres carrés. L'estimation PSD est obtenue à partir de l'équation suivante:

$$P_B(f) = \frac{E_p}{\left| 1 + \sum_{k=1}^p a_p e^{-j2\pi fk} \right|^2} \quad (II.27)$$

Où E_p est l'erreur totale des moindres carrés d'ordre p . Les avantages essentiels de cette technique peuvent être résumé comme suit : sa résolution à haute fréquence, le modèle AR est toujours stable, et le calcul est très efficace [99, 100].

3) Covariance

La seule différence entre la méthode de covariance et la méthode de Yule-Walker est la gamme de sommation dans l'estimation de puissance d'erreur de prédiction. Dans la méthode de covariance tous les points de données nécessaires pour calculer l'estimation de puissance d'erreur de prédiction. Pas de remise à zéro des données est nécessaire. Le paramètre AR estime que la solution des équations peut s'écrire [99, 100]:

$$\begin{bmatrix} c(1,0) \\ \vdots \\ c(p,0) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c(1,1) & \cdots & c(1,p) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c(p,1) & \cdots & c(p,p) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a(1) \\ \vdots \\ a(p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (II.28)$$

Où :

$$c(l,k) = \frac{1}{N-p} \sum_{n=p}^{N-1} x^*(n-l)x(n-k) \quad (II.29)$$

A partir de l'équation. (II.29), les estimations des paramètres AR sont trouvées comme:

$$a = -C_p^{-1} c_p \quad (II.30)$$

La variance du bruit blanc est estimée comme suit:

$$\sigma^2 = c[0,0] + \sum_{k=1}^p a[k]c[0,k] \quad (II.31)$$

D'après les estimations des paramètres AR, l'estimation PSD est formée comme suit:

$$P_{cov}(f) = \frac{\sigma^2}{\left| 1 + \sum_{k=1}^p a_p(k) e^{-j2\pi fk} \right|^2} \quad (II.32)$$

4) Covariance modifiée

Pour calculer l'estimateur, supposons que nous avons les données $x(n)$, $n=0,1,\dots, N-1$, et considérons les estimations de prédiction linéaire avant et arrière d'ordre p , comme [101]:

$$\hat{x}(n) = -\sum_{k=1}^p a_p(k)x(n-k) \quad (II.33)$$

$$\hat{x}(n-p) = -\sum_{k=1}^p a_p^*(k)x(n+k-m) \quad (II.34)$$

Et les erreurs avant et arrière correspondantes $f_p(n)$ et $g_p(n)$ par $f_p(n) = x(n) - \hat{x}(n)$ et $g_p(n) = x(n-p) - \hat{x}(n-p)$, La moindre erreur quadratique est :

$$\mathcal{E}_p = \sum_{n=p}^{N-1} \left[|f_p(n)|^2 + |g_p(n)|^2 \right] \quad (II.35)$$

Pour trouver les coefficients de prédiction qui minimisent \mathcal{E}_p , la dérivée de \mathcal{E}_p par rapport à $a_p^*(l)$ égale à zéro pour $l=1,2,\dots, p$ d'où :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial a_p^*(l)} &= \sum_{n=p}^{N-1} \left[f_p(n) \frac{\partial [f_p(n)]^*}{\partial a_p^*(l)} + [g_p(n)]^* \frac{\partial g_p(n)}{\partial a_p^*(l)} \right] \\ &= \sum_{n=p}^{N-1} \left[f_p(n)x^*(n-l) + [g_p(n)]^* x(n-p+l) \right] = 0 \end{aligned} \quad (II.36)$$

En substituant l'équation (II.33) à (II.35) dans l'équation (II.36) et en simplifiant, nous trouvons que l'équation normale pour la méthode de Covariance modifiée est donnée par [101]:

$$\sum_{k=1}^p [c_x(l,k) + c_x(p-k, p-l)] a_p(k) = -[c_x(l,0) + c_x(p, p-l)] \quad (II.37)$$

Où $c_x(l,k) = \sum_{n=p}^{N-1} x(n-k)x^*(n-l)$ est connu sous le nom coefficients d'autocorrélation, qui ne dépend que de la valeur absolue de la différence entre l et k , c'est à dire $c_x(l,k) = c_x(|l-k|)$. Cependant, la matrice d'autocorrélation n'est pas Toeplitz, mais elle est symétrique [101].

C. Méthodes de haute résolution

Les méthodes de sous-espace, également connu sous le nom les méthodes à haute résolution ou les méthodes de super-résolution, génèrent des estimations de composantes de fréquence pour un signal basé sur une analyse propre ou une décomposition propre de la matrice de corrélation. Comme exemples : la technique de classification des signaux multiples (MUSIC) ou la méthode de vecteur propre

(EV). Ces méthodes sont les mieux adaptés pour les spectres de raies (qui sont les spectres de signaux sinusoïdaux), et efficaces dans la détection des sinusoïdes enterrés dans le bruit, surtout quand le SNR est faible [99, 100].

1) MUSIC

La méthode MUSIC (classification des signaux multiples) appartient à la classe des méthodes de décomposition propre pour laquelle les données observées peuvent être représentés par des sinusoïdes complexes p dans un bruit blanc, comme suit:

$$x[n] = \sum_{i=1}^p A_i e^{j2\pi f_i n} + e[n] \quad (II.38)$$

Avec :

$$A_i = |A_i| e^{j\phi_i} \quad (II.39)$$

Dans l'équation (II.38), A_i est l'amplitude de la $i^{\text{ème}}$ sinusoïde complexe, f_i est la fréquence, et ϕ_i sa phase aléatoire. $e[n]$ est le bruit blanc de moyenne nulle à l'entrée $x[n]$. Cette méthode utilise la décomposition en vecteurs propres du signal d'entrée pour obtenir deux sous-espaces orthogonaux. Les plus grandes valeurs propres p couvrent le sous-espace du signal avec la dimension p . Les valeurs propres restantes s'étendent sur le sous-espace de bruit avec la dimension $(M - p)$. M est la dimension de la matrice d'autocorrélation estimée. À partir de la condition d'orthogonalité des deux sous-espaces, le pseudo spectre peut être obtenu en utilisant l'estimateur de fréquence suivant:

$$P_{MUSIC}(f) = \frac{1}{\sum_{k=p+1}^M |s(f)^H v_k|^2} \quad (II.40)$$

Où v_k sont les vecteurs propres de bruit et $s(f)$ est le vecteur du signal donné par:

$$s(f) = [1 \quad e^{j2\pi f} \quad e^{j4\pi f} \quad \dots \quad e^{j2\pi f(N-1)}] \quad (II.41)$$

Il faut noter que le pseudo spectre n'est pas un estimateur vrai de la PSD. Il est utilisé pour localiser les fréquences contenues dans le signal, comme des pics aigus apparaissent pour $f = f_i$. Après la détermination des p fréquences, les vraies estimations de la densité de puissance pour les p sinusoïdes peuvent être effectuées en utilisant la matrice d'autocorrélation ou toute autre méthode appropriée [99, 100].

II.2.3 Analyse de temps-fréquence

La première forme de la représentation d'une fonction en utilisant les fonctions de base orthogonales est sans aucun doute la série de Fourier des signaux continus et périodiques. Cependant, l'un des inconvénients majeurs est que, l'amplitude de Fourier fournit seulement le contenu spectral d'aucune indication sur la localisation temporelle des composantes spectrales. Par conséquent, l'analyse des signaux non-stationnaires, dont le contenu spectral change avec le temps, nécessite une représentation temps-fréquence (TFR), plutôt qu'une représentation de fréquence simple [102].

L'analyse de Temps-fréquence comprend la représentation à trois échelles: l'amplitude, la fréquence, et le temps d'un signal, qui est intrinsèquement adaptée pour indiquer les événements transitoires dans le signal.

Cette partie explique l'objectif de base de l'analyse temps-fréquence en expliquant la transformée de Fourier à court terme (Short-Time Fourier Transform) STFT, la transformée en ondelette continue (Continuous Wavelet Transform) CWT, la transformée de Hilbert-Huang HHT (Hilbert-Huang Transform), Wigner-Ville et autres distributions quadratiques WVD (Wigner-Ville Distribution).

II.2.3.1 Transformée de Fourier à Court Terme

La STFT est basée sur l'hypothèse que le signal est quasi-stationnaire durant un court intervalle de temps. Elle est composée de deux étapes: d'abord, le signal est divisé en segments de temps et puis, le spectre de chaque segment est obtenu par la transformée de Fourier. Cette procédure, appelée la STFT, conduit à une représentation 3D qui affiche le contenu fréquentiel sur le temps [103].

Mathématiquement, La STFT peut être exprimée par :

$$S_x(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)h^*(\tau-t)e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (II.42)$$

Où $h(t)$ est une fenêtre temporelle centrée en $t = 0$ qui est utilisé pour extraire les segments de temps.

La STFT est une transformée linéaire soit $S_{x+y}(t, f) = S_x(t, f) + S_y(t, f)$. Pour obtenir une représentation admissible, $h(t)$ doit avoir l'énergie unité :

$$\int_{-\infty}^{\infty} |h(t)|^2 dt = 1 \quad (II.43)$$

Un choix classique pour $h(t)$ est une fenêtre rectangulaire, Hanning, Hamming, ou gaussienne. La longueur de la fenêtre $h(t)$ détermine la résolution temporelle et fréquentielle de la représentation. Cette résolution est maintenue constante sur le plan temps-fréquence. Une fenêtre courte conduit à une

représentation qui est bien dans le temps, mais grossier dans le domaine fréquentiel. A l'inverse, une fenêtre longue conduit à une représentation qui est grossier dans le temps, mais bien dans le domaine fréquentiel [103].

II.2.3.2 Transformée en Ondelette Continue

La transformée en ondelette continue (CWT) est obtenue en décomposant le signal en versions décalée et mise à l'échelle d'une ondelette mère [103].

Mathématiquement, la transformée en ondelette continue peut être exprimée comme :

$$T_x(t, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) w^* \left(\frac{\tau-t}{a} \right) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \quad (II.44)$$

Où a est l'ampleur et $w(t)$ est l'ondelette mère. La CWT est une transformation linéaire soit $T_{x+y}(t, f) = T_x(t, f) + T_y(t, f)$. Pour obtenir une représentation admissible, $w(t)$ doit avoir de moyenne nulle soit :

$$\int_{-\infty}^{\infty} w(t) dt = 0 \quad (II.45)$$

Un choix classique pour $w(t)$ est les ondelettes de Daubechies ou de Mexicain-Hat, Morlet. Rigoureusement parlant, la CWT conduit à un graphique temps-échelle, car elle affiche la variation temporelle du signal à différentes échelles. Cependant, il existe un lien direct entre l'échelle et la fréquence. En effet, si la fréquence centrale de l'ondelette mère $w(t)$ est f_0 , l'échelle a correspond à la fréquence $f = f_0 / a$. Par opposition à la STFT, la CWT est une technique multi-résolution qui favorise la résolution temporelle aux hautes fréquences et la résolution fréquentielle aux basses fréquences [103].

II.2.3.3 Transformée de Hilbert-Huang

C'est une méthode non linéaire qui extrait le teneur temps-fréquence d'un signal non stationnaire. Cette technique est composée de 2 étapes: i) d'abord, le signal est décomposé en une somme de sinusoides d'amplitude et modulation de fréquence en utilisant une décomposition en modes empiriques, puis ii) l'amplitude et la fréquence instantanées sont extraites en utilisant une technique de démodulation. Enfin la représentation temps-fréquence est obtenue par l'affichage de l'évolution temporelle de l'amplitude instantanée et de la fréquence pour chaque onde sinusoidale [103].

- 1) **La décomposition en modes empiriques** (Empirical Mode Decomposition) EMD a été initialement proposée par Huang. Contrairement aux techniques précédentes, l'EMD est

essentiellement défini par un algorithme et n'admet pas une définition analytique. L'algorithme peut être divisé en :

- Identification de tous les extrema de $x(t)$
- L'interpolation entre un minimum (resp. maximum) de se retrouver avec une enveloppe $e_{\min}(t)$ (resp. $e_{\max}(t)$).
- calcul de la moyenne: $m(t) = \frac{e_{\min}(t) + e_{\max}(t)}{2}$
- l'extraction du détail: $d(t) = x(t) - m(t)$
- l'itération sur la résiduelle $m(t)$.

Dans la pratique, cet algorithme doit être affinée par un processus de déplacement jusqu'à $d(t)$ peut être considérée comme moyenne nulle. Après cette procédure, le détail $d(t)$ correspond à une onde sinusoïdale modulée d'amplitude et de fréquence (AM/FM) appelée Fonction de Mode Intrinsèque (IMF). En itérant l'algorithme sur la résiduelle $m(t)$, l'EMD extrait plusieurs IMF jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint [103].

2) **l'extraction d'amplitude et de fréquence instantanées:** l'amplitude et la fréquence instantanées de chaque onde sinusoïdale peut être extraite en utilisant une technique de démodulation. Pour atteindre cet objectif, une technique populaire est basée sur la transformée de Hilbert. Notons $x_k(t)$ est la $k^{\text{ème}}$ fonction de mode intrinsèque, le signal analytique de $x_k(t)$, est noté $z_k(t)$, défini comme :

$$z_k(t) = x_k(t) + jH[x_k(t)] \quad (II.46)$$

Où $H[.]$ désigne la transformée de Hilbert. L'amplitude et la fréquence instantanées peuvent être extraites du signal analytique comme suit :

$$a_k(t) = |z_k(t)| \quad (II.47)$$

$$f_k(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d \arg[z_k(t)]}{dt} \quad (II.48)$$

Où $|.|$ et $\arg[.]$ et désignent respectivement le module et l'argument d'un nombre complexe. Enfin, la représentation temps-fréquence est obtenue par l'affichage de l'évolution de $a_k(t)$ et $f_k(t)$ pour chaque fonction de mode intrinsèque dans le plan temps-fréquence [103].

II.2.3.4 Wigner-Ville et autres distributions quadratiques

Contrairement aux techniques précédentes, qui mettent l'accent sur la décomposition du signal lui-même, la distribution de Wigner-Ville (WVD) met l'accent sur la décomposition de l'énergie du signal dans le plan temps-fréquence [103].

Mathématiquement, la WVD peut être exprimée comme :

$$W_{x,x}(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (II.49)$$

La résolution temps-fréquence de WVD n'est pas contrainte par l'inégalité de Heisenberg Gabor. Cependant, la WVD est non linéaire car $W_{(x+y),(x+y)}(t, f) \neq W_{x,x}(t, f) + W_{y,y}(t, f)$. Cette non-linéarité est responsable de l'introduction de termes d'interférence. Ces termes d'interférence peuvent rendre la représentation temps-fréquence difficiles à interpréter. Pour réduire les termes d'interférence, le signal analytique de $x(t)$ est généralement utilisé à la place du signal lui-même. Par ailleurs, plusieurs auteurs ont proposé des extensions de la WVD pour réduire les interférences au détriment de la résolution réduite. Ces extensions ont été unifiées par la classe de Cohen des distributions temps-fréquence. Cette classe est donnée par :

$$C_{x,x}^{\phi}(t, f) = \iiint_{\mathbb{R}^3} \phi(\xi, \tau) e^{j2\pi\xi(s-t)} x\left(s + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(s - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\xi ds d\tau \quad (II.50)$$

Où $\phi(\xi, \tau)$ est le noyau de la distribution. La classe de Cohen comprend de nombreuses distributions temps-fréquence couramment utilisées telles que le pseudo Wigner-Ville, les distributions Choi-Williams et Zhao-Atlas-Marks [103].

II.3 Diverses Méthodes d'Intelligence Artificielle

Récemment les méthodes d'intelligence artificielle sont préférées au-dessus des relais protectifs traditionnels pour le diagnostic de défauts pour gérer l'acquisition et le traitement de données afin d'augmenter l'efficacité du diagnostic [104]. Les étapes principales d'une procédure de diagnostic basée sur IA sont : extraction de signature, identification de défaut, et évaluation de sévérité de défaut [105].

Les défauts d'une machine asynchrone alimentée par des tensions sinusoïdales sont liés au contenu harmonique du courant statorique, c'est à dire chaque défaut est associé à la présence de certaines composantes harmoniques.

Il existe de nombreux types de techniques basées sur l'intelligence artificielle. Certaines de ces techniques : les systèmes experts, les systèmes de la logique floue, les réseaux de neurones artificiels, les algorithmes génétiques, les machines à vecteurs de support. En outre, ces techniques offrent de

meilleures performances et elles sont faciles à étendre, modifier et à combiner. Elles peuvent également être adaptées par l'incorporation de nouvelle donnée ou information.

II.3.1 Système expert (Expert System)

L'auteur [105] présente une définition composite de nombreuses tentatives pour définir les systèmes experts dans la littérature et la définition reflète des éléments que de nombreux auteurs estimaient à l'époque. Cette définition est la suivante [106]:

Les systèmes experts utilisent l'expertise humaine (le résultat de la pratique délibéré sur les tâches standards depuis de nombreuses années) pour répondre aux questions, poser des questions, résoudre des problèmes, et aider à résoudre les problèmes humains. Ils le font en utilisant des inférences similaires à celles d'un expert humain ferait pour produire une réponse sonore justifiée dans une brève période de temps. Lorsqu'on les interroge, ils devraient être en mesure de produire les règles et les procédures qui montrent comment ils sont arrivés à la solution.

Un système expert contient principalement d'une base de connaissances, et un mécanisme d'inférence. La base inclut des connaissances du domaine, ce qui peut être exprimée comme une combinaison des règles «si-alors», des déclarations factuelles, des objets, des procédures et des cas, tandis que le mécanisme d'inférence manipule les connaissances stockées pour produire des solutions [107].

Le système peut déterminer une situation de défaut pour faire l'extraction des signaux et l'identification des défauts de l'information combinée dérivée du comportement des différentes composantes harmoniques et des conditions de fonctionnement de la machine [108]. Une inaptitude de l'ordinaire fondé sur les règles d'un système expert est qu'ils ne peuvent pas gérer cette nouvelle situation découverte de manière explicite dans leurs bases de connaissances. Ce système ne peut donner aucunes conclusions dans ces situations [107].

II.3.2 Système de logique floue

Le système de logique floue est basé sur un ensemble de règles. Un avantage de FLS, c'est que les règles permettent l'entrée d'être floue, c'est à dire plus comme le moyen naturel que la connaissance humaine exprime. Contrairement aux réseaux neuronaux artificiels, ils donnent une description physique très claire de la façon dont l'approximation de la fonction est exécutée (puisque les règles montrent clairement le mécanisme d'approximation de la fonction). Procédures de raisonnement, la règle compositionnelle de l'inférence, permet une conclusion à tirer par extrapolation ou interpolation à partir des informations qualitatives enregistrées dans la base de connaissances. Le modèle approche floue est

un problème complexe employant un type SI-ALORS des règles expertes et des variables linguistiques pour saisir directement les aspects qualitatifs du processus de raisonnement humain impliqué [107].

Un système flou est basé sur les trois étapes classiques qui sont: l'étape de fuzzification, le moteur d'inférence, et l'étape de defuzzification. Les entrées du système expert flou sont les variables commandées. Toutes les entrées peuvent être délimitées et normalisées. Chaque variable d'entrée est décrite par des fonctions d'appartenance : Petite, Moyenne, et Grande (Small, Medium, and High) qui peuvent être triangulaire ou prennent autres formes de fonction. Classiquement, le moteur d'inférence est basé sur la méthode Max-Min. Les fonctions d'appartenance de sortie sont décrites par des fonctions de Dirac (Faux, Vrai). L'évaluation du centre (center) de gravité est donc plus facile à calculer que d'utiliser les fonctions triangulaires ou d'autres formes [107].

Le moteur d'inférence est basé sur les fonctions ET (AND) et OU (OR) qui sont décrites comme suit [107]:

- Pour la fonction ET appliquée aux deux entrées A et B , la sortie est évaluée comme étant $\min(\mu_A, \mu_B)$;
- Pour la fonction OU appliquée aux deux entrées A et B , la sortie est évaluée comme étant $\max(\mu_A, \mu_B)$;

Les auteurs [108] ont présenté une longue liste de références, indiquant quelques applications des systèmes flous et flous adaptatives pour le diagnostic de défaut du moteur [109]:

- Evaluation des performances en utilisant des variables linguistiques;
- Prévoir un fonctionnement anormal et la localisation de l'élément défectueux;
- Utilisation de l'expertise humaine réfléchi vers les règles floues SI-ALORS;
- Modélisation du système, cartographie non linéaire, et optimisation de diagnostic
- Classification de défaut et pronostic.

II.3.3 Réseau de neurone Artificiel

Un réseau de neurone artificiel est un modèle computationnel du cerveau. Il suppose que le calcul est réparti sur plusieurs unités simples, appelées neurones, qui sont interconnectés et fonctionnés en parallèle, ainsi appelés systèmes de traitement distribués en parallèle. ANN peut être formée par les modèles typiques d'entrée et les modèles correspondants attendus de sortie. L'erreur entre la sortie réelle et attendue est utilisée pour renforcer les poids des connexions entre les neurones.

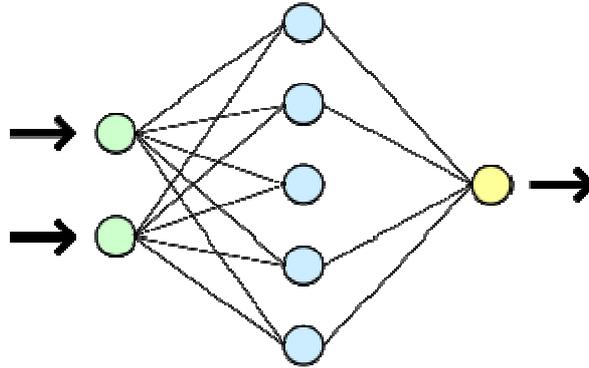


Figure. II.1 : Modèle simplifié d'un RNA

Les auteurs [108] rappellent que les réseaux neuronaux artificiels ont été fortement appliqués dans le domaine de la surveillance de l'état du moteur et le diagnostic de défauts effectuant une ou plusieurs des tâches suivantes [109]:

- Reconnaissance des formes, l'estimation des paramètres, et la cartographie non linéaire appliquée à la surveillance de l'état;
- Formation basée à la fois sur les signaux du domaine temporel et fréquentiel obtenus par simulation et/ou de résultats expérimentaux;
- Temps réel, diagnostic en ligne non supervisé;
- La mise à jour dynamique de la structure sans avoir à recycler l'ensemble du réseau;
- Filtrage des sorties transitoires, des perturbations, et des bruits;
- Prédiction de défaut dans les phases de naissance dues aux anomalies de fonctionnement;
- Regroupement des conditions de fonctionnement basé sur les types de défaut.

II.3.4 Système neural-flou

En fusionnant la logique floue et les techniques de réseau de neurone artificiel, un défaut neural-flou a été détecté qui apprend les défauts statoriques et la condition sous lesquels ils se produisent par un procédé inexpérimenté et non envahissant [105]. Le système neural-flou est un réseau de neurone artificiel structuré sur des principes de logique floue, qui permet à ce système de fournir la description qualitative de l'état de la machine et du procédé de détection de défaut.

Prenons le cas d'un défaut statorique du moteur. La détection de défaut Neural-Flou est obtenu qui apprend les défauts statorique et la situation au cours de laquelle ils se produisent par le biais d'une procédure non invasive et sans expérience. Le système neural-flou est un ANN structuré sur les principes de la logique floue, ce qui permet ce système de fournir une description qualitative sur l'état de la machine et le processus de détection de défaut. La connaissance est fournie par les paramètres des

fonctions d'appartenance floues et les règles de la logique floue. L'idée derrière la fusion de ces deux technologies est d'utiliser la capacité d'apprentissage des ANN pour exécuter et automatiser le système flou, qui utilisent la capacité de raisonnement de haut niveau comme un humain. De nombreuses méthodes ont été proposées pour l'exécution et l'optimisation des structures de raisonnement flou via ANN [110].

II.3.5 Algorithme génétique

L'algorithme génétique est un procédé d'optimisation stochastique inspiré par évolution normale. Il peut rapporter la solution optimum globale dans un espace de recherche complexe de multi-modèle sans exiger la connaissance spécifique au sujet du problème d'être résolue. Un algorithme génétique ou évolutionnaire opère dessus un groupe ou une population des chromosomes à la fois, itérativement appliquant les opérateurs génétiquement basés tels que le croisement et la mutation pour produire des populations plus convenables contenant de meilleurs chromosomes de solution [95].

L'algorithme génétique (AG) est basé sur la biologie et, en particulier, par les processus biologiques qui permettent les populations d'organismes d'adapter à leur environnement: l'héritage génétique et la survie du plus fort, c'est la sélection naturelle ainsi que le processus de l'évolution. AG est une méthode d'optimisation stochastique et a besoin de moins d'informations a priori sur les problèmes à résoudre que les schémas d'optimisation classiques, qui nécessitent souvent la dérivée des fonctions objectives. Elle a aussi des caractéristiques uniques de recherche parallèle et d'optimisation globale et elle est adaptée pour l'évaluation simultanée d'un grand nombre de points dans l'espace de recherche [107].

AG peut être utilisée pour déterminer les coefficients d'un régulateur [111], ou pour identifier des paramètres de la machine asynchrone. Il peut également être utilisé dans le diagnostic des défauts rotorique et statorique du moteur asynchrone, tels que les barres rotoriques cassées [112-114], les circuits ouverts rotorique et statorique [115], le déséquilibre du rotor et le désalignement, et défaut de roulement [116].

II.3.6 Machine à vecteurs de support

Les SVM sont essentiellement des classificateurs binaires (classes positive et négative). Toutefois, un classificateur multi-classe à base de SVM peut être construit en utilisant la technique «un contre un», qui consiste à créer k SVMs, k correspondant au nombre de classes. Dans la génération de chaque machine, une classe est fixée comme positive tandis que l'autre est considéré comme négative. Cependant, l'utilisation de la technique "un contre un" a besoin d'un schéma de synthèse pour décider les résultats finaux selon les résultats des sous classificateurs. Dans [117] quatre schémas de synthèse ont été

comparés (vote à la majorité; arbre de décision binaire; réseau de neurone, et la matrice hybride), tandis que dans [118] dix d'entre eux ont été nécessaires.

Selon ce qui est nécessaire pour le diagnostic du moteur, il y a deux possibilités. La première, dite de diagnostic simple (1^{ère}-classe), découvre que si le défaut est survenu. La seconde (diagnostic complexe, 2^{ème}-classe) est capable de trouver, par exemple, combien de barres ont été endommagés [119].

Le SVM gagne l'application dans la détection des anomalies des machines rotatives, en raison de sa superbe performance avec de petits échantillons [120,121].

La technique de régression du vecteur support en ligne précise (Accurate Online Support Vector Regression) AOSVR était, pour la première fois, mis en place pour la surveillance d'état de la machine avec les applications de désalignement de l'arbre du moteur [122]. AOSVR est un algorithme qui combine les avantages de SVR avec la possibilité de mettre à jour efficacement des vecteurs de support formés chaque fois qu'un échantillon est ajouté à l'ensemble d'apprentissage.

II.3.7 Système Immunitaire Artificiel

Le système immunitaire (SI) est une méthode efficace d'autodéfense qui protège le corps humain contre les antigènes ou les pathogènes étrangers. Le système immunitaire artificiel (AIS) est une méthode de calcul émergente douce inspirée par le système immunitaire naturel. Parce que les capacités AIS de l'apprentissage, la mémoire et l'auto contrôle adaptatif, cette méthode est utilisée dans la reconnaissance des formes, la classification, l'optimisation et les problèmes de détection des anomalies. La sélection clonale est un algorithme immunitaire artificiel qui est utilisé pour les problèmes d'optimisation. Il n'a pas un opérateur de croisement, donc cette méthode est différente de l'algorithme génétique. La reproduction proportionnelle d'affinité et la maturation d'affinité sont deux propriétés distinctives de la sélection clonale. En raison de ces propriétés, la sélection clonale converge plus rapidement que l'algorithme génétique et ne pas attraper le minimum local.

En combinaison avec d'autres méthodes de diagnostic, AIS peut effectivement améliorer le taux exact de diagnostic de défauts et la robustesse du système de diagnostic mettant en jeu chacun leur avantage, de sorte que le taux de précision est amélioré. La sélection clonale a été utilisée pour sélectionner les paramètres optimaux de SVM, extraits du courant moteur triphasé et construits en fonction de l'approche du vecteur de Park. Cela a été appliqué pour l'étude des défauts d'une barre rotorique cassée et de court-circuit statorique. En outre, pour les machines tournantes, la méthode de AIS a été combinée avec la méthode de réseau de neurones pour le diagnostic de défaut de la machine en utilisant un

algorithme génétique afin de combiner les méthodes de diagnostic pour faire de chaque type de méthode de diagnostic affiche son avantage dans l'espace optimal [123,124].

II.3.8 Algorithme d'optimisation par essaim de particules PSO

C'est un algorithme d'optimisation semi-globale, introduit par [125]. Il simule le modèle social comme ceux des oiseaux, des insectes et des poissons pullulent. Son concept principal est de simuler le mouvement de ces organismes à la recherche de nourriture. PSO est une technique d'optimisation simple sans calcul lourd et a démontré un succès dans la résolution des problèmes d'optimisation nombreux [126], [113,114]. La technique ne nécessite pas le calcul des dérivées, ni ne nécessite pas de formation avec des données heuristiques. Les candidats pour trouver la meilleure solution sont des particules. Ils partagent leur expérience et de collaborer les uns aux autres ce qui suggère sa propre solution au problème. Comme chacun partage sa propre expérience à d'autres particules, ils se déplacent globalement dans l'espace de recherche le long d'une trajectoire de recherche.

Pour développer l'algorithme PSO, différentes modifications ont été introduites. Un facteur de rétrécissement a été proposé par [127] modifiant ainsi l'équation de vitesse. Une autre amélioration a été proposée dans [128] avec l'introduction d'une masse d'inertie variable dans le temps en fonction des valeurs maximale et minimale de la masse d'inertie, et du nombre maximum d'itérations de recherche. L'algorithme privilégie la recherche mondiale. À la fin du processus de recherche, l'inertie diminue linéairement à sa valeur minimale donnant la priorité à la recherche locale. En outre, dans [129] a été proposé un algorithme adaptatif de telle sorte que la masse d'inertie est différente pour chaque particule. Par conséquent, les particules près de la solution optimale affinent les résultats et les particules loin de la solution optimale continuent pour explorer l'espace de recherche.

La méthode PSO a été appliquée aux défauts moteurs suivants: barre cassée, une partie d'anneau de court-circuit brisée [113,114], un court-circuit statorique entre tours et enroulement indépendant [130]. La méthode PSO est une méthode efficace pour résoudre le problème d'optimisation ainsi pour extraire rapidement les informations à partir d'une fréquence. Ensuite, il sera démontré sa capacité d'estimer la fréquence de ligne et les fréquences de ligne défaillantes avec le fonctionnement du moteur asynchrone avec une barre brisée complète [114].

II.3.9 Processus gaussien d'amorçage

Le processus gaussien d'amorçage (BGP) a été proposée à partir de la fusion des classificateurs du processus gaussien (Gaussian Process Classifiers) GPC et des méthodes d'amorçage, comme une alternative des autres classificateurs, tel que le classificateur de noyau SVM, qui offre une excellente

performance vers ce sens, mais il a des difficultés à optimiser les hyper-paramètres pertinents. GPC sont des classificateurs de noyau probabilistes bayésiens fournissent un cadre bien établi bayésien pour déterminer les hyper-paramètres de noyau optimale ou quasi optimale. Ils sont largement inexplorés pour les applications de détection des anomalies et, également, un outil statistique prometteur pour la classification binaire et multi-catégorie. En outre, GPC prouvé de surperformer SVM [131]. Il peut être utilisé pour résoudre un large éventail de problèmes, tels que les tests d'hypothèses, la sélection du modèle et les estimations de distribution de probabilité. L'amorçage est très utile lorsque peu de connaissances sur les statistiques des données ou trop peu d'échantillons sont disponibles pour utiliser les résultats asymptotiques [132].

Dans BGP, les méthodes d'amorçage sont incorporées d'améliorer les performances du GPC pour les échantillons d'anomalies des petites machines par ré-échantillonnage au hasard. Le fait que les GPC sont des classificateurs forts suggère qu'un petit nombre d'échantillons d'amorçage pourrait être suffisant pour améliorer les performances de classification.

Les résultats expérimentaux pour la détection des anomalies de désalignement des machines tournantes [133] dans lesquels un paquet d'ondelettes est utilisé pour effectuer l'analyse des vibrations, montrent que les classificateurs du processus gaussien d'amorçage sont très efficaces et surperformer les GPC et SVM avec la contre-vérification pour la détection d'anomalie. Ainsi, l'approche proposée est prometteuse pour la détection des anomalies des machines rotatives.

II.4 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les techniques d'analyse et traitement des signaux dans le domaine temporel, fréquentiel, et aussi le domaine temps-fréquence en vue de diagnostic et détection des défauts. Plusieurs méthodes d'intelligence artificielle telles que les réseaux de neurones, le système de la logique floue, le système neuro-flous, les algorithmes génétiques, le système immunitaire artificiel, machine à vecteur de support, l'optimisation par essaim de particules, et le processus gaussien d'amorçage ont été résumées. Leurs applications et possibilités de combinaison ont été également discutées. Les techniques d'intelligence artificielle sont un outil très puissant pour les études de diagnostic des moteurs électriques. Bien que certains chercheurs indiquent qu'ils ne sont pas encore censés rivaliser avec les méthodes conventionnelles, des efforts considérables ont été déployés pour développer de nouvelles méthodes, comme c'est le cas du processus gaussien d'amorçage.

CHAPITRE III

MODELISATION DU SYSTEME D'ÉNERGIE ÉOLIENNE

III.1 Introduction

Le moulin à vent appelé aussi l'éolienne, est un moyen d'exploiter l'énergie cinétique du vent et de la convertir en énergie électrique à l'aide d'un générateur électrique. Les moulins à vent peuvent être divisés en deux parties essentielles:

1. Comment nous obtenons l'énergie éolienne. Pour réaliser cette tâche, nous devons utiliser une turbine. Il y a deux options pour la turbine, l'axe vertical et l'axe horizontal. Nous choisissons mal pour notre étude la turbine horizontale, car c'est le type qui est utilisé le plus souvent.
2. Comment nous convertissons l'énergie cinétique en énergie électrique. Pour ce faire, il existe deux approches différentes, Vitesse fixe et Vitesse variable, où chacune implique des configurations assez différentes.

Dans ce travail, nous utilisons un générateur asynchrone à cage d'écurie, bien que ce type de générateur soit généralement appliqué par les éoliennes à vitesse fixe directement connectées au réseau, où on peut inclure un condensateur entre le générateur et le réseau pour compenser la puissance réactive.

Il est important de remarquer que la cage d'écurie est plutôt commune en tant que moteur. Par conséquent, le contrôle de cette manière est assez bien étudié et implique également une machine robuste qui nécessite peu, ou presque pas, de maintenance.

Dans ce chapitre, nous allons présenter les équations qui décrivent chaque partie de notre moulin à vent. Cette éolienne est une turbine à vitesse variable avec un générateur d'induction à cage d'écurie avec un contrôle vectoriel. Le moulin à vent pourrait être divisé comme suit:

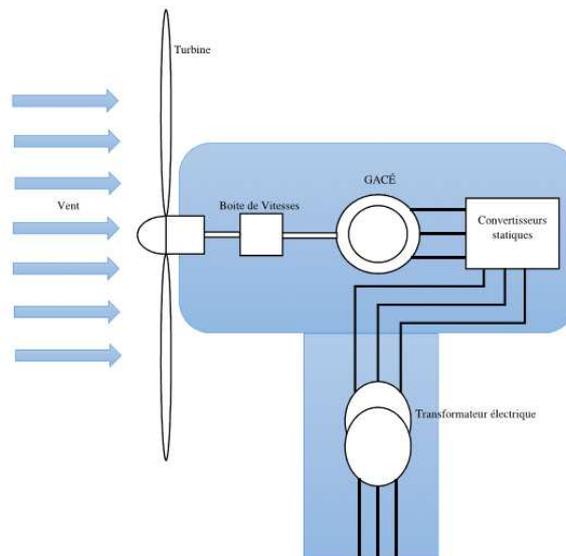


Figure. III.1 : Nacelle générique d'un moulin à vent

III.2 Turbine du vent

Une éolienne est une machine chargée de convertir l'énergie cinétique fournie du vent en énergie électrique. Si le vent est connu, la puissance cinétique pourrait être exprimée, comme on le sait, au moyen de l'équation suivante:

$$P_{vent} = \frac{1}{2} \dot{m} v^2 = \frac{1}{2} \rho A v_{vent}^3 \quad (III.1)$$

Avec :

\dot{m}	Flux de masse
ρ	Densité de l'air
v_{vent}	Vitesse du vent
A	Zone où le flux d'air pourrait passer à travers

La puissance décrite en (III.1) n'est qu'une description mathématique de la puissance cinétique. Cependant, cette puissance n'a pas pu être obtenue par une éolienne. Le pouvoir qui pourrait être atteint dans la meilleure situation, est 0,593 fois P_{vent} . Cette valeur s'appelle le nombre de Betz. Il s'agit d'un coefficient de puissance éolienne et de la limite d'efficacité de la turbine, pour plus de détails sur l'obtention du numéro de Betz, voir [134].

Le coefficient de puissance peut être défini comme étant la division de la puissance mécanique émise par le convertisseur sur la puissance du courant d'air perturbé (voir [135]).

$$c_p = \frac{P_{vent}}{P_{vent0}} = \frac{\frac{1}{4} \rho A (v_1^2 - v_2^2)(v_1 + v_2)}{\frac{1}{2} \rho A v_1^3} = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{v_2^2}{v_1^2}\right) \left(1 + \frac{v_2}{v_1}\right) \quad (III.2)$$

Avec : v_1 est la vitesse du vent avant la turbine, v_2 est la vitesse du vent après la turbine, P_{vent} est la puissance mécanique extraite par le convertisseur, P_{vent0} est la puissance mécanique qui pourrait être convertie

Il est à noter que le quotient entre v_2 et v_1 ne peut jamais être surmonté à cause du nombre de Betz.

La puissance cinétique obtenue par la turbine peut être définie comme:

$$P_{vent} = c_p P_{vent0} \quad (III.3)$$

Où c_p est défini par (III.2). Cependant, ce coefficient dépend directement de chaque turbine, du rapport de vitesse de pointe λ , qui est défini ci-dessous en (III.5) et, dans le cas où le rotor est équipé d'un contrôle de calage de pale, de ϑ_{calage} appelé angle de calage. La valeur du coefficient peut être déterminée par la fonction analytique, comme suit [136].

$$c_p(\lambda, \theta_{calage}) = c_1 \left(c_2 \frac{1}{\Lambda} - c_3 \theta_{calage} - c_4 \theta_{calage}^5 - c_6 \right) e^{-c_7 \frac{1}{\Lambda}} \quad (III.4)$$

Avec :

$$\lambda = \frac{\omega_t R}{v_1} \quad (III.5)$$

$$\frac{1}{\Lambda} = \frac{1}{\lambda + c_8 \theta_{calage}} - \frac{c_9}{1 + \theta_{calage}^3} \quad (III.6)$$

D'où : c_i est l'ensemble de valeurs supérieures ou égales à zéro, ces coefficients sont connus sous le nom de coefficients caractéristiques de la turbine, ω_t est la vitesse d'essorage de la turbine et R le rayon de la turbine, c'est-à-dire la longueur des pales.

III.3 Boite de vitesse

Une transmission ou boîte de vitesse fournit des conversions de vitesse et de couple d'une source d'énergie tournante à un autre dispositif utilisant des rapports d'engrenage.

La boîte de vitesse dans une éolienne convertit la rotation lente et à couple élevé de la turbine en une rotation beaucoup plus rapide du générateur électrique. Habituellement, il contient trois étapes pour atteindre un rapport d'engrenage global de 40:1 à plus de 100:1, en fonction de la taille de la turbine. Le premier étage de la boîte de vitesses est généralement un engrenage planétaire, pour une compacité, et pour distribuer l'énorme couple de la turbine sur plus de dents de l'arbre à basse vitesse.

La boîte de vitesses sera décrite comme une boîte noire qui reçoit une faible vitesse et la transforme en une rotation plus rapide, comme le montre l'illustration (III.2).

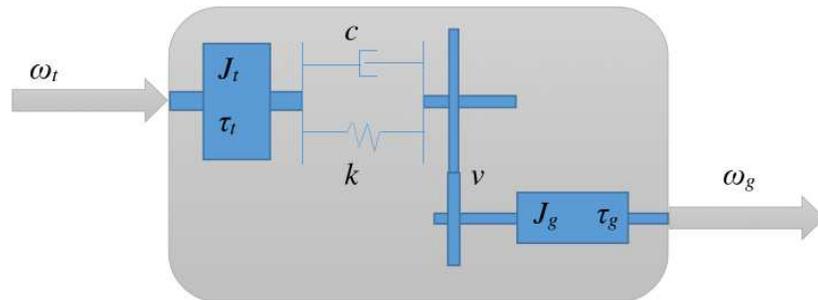


Figure. III.2: Modèle simplifié d'une boîte de vitesse

Deux méthodes sont couramment utilisées pour la modélisation de la boîte de vitesses [137]:

1. Le modèle de Lumped, qui suppose que toutes les masses en rotation peuvent être traitées comme une masse concentrée.
2. Le modèle à deux masses, qui considère un système équivalent avec une force et un facteur d'amortissement équivalents sur l'éolienne côté rotor.

Nous utiliserons le modèle à deux masses. Puisque, si nous voulons utiliser le modèle pour réaliser l'analyse transitoire, le modèle de Lumped nous donnera de mauvais résultats. De plus, il faut remarquer que le moment d'inertie de la turbine est, près de 90% de l'inertie de l'ensemble de la chaîne cinématique (Turbine et boîte de vitesses), et l'on sait la grande efficacité de la transmission. Ensuite, on peut négliger le couple de frottement et considérer seulement le moment d'inertie de la turbine et l'inertie du rotor du générateur. Finalement, nous obtenons le comportant de la boîte de vitesse peut être décrit par le modèle donné par l'équation (III.7).

$$\begin{bmatrix} \ddot{\theta}_g \\ \ddot{\theta}_t \\ \dot{\theta}_g \\ \dot{\theta}_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{v^2 c}{J_g} & \frac{vc}{J_g} & -\frac{v^2 k}{J_g} & \frac{vk}{J_g} \\ \frac{vc}{J_t} & -\frac{c}{J_t} & \frac{vk}{J_t} & -\frac{k}{J_t} \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\theta}_g \\ \dot{\theta}_t \\ \theta_g \\ \theta_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{J_g} & 0 \\ 0 & \frac{1}{J_t} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tau_g \\ \tau_t \end{bmatrix} \quad (III.7)$$

Avec : ϑ_g est l'angle d'orientation de l'arbre du générateur, ϑ_t est l'angle d'orientation de l'arbre de la turbine, v le rapport d'engrenage du multiplicateur, c est une constante de viscosité de l'arbre de la turbine, k est une constante d'élasticité de l'arbre de la turbine, J_g le moment d'inertie du générateur, J_t le moment d'inertie de la turbine, τ_g le couple mécanique du générateur et τ_t le couple mécanique de la turbine.

III.4 Description et principe de fonctionnement du générateur asynchrone

Le stator d'une machine asynchrone se compose de trois enroulements, couplés en étoile ou en triangle. Deux technologies de rotors peuvent être distinguées, pour la première technologie, le rotor bobiné comprend un enroulement à trois phases, similaire à celle du stator connecté en étoile et dont chaque borne d'enroulement libre est liée à une bague rotative sur l'arbre du rotor. Trois balais établissent des contacts sur cette bague et permettent une connexion externe au rotor. Cette connexion peut être un court-circuit ou un lien vers des résistances afin de modifier les caractéristiques de la machine dans certaines zones de fonctionnement. Cette connexion peut aussi être une source externe qui permet de contrôler les quantités rotorique. Cette dernière est encore connue sous le nom "Machine Asynchrone à Doublement Alimentation" MADA. Pour la seconde technologie, les enroulements du rotor sont court-circuités sur eux-mêmes. La construction du rotor est alors largement simplifiée. Les réalisations industrielles utilisent généralement un rotor, qui est constitué de barres conductrices en cuivre ou en aluminium qui sont court-circuitées par un anneau conducteur au niveau de chaque extrémité. Le résultat semble être une cage d'écureuil, ce qui explique le nom actuel de la machine cage. Ce rotor à cage fonctionne de la même manière qu'un rotor bobiné.

III.4.1 Hypothèses simplificatrices

La modélisation de la machine asynchrone triphasée généralement retenue, repose sur plusieurs hypothèses qui sont maintenant rappelés [138].

La première hypothèse consiste à supposer que les forces magnétomotrices créées par différentes phases statorique et rotorique sont réparties de manière sinusoïdale le long de l'entrefer, lorsque les enroulements sont parcourus par un courant constant. Une dispersion appropriée des enroulements dans l'espace permet d'atteindre cet objectif.

L'entrefer de la machine est également censé être constamment épaisse: les effets d'entaillage, générant l'harmonique espace, sont ignorés. Ces hypothèses permettent de restreindre la modélisation aux composantes fondamentales (basse fréquence) des quantités alternatives.

Pour cette modélisation, les hypothèses sur le comportement physique de la machine sont exprimées:

- ✓ Les champs magnétiques ne sont pas saturés, ne sont pas soumis au phénomène d'hystérésis et ne sont pas le centre des courants de Foucault (à toutes fins pratiques, le circuit magnétique est feuilleté pour limiter les effets). Cela permet de définir les inductions linéaires.
- ✓ L'effet de peau n'est pas pris en considération.
- ✓ La température dans le générateur reste constante quel que soit le point de fonctionnement, ce qui conduit aux paramètres constants dans les modèles mathématiques (stationnarité).

Ces hypothèses permettent d'ajouter les flux associés aux différents courants, en utilisant propres inductions constants, caractérisant les accouplements par des variations sinusoïdales des inductions mutuelles et représentant les flux asynchrones par un vecteur spatial. Ils permettent le développement de la modélisation avec une complexité limitée, et donc le développement de stratégies de diagnostic qui peuvent être mises en œuvre dans la pratique.

III.4.2 Modèle réel du générateur asynchrone a cage saine

Dans cette partie, nous allons représenter le modèle réel du générateur asynchrone à cage d'écureuil simple et sain [139-143], le générateur étudié est décrit dans l'espace électrique par:

- ✓ Trois enroulements identiques pour les phases fixées sur la longueur du stator, leurs axes sont distants deux à deux d'un angle électrique égal à $2\pi/3$.
- ✓ N_r mailles rotorique leurs axes sont éloignés l'un de l'autre par angle électrique égal à $2\pi/N_r$; tournant à la vitesse mécanique Ω .

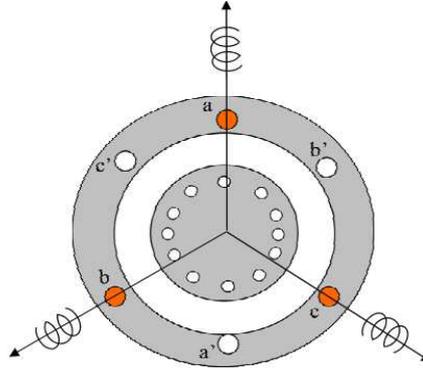


Figure. III.3 : Modèle réel du générateur asynchrone à cage d'écureuil.

A. Equations statoriques

Considérons le générateur à cage comme un circuit électrique ordinaire, les équations électriques au stator s'écrivent :

$$[v_s] = R_s \cdot [i_s] + \frac{d[\phi_s]}{dt} \quad (III.8)$$

Avec:

$$[\phi_s] = [L_s][i_s] + [L_{sr}][i_r] \quad (III.9)$$

$[v_s] = [v_a \ v_b \ v_c]^T$ Le vecteur des tensions statoriques.

$[\phi_s] = [\phi_a \ \phi_b \ \phi_c]^T$ Le vecteur des flux statoriques.

$[i_s] = [i_a \ i_b \ i_c]^T$ Le vecteur des courants statoriques.

$[i_r] = [i_{r1} \ i_{r2} \ \dots \ i_{rk} \ \dots \ i_{rN_r} \ i_e]^T$ Le vecteur des courants rotoriques.

Tel que:

$$[L_s] = \begin{bmatrix} L_{ls} + L_{ms} & -\frac{L_{ms}}{2} & -\frac{L_{ms}}{2} \\ -\frac{L_{ms}}{2} & L_{ls} + L_{ms} & -\frac{L_{ms}}{2} \\ -\frac{L_{ms}}{2} & -\frac{L_{ms}}{2} & L_{ls} + L_{ms} \end{bmatrix} \quad L_{ms} = \frac{\mu_0 l r}{g} N_s^2 \left(\frac{\pi}{4} \right)$$

R_s La résistance statorique.

L_{ls} L'inductance de fuite statorique.

L_{ms} L'inductance de magnétisation statorique.

μ_0 La perméabilité magnétique de l'entrefer.

r Le rayon moyen de l'entrefer.

- g L'épaisseur de l'entrefer.
- l Longueur du rotor.
- N_s Le nombre des spires par phase statorique,

Et:

$$[L_{sr}] = \begin{bmatrix} L_{a1} & L_{a2} & \dots & L_{aN_r} \\ L_{b1} & L_{b2} & \dots & L_{bN_r} \\ L_{c1} & L_{c2} & \dots & L_{cN_r} \end{bmatrix} \quad [L_{sr}] \text{ La matrice inductance mutuelle stator-rotor.}$$

L'inductance mutuelle entre deux enroulements arbitraires "i" et "j" dans une machine s'obtient par la relation suivante:

$$L_{ij}(\theta) = \mu_0 l r \int_0^{2\pi} g^{-1}(\varphi, \theta) N_i(\varphi, \theta) N_j(\varphi, \theta) d\varphi \quad (III.10)$$

Avec θ est la position angulaire du rotor, φ est un point particulier dans le long de l'entrefer, $g^{-1}(\varphi, \theta)$ est la fonction inverse de l'épaisseur d'entrefer, $N(\varphi, \theta)$ est la fonction de l'enroulement défini par la distribution spatiale de la FMM due à l'unité de courant circulant dans l'enroulement. Si l'entrefer est uniforme et très petit par rapport au rayon de rotor, la fonction inverse $g^{-1}(\varphi, \theta)$ devient simplement une constante, et peut être pris hors de l'intégrale. Dans ce cas, pour trouver l'inductance mutuelle, il faut définir les fonctions d'enroulements.

Les fonctions d'enroulements statoriques sont:

$$N_a = \frac{N_s}{2} \cos(\theta) \quad N_b = \frac{N_s}{2} \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \quad N_c = \frac{N_s}{2} \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right)$$

La fonction définie la $i^{ème}$ maille rotorique :

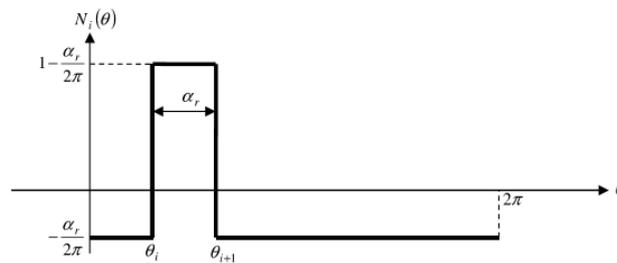


Figure. III.4 : La fonction définie la $i^{ème}$ maille rotorique

$$N_i = \begin{cases} -\alpha_r / 2\pi & 0 < \theta \leq \theta_i \\ 1 - \alpha_r / 2\pi & \theta_i < \theta \leq \theta_{i+1} \\ -\alpha_r / 2\pi & \theta_{i+1} < \theta \leq 2\pi \end{cases}$$

L'inductance mutuelle stator-rotor est la suivante :

$$L_{ai} = \frac{\mu_0 l r}{g} \int_0^{2\pi} N_a(\theta) N_i(\theta) d\theta = \frac{\mu_0 l r}{g} \frac{N_s}{2} [\sin \alpha_r \cos \theta_i - (1 - \cos \alpha_r) \sin \theta_i] \quad (\text{III.11})$$

Puisque chaque maille rotorique est placée symétriquement le long de la périphérie du rotor, θ_i peut être exprimée en termes de l'angle arbitraire rotorique θ_r et l'angle α_r comme suit :

$$\theta_i = \theta_r + (i-1)\alpha_r$$

En utilisant l'identité trigonométrique, l'inductance mutuelle peut être écrite comme suit :

$$L_{ai} = L_m \cos(\theta_r + (i-1)\alpha_r + \delta)$$

La matrice de l'inductance mutuelle stator rotor, devient :

$$[L_{sr}] = L_m \begin{bmatrix} \cos(\theta_r + \delta) & \cos(\theta_r + \alpha_r + \delta) & \dots & \cos(\theta_r + (N_r - 1)\alpha_r + \delta) \\ \cos\left(\theta_r + \delta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_r + \alpha_r + \delta - \frac{2\pi}{3}\right) & \dots & \cos\left(\theta_r + (N_r - 1)\alpha_r + \delta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta_r + \delta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_r + \alpha_r + \delta + \frac{2\pi}{3}\right) & \dots & \cos\left(\theta_r + (N_r - 1)\alpha_r + \delta + \frac{2\pi}{3}\right) \end{bmatrix}$$

Avec $L_m = \frac{4L_{ms}}{\pi N_s} \sin(\delta)$ $\alpha_r = \frac{2\pi}{N_r}$ $\delta = \frac{\alpha_r}{2}$

Tel que :

L_m Mutuelle inductance entre une phase statorique et une maille rotorique quand leurs axes coïncident.

θ_r L'angle électrique du rotor.

α_r L'angle électrique entre deux barres adjacentes.

N_r Le nombre des barres.

Evidemment que dans la machine à cage dont l'extrémité complète, le courant d'anneau i_e serait égal à zéro. Les N_r mailles des courants rotoriques sont couplées avec eux et avec les enroulements statoriques à travers les mutuelles inductances. Cependant, la maille de courant de l'anneau de court-circuit n'est pas couplée avec les enroulements statoriques.

B. Equations rotoriques

Considérons la cage d'écureuil, contient N_r barres et $2N_r$ portions d'anneaux. Les courants $i_{r1} \dots i_{rN_r}$ et i_e de $(N_r + 1)$ mailles du rotor sont considérés comme des inconnus, illustrés par la figure suivante :

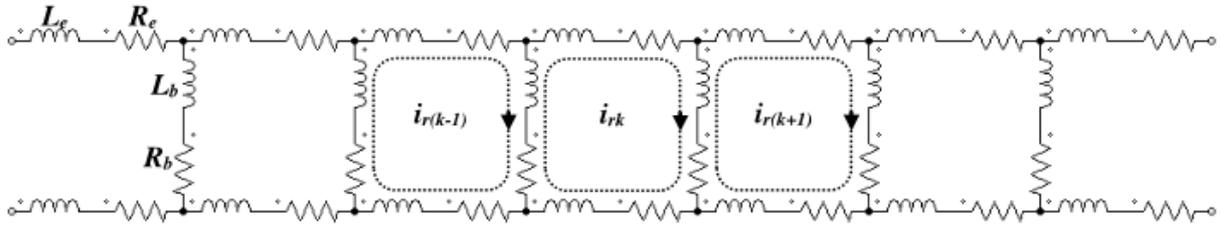


Figure. III.5 : Circuit équivalent d'un rotor à cage d'écureuil.

Les courants rotoriques circulants dans les barres et les portions d'anneau de court-circuit sont calculés par l'application des lois de Kirchoff, tels que :

$$i_{bk} = i_{rk} - i_{r(k+1)} \quad \text{et} \quad i_{ek} = i_{rk} - i_e \quad k = 1, 2, \dots, N_r$$

Avec:

- i_{rk} Le courant circulant dans la maille rk .
- $i_{r(k+1)}$ Le courant circulant dans la maille $r(k+1)$.
- i_{bk} Le courant circulant dans une barre.
- i_e Le courant de la maille d'anneau.
- i_{ek} Le courant circulant dans une portion d'anneau.

Les équations électriques au rotor s'écrivent:

$$[v_r] = [R_r][i_r] + \frac{d[\phi_r]}{dt} \quad (III.12)$$

Avec:

$$[\phi_r] = [L_{sr}]^T [i_{abc}] + [L_r][i_r] \quad (III.13)$$

Telle que:

$$[v_r] = [v_{r1} \quad v_{r2} \quad \dots \quad v_{rk} \quad \dots \quad v_{rN_r} \quad v_e]^T = 0 \quad [\phi_r] = [\phi_{r1} \quad \phi_{r2} \quad \dots \quad \phi_{rk} \quad \dots \quad \phi_{rN_r} \quad \phi_e]^T$$

$$[R_r] = \begin{bmatrix} R_0 & -R_b & 0 & \dots & 0 & -R_b \\ -R_b & R_0 & -R_b & \dots & . & 0 \\ 0 & -R_b & . & \dots & . & . \\ \dots & . & . & \dots & . & . \\ . & . & . & \dots & . & -R_b \\ -R_b & . & . & \dots & -R_b & R_0 \end{bmatrix}$$

$$[L_r] = \begin{bmatrix} L_0 & L_{12} - L_b & L_{13} & \dots & L_{1(N_r-1)} & L_{1N_r} - L_b \\ L_{21} - L_b & L_0 & L_{23} - L_b & \dots & \cdot & L_{2N_r} \\ L_{31} & L_{32} - L_b & \cdot & \dots & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot & L_{(N_r-1)N_r} - L_b \\ L_{N_r,1} - L_b & \cdot & \cdot & \dots & L_{N_r(N_r-1)} - L_b & L_0 \end{bmatrix}$$

Telle que :

$$\begin{aligned} R_0 &= 2(R_b + R_e) \\ L_0 &= L_{kk} + 2(L_b + L_e) \end{aligned}$$

Avec:

$$L_{kk} = \frac{\mu_0 l r}{g} \int_0^{2\pi} N_i^2(\theta) d\theta = \frac{\mu_0 l r}{g} \alpha_r \left(1 - \frac{\alpha_r}{2\pi} \right) \quad L_{ki} = \frac{\mu_0 l r}{g} \int_0^{2\pi} N_k(\theta) N_i(\theta) d\theta = \frac{\mu_0 l r}{g} \left(-\frac{\alpha_r^2}{2\pi} \right)$$

L'équation du rotor s'écrit :

$$0 = -R_b i_{r(k-1)} + 2(R_b + R_e) i_{rk} - R_b i_{r(k+1)} - R_e i_e + \frac{d\phi_{rk}}{dt} \quad (\text{III.14})$$

De même pour l'équation de l'anneau:

$$0 = N_r R_e i_e - \sum_{kr=1}^{N_r} R_e i_{rk} + \frac{d\phi_e}{dt} \quad (\text{III.15})$$

Avec :

- ϕ_{rk} Le flux de la maille rotorique.
- ϕ_e Le flux de l'anneau.
- R_e La résistance de l'anneau.
- R_b La résistance d'une barre.
- L_e L'inductance de l'anneau.
- L_b L'inductance d'une barre.
- L_{kk} L'inductance propre de chaque maille rotorique.
- L_{ki} L'inductance mutuelle entre la $k^{\text{ème}}$ maille et la $i^{\text{ème}}$ maille du rotor.

L'expression du couple électromagnétique s'écrit comme suit :

$$C_{em} = \frac{1}{2} P [i_{abc}]^T \frac{\partial [L_{sr}(\theta_r)]}{\partial \theta_r} [i_r] \quad (\text{III.16})$$

Après les opérations de calcul et réarrangement l'expression du couple, nous obtenons:

$$C_{em} = \frac{P}{2} L_m \left\{ \left(i_a - \frac{1}{2} i_b - \frac{1}{2} i_c \right) \sum_{k=1}^{N_r} i_{rk} \sin(\theta_r + (k-1)\alpha_r) + \frac{\sqrt{3}}{2} (i_c - i_b) \sum_{k=1}^{N_r} i_{rk} \cos(\theta_r + (k-1)\alpha_r) \right\} \quad (III.17)$$

P Nombre de paires de pôles

L'équation d'équilibre des couples s'écrit :

$$C_{em} - C_r = J \frac{\partial \Omega}{\partial t} + f\Omega \quad (II.18)$$

Avec :

C_{em}	Couple électromagnétique
C_r	Couple résistant
J	L'inertie totale du rotor
Ω	La vitesse mécanique du rotor, tels que $\Omega = \frac{\omega}{P}$
f	Coefficient du frottement visqueux

III.4.3 Modèle réel du générateur asynchrone a cage defaillante

A. Cas d'une barre cassée

La rupture d'une barre rotorique diminuée le nombre d'équations par une seule équation au rotor, cette rupture impose la condition suivante :

- Si la barre cassée se trouve entre deux mailles rotoriques quelconques i_r et $(i+1)_r$, alors ces deux mailles vont composer une nouvelle grande maille, les deux courants i_{ir} et $i_{(i+1)r}$ sont égaux. Il suffit de représenter l'équation de cette nouvelle maille par l'un des deux courants.

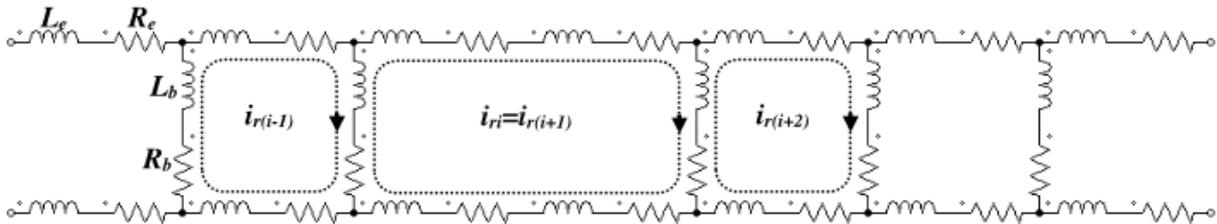


Figure. III.6 : Circuit équivalent d'une cage avec une barre cassée

Dans les matrices inductances la ligne et la colonne $i+1$ sont éliminées et les termes relatifs à la colonne i sont donc recalculés en utilisant l'expression en tenant compte de la nouvelle fonction définie la $i^{ème}$ maille rotorique :

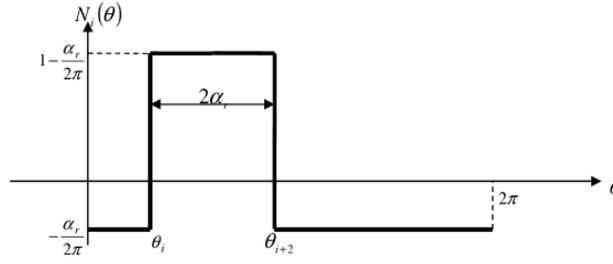


Figure. III.7 : La fonction définie la $i^{\text{ème}}$ maille rotorique concernée la cassure d'une barre

$$N_i = \begin{cases} -\alpha_r / 2\pi & 0 < \theta \leq \theta_i \\ 1 - \alpha_r / 2\pi & \theta_i < \theta \leq \theta_{i+2} \\ -\alpha_r / 2\pi & \theta_{i+2} < \theta \leq 2\pi \end{cases}$$

L'inductance mutuelle stator-rotor est la suivante :

$$L_{ai} = \frac{\mu_0 l r}{g} \int_0^{2\pi} N_a(\theta) N_i(\theta) d\theta = \frac{\mu_0 l r}{g} N_s \sin(2\delta) \cos(\theta_r + (i-1)\alpha_r + 2\delta) \quad (\text{III.19})$$

La matrice de l'inductance mutuelle stator rotor, devient :

$$[L_{sr}] = \begin{bmatrix} L_{a1} & L_{a2} & \dots & L_{ai} & L_{a(i+2)} & \dots & L_{aN_r} \\ L_{b1} & L_{b2} & \dots & L_{bi} & L_{b(i+2)} & \dots & L_{bN_r} \\ L_{c1} & L_{c2} & \dots & L_{ci} & L_{c(i+2)} & \dots & L_{cN_r} \end{bmatrix}$$

L'inductance mutuelle entre la $k^{\text{ème}}$ maille et la $i^{\text{ème}}$ maille du rotor est recalculée comme suit :

$$L_{ki} = \frac{\mu_0 l r}{g} \int_0^{2\pi} N_k(\theta) N_i(\theta) d\theta = -2 \frac{\mu_0 l r}{g} \left(\frac{\alpha_r^2}{2\pi} \right) \quad (\text{III.20})$$

L'inductance propre de la $i^{\text{ème}}$ maille rotorique, devient :

$$L_{ii} = \frac{\mu_0 l r}{g} \int_0^{2\pi} N_i^2(\theta) d\theta = \frac{\mu_0 l r}{g} \alpha_r \left(2 - 3 \frac{\alpha_r}{2\pi} \right) \quad (\text{III.21})$$

La $i^{\text{ème}}$ maille rotorique concernée la cassure d'une barre devient plus large que les autres mailles, cette maille contient deux résistances et deux inductances supplémentaires des deux portions d'anneaux de court-circuit :

$$\begin{aligned} R_{0i} &= 2(R_b + 2R_e) \\ L_{0i} &= L_{ii} + 2(L_b + 2L_e) \end{aligned}$$

Alors, la matrice inductance rotorique devient :

$$[L_r] = \begin{bmatrix} L_0 & L_{12} - L_b & L_{13} & \dots & L_{1i} & L_{1(i+2)} & \dots & L_{1N_r} - L_b \\ L_{12} - L_b & L_0 & L_{23} - L_b & \dots & \dots & \dots & \dots & L_{2N_r} \\ \dots & \dots \\ \dots & \dots \\ L_{i1} & \dots & \dots & \dots & L_{0i} & L_{i(i+2)} - L_b & \dots & \dots \\ L_{(i+2)1} & \dots & \dots & \dots & L_{(i+2)i} - L_b & L_0 & \dots & \dots \\ \dots & \dots \\ L_{(N_r-1)1} & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & L_{(N_r-1)N_r} - L_b \\ L_{N_r,1} - L_b & L_{N_r,2} & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & L_0 \end{bmatrix}$$

La matrice des résistances rotorique est affectée par la cassure de la barre, et s'obtient à partir de la nouvelle représentation suivante :

$$[R_r] = \begin{bmatrix} R_0 & -R_b & 0 & \dots & \dots & 0 & 0 & \dots & \dots & 0 & -R_b \\ -R_b & R_0 & -R_b & \dots & 0 \\ 0 & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & -R_b & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & -R_b & R_0 & -R_b & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & -R_b & R_0 & -R_b & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & -R_b & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & 0 \\ \dots & -R_b \\ -R_b & 0 & \dots & \dots & \dots & 0 & 0 & \dots & \dots & 0 & -R_b & R_0 \end{bmatrix}$$

B. Cas de deux barres adjacentes cassées

Dans cette partie, nous ne supposons qu'une machine asynchrone défaillante à cause de la rupture de deux barres rotoriques adjacentes. C'est évidemment que le nombre de mailles rotoriques diminué de 2 mailles. Alors cette rupture des deux barres adjacentes, nous donne explicitement une nouvelle grande maille qui contient les trois mailles, r_i , $r(i + 1)$ et $r(i + 2)$, on aura : $i_{r_i} = i_{r(i+1)} = i_{r(i+2)}$

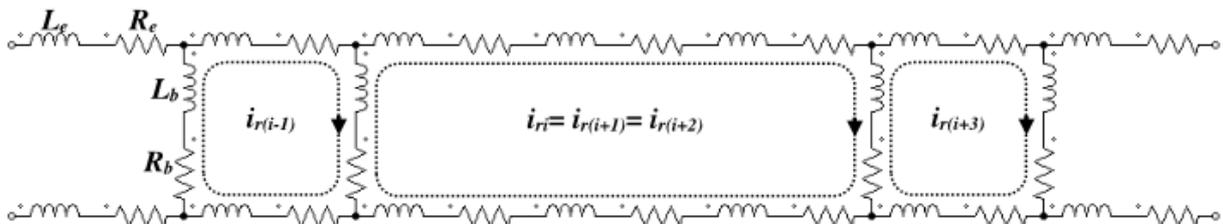


Figure. III.8 : Circuit équivalent d'une cage avec deux barres cassées

La nouvelle fonction définie la $i^{\text{ème}}$ maille rotorique concernée la cassure des deux barres adjacentes s'obtient à partir de l'allure suivante :

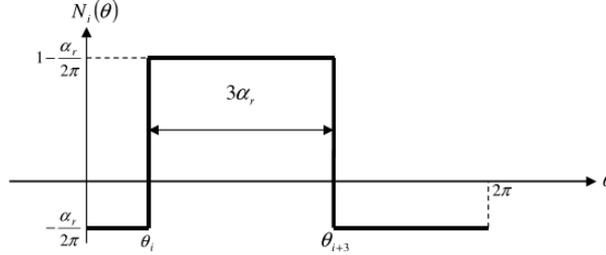


Figure. III.9 : La fonction définie la $i^{\text{ème}}$ maille rotorique concernée la cassure de deux barres

$$N_i = \begin{cases} -\alpha_r / 2\pi & 0 < \theta \leq \theta_i \\ 1 - \alpha_r / 2\pi & \theta_i < \theta \leq \theta_{i+3} \\ -\alpha_r / 2\pi & \theta_{i+3} < \theta \leq 2\pi \end{cases}$$

De la même façon que l'étape précédente, on va recalculer les différentes inductances s'obtiennent :

- Calcul de l'inductance mutuelle stator rotor :

$$L_{ai} = \frac{\mu_0 l r}{g} \int_0^{2\pi} N_a(\theta) N_i(\theta) d\theta = \frac{\mu_0 l r}{g} N_s \sin(3\delta) \cos(\theta_r + (i-1)\alpha_r + 3\delta) \quad (\text{III.22})$$

Donc la matrice de l'inductance mutuelle stator rotor, devient :

$$[L_{sr}] = \begin{bmatrix} L_{a1} & L_{a2} & \dots & L_{ai} & L_{a(i+3)} & \dots & L_{aN_r} \\ L_{b1} & L_{b2} & \dots & L_{bi} & L_{b(i+3)} & \dots & L_{bN_r} \\ L_{c1} & L_{c2} & \dots & L_{ci} & L_{c(i+3)} & \dots & L_{cN_r} \end{bmatrix}$$

- Calcul de l'inductance mutuelle entre la $k^{\text{ème}}$ maille et la $i^{\text{ème}}$ maille du rotor :

$$L_{ki} = \frac{\mu_0 l r}{g} \int_0^{2\pi} N_k(\theta) N_i(\theta) d\theta = -3 \frac{\mu_0 l r}{g} \left(\frac{\alpha_r^2}{2\pi} \right) \quad (\text{III.23})$$

- Calcul de l'inductance propre de la $i^{\text{ème}}$ maille rotorique :

$$L_{ii} = \frac{\mu_0 l r}{g} \int_0^{2\pi} N_i^2(\theta) d\theta = \frac{\mu_0 l r}{g} \alpha_r \left(3 - 5 \frac{\alpha_r}{2\pi} \right) \quad (\text{III.24})$$

La $i^{\text{ème}}$ maille rotorique concernée la cassure de deux barres devient plus large trois fois que les autres mailles, cette maille contient trois résistances et trois inductances supplémentaires des trois portions d'anneaux de court-circuit :

$$\begin{aligned} R_{0i} &= 2(R_b + 3R_e) \\ L_{0i} &= L_{ii} + 2(L_b + 3L_e) \end{aligned}$$

Alors, la matrice inductance rotorique devient :

$$[L_r] = \begin{bmatrix} L_0 & L_{12} - L_b & L_{13} & \cdot & L_{1i} & L_{1(i+3)} & \dots & L_{1N_r} - L_b \\ L_{12} - L_b & L_0 & L_{23} - L_b & \cdot & \cdot & \cdot & \dots & L_{2N_r} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ L_{i1} & \cdot & \cdot & \cdot & L_{0i} & L_{i(i+3)} - L_b & \cdot & \cdot \\ L_{(i+3)1} & \cdot & \cdot & \cdot & L_{(i+3)i} - L_b & L_0 & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ L_{(N_r-1)1} & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \dots & L_{(N_r-1)N_r} - L_b \\ L_{N_r,1} - L_b & L_{N_r,2} & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \dots & L_0 \end{bmatrix}$$

La matrice des résistances rotoriques pour deux barres adjacentes cassées :

$$[R_r] = \begin{bmatrix} R_0 & -R_b & 0 & \cdot & \cdot & 0 & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & -R_b \\ -R_b & R_0 & -R_b & \cdot & 0 \\ 0 & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & -R_b & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & -R_b & R_{0i} & -R_b & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & -R_b & R_0 & -R_b & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & -R_b & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & 0 \\ 0 & \cdot & -R_b \\ -R_b & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & 0 & \cdot & \cdot & 0 & -R_b & R_0 \end{bmatrix}$$

C. Cas de deux barres non adjacentes cassées

Supposons maintenant que les deux barres cassées sont non adjacentes, c'est bien évident que les matrices des résistances et des inductances de la partie précédente ne sont pas les mêmes. On va voir qu'il y a une nouvelle inductance mutuelle entre les deux mailles i_r et j_r concernées les deux barres non adjacentes cassées comme le montre la figure suivante :

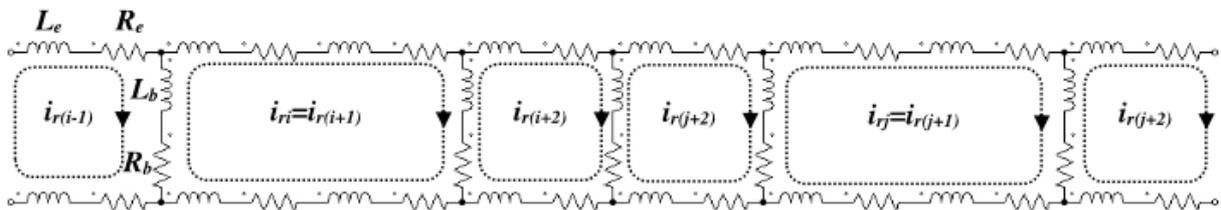


Figure. III.10 : Circuit équivalent d'une cage avec deux barres non adjacentes cassées

Cette défaillance diminue le nombre d'équations par deux équations, mais on aura :

$$\begin{aligned} i_{ir} &= i_{(i+1)r} \\ i_{jr} &= i_{(j+1)r} \end{aligned} \tag{III.25}$$

Les inductances mutuelles (stator-rotor, rotor-rotor) et l'inductance propre de la maille ir restent les mêmes comme on a vu dans la première partie. De la même procédure on peut calculer les inductances de la maille jr , telles que :

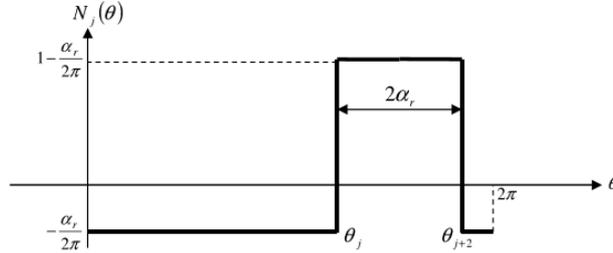


Figure. III.11 : La fonction définie la $j^{\text{ème}}$ maille rotorique concernée la cassure de la barre jr

$$N_j = \begin{cases} -\alpha_r / 2\pi & 0 < \theta \leq \theta_j \\ 1 - \alpha_r / 2\pi & \theta_j < \theta \leq \theta_{j+2} \\ -\alpha_r / 2\pi & \theta_{j+2} < \theta \leq 2\pi \end{cases}$$

- Calcul des inductances mutuelles stator-rotor des deux mailles ir et jr :

$$L_{ai} = \frac{\mu_0 lr}{g} \int_0^{2\pi} N_a(\theta) N_i(\theta) d\theta = \frac{\mu_0 lr}{g} N_s \sin(2\delta) \cos(\theta_r + (i-1)\alpha_r + 2\delta) \quad (\text{III.26})$$

$$L_{aj} = \frac{\mu_0 lr}{g} \int_0^{2\pi} N_a(\theta) N_j(\theta) d\theta = \frac{\mu_0 lr}{g} N_s \sin(2\delta) \cos(\theta_r + (j-1)\alpha_r + 2\delta) \quad (\text{III.27})$$

La matrice de l'inductance mutuelle stator rotor, devient :

$$[L_{sr}] = \begin{bmatrix} L_{a1} & L_{a2} & \dots & L_{ai} & L_{a(i+2)} & \dots & L_{aj} & L_{a(j+2)} & \dots & L_{aN_r} \\ L_{b1} & L_{b2} & \dots & L_{bi} & L_{b(i+2)} & \dots & L_{bj} & L_{b(j+2)} & \dots & L_{bN_r} \\ L_{c1} & L_{c2} & \dots & L_{ci} & L_{c(i+2)} & \dots & L_{cj} & L_{c(j+2)} & \dots & L_{cN_r} \end{bmatrix}$$

- Calcul des inductances propres de la $i^{\text{ème}}$ et $j^{\text{ème}}$ mailles rotoriques :

$$L_{ii} = \frac{\mu_0 lr}{g} \int_0^{2\pi} N_i^2(\theta) d\theta = \frac{\mu_0 lr}{g} \alpha_r \left(2 - 3 \frac{\alpha_r}{2\pi} \right) \quad (\text{III.28})$$

$$L_{jj} = \frac{\mu_0 lr}{g} \int_0^{2\pi} N_j^2(\theta) d\theta = \frac{\mu_0 lr}{g} \alpha_r \left(2 - 3 \frac{\alpha_r}{2\pi} \right) \quad (\text{III.29})$$

- Calcul des inductances mutuelles entre la $k^{\text{ème}}$ et $i^{\text{ème}}$ maille d'une part, d'autre part entre la $k^{\text{ème}}$ et $j^{\text{ème}}$ maille du rotor :

$$L_{ki} = \frac{\mu_0 lr}{g} \int_0^{2\pi} N_k(\theta) N_i(\theta) d\theta = -2 \frac{\mu_0 lr}{g} \left(\frac{\alpha_r^2}{2\pi} \right) \quad (\text{III.30})$$

$$L_{kj} = \frac{\mu_0 l r}{g} \int_0^{2\pi} N_k(\theta) N_j(\theta) d\theta = -2 \frac{\mu_0 l r}{g} \left(\frac{\alpha_r^2}{2\pi} \right) \quad (\text{III.31})$$

- Calcul de l'inductance mutuelle entre la $i^{\text{ème}}$ et $j^{\text{ème}}$ maille :

$$L_{ij} = \frac{\mu_0 l r}{g} \int_0^{2\pi} N_i(\theta) N_j(\theta) d\theta = -3 \frac{\mu_0 l r}{g} \left(\frac{\alpha_r^2}{2\pi} \right) \quad (\text{III.32})$$

La matrice des inductances rotoriques devient :

$$[L_r] = \begin{bmatrix} L_0 & L_{12} - L_b & \dots & L_{1i} & L_{1(i+2)} & \dots & L_{1j} & L_{1(j+2)} & \dots & L_{1N_r} - L_b \\ L_{21} - L_b & L_0 & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ L_{i1} & \cdot & \dots & L_{0i} & L_{i(i+2)} - L_b & \dots & L_{ij} & L_{i(j+2)} & \dots & L_{iN_r} \\ L_{(i+2)1} & \cdot & \dots & L_{(i+2)i} - L_b & L_0 & \dots & L_{(i+2)j} & L_{(i+2)(j+2)} & \dots & L_{(i+2)N_r} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ L_{j1} & \cdot & \dots & L_{ji} & L_{j(i+2)} & \dots & L_{0j} & L_{j(j+2)} - L_b & \dots & L_{jN_r} \\ L_{(j+2)1} & \cdot & \dots & L_{(j+2)i} & L_{(j+2)(i+2)} & \dots & L_{(j+2)j} - L_b & L_0 & \dots & L_{(j+2)N_r} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ L_{N_r,1} - L_b & \cdot & \dots & L_{N_r,i} & L_{N_r(i+2)} & \dots & L_{N_r,j} & L_{N_r(j+2)} & \dots & L_0 \end{bmatrix}$$

La matrice des résistances rotoriques s'écrit :

$$[R_r] = \begin{bmatrix} R_0 & -R_b & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & -R_b \\ -R_b & R_0 & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & R_{0i} & -R_b & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & -R_b & R_0 & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ 0 & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & R_{0j} & -R_b & \dots & 0 \\ 0 & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & -R_b & R_0 & \dots & 0 \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \dots & -R_b \\ -R_b & 0 & \dots & \cdot & \cdot & \dots & 0 & 0 & \dots & R_0 \end{bmatrix}$$

Tels que :

$$\begin{aligned} R_{0i} &= 2(R_b + 2R_e) & R_{0j} &= 2(R_b + 2R_e) \\ L_{0i} &= L_{ii} + 2(L_b + 2L_e) & L_{0j} &= L_{jj} + 2(L_b + 2L_e) \end{aligned}$$

Remarque

Il existe une différence entre les deux modèles d'équations d'un rotor à cage avec deux barres cassées, dans le premier modèle les deux barres sont adjacentes et dans le deuxième sont non adjacentes. Cette différence est apparue notamment au niveau des résistances et des inductances propre et mutuelle des

mailles concernées la cassure des barres ainsi l'inductance mutuelle entre celles-ci et les enroulements statoriques.

D. Généralisation pour un générateur avec n barres adjacentes cassées

Dans le cas général, où on a un rotor à cage avec un grand nombre n de barres cassées, la maille i_r sera plus large n fois par rapport aux autres mailles. Ainsi que le nombre d'équations sera diminué n fois, et le calcul des différentes inductances se fait de la même manière que les étapes précédentes.

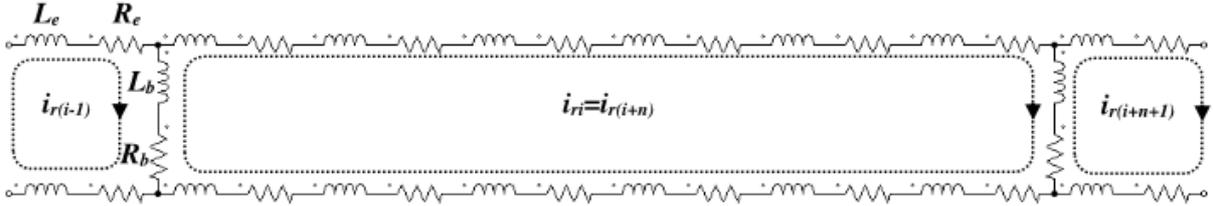


Figure. III.12 : Circuit équivalent d'une cage avec n barres adjacentes cassées

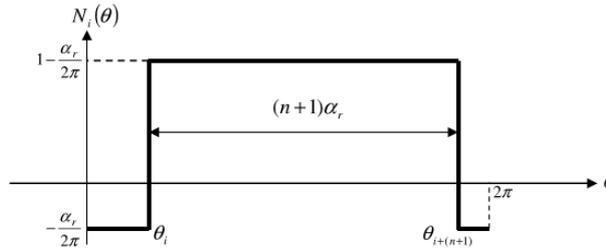


Figure. III.13 : La fonction définie la $i^{\text{ème}}$ maille rotorique concernée la cassure de n barres

$$N_i = \begin{cases} -\alpha_r / 2\pi & 0 < \theta \leq \theta_i \\ 1 - \alpha_r / 2\pi & \theta_i < \theta \leq \theta_{i+(n+1)} \\ -\alpha_r / 2\pi & \theta_{i+(n+1)} < \theta \leq 2\pi \end{cases}$$

- Calcul de L_{ai} :

$$L_{ai} = \frac{\mu_0 l r}{g} \int_0^{2\pi} N_a(\theta) N_i(\theta) d\theta = \frac{\mu_0 l r}{g} N_s \sin((n+1)\delta) \cos(\theta_r + (i-1)\alpha_r + (n+1)\delta) \quad (\text{III.33})$$

La matrice des inductances mutuelle stator-rotor diminuée par n colonnes, telle que :

$$[L_{sr}] = \begin{bmatrix} L_{a1} & L_{a2} & \dots & L_{ai} & L_{a(i+(n+1))} & \dots & L_{aN_r} \\ L_{b1} & L_{b2} & \dots & L_{bi} & L_{b(i+(n+1))} & \dots & L_{bN_r} \\ L_{c1} & L_{c2} & \dots & L_{ci} & L_{c(i+(n+1))} & \dots & L_{cN_r} \end{bmatrix}$$

- Calcul de L_{ki} :

$$L_{ki} = \frac{\mu_0 l r}{g} \int_0^{2\pi} N_k(\theta) N_i(\theta) d\theta = -(n+1) \frac{\mu_0 l r}{g} \left(\frac{\alpha_r^2}{2\pi} \right) \quad (\text{III.34})$$

- Calcul de L_{ii} :

$$L_{ii} = \frac{\mu_0 l r}{g} \int_0^{2\pi} N_i^2(\theta) d\theta = \frac{\mu_0 l r}{g} \alpha_r \left((n+1) - (2n+1) \frac{\alpha_r}{2\pi} \right) \quad (\text{III.35})$$

La matrice des inductances rotoriques sera diminuée par n lignes et n colonnes telle que :

$$[L_r] = \begin{bmatrix} L_0 & L_{12} - L_b & L_{13} & \cdot & L_{1i} & L_{1(i+(n+1))} & \dots & L_{1N_r} - L_b \\ L_{12} - L_b & L_0 & L_{23} - L_b & \cdot & \cdot & \cdot & \dots & L_{2N_r} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ L_{i1} & \cdot & \cdot & \cdot & L_{0i} & L_{i(i+(n+1))} - L_b & \cdot & \cdot \\ L_{(i+(n+1))1} & \cdot & \cdot & \cdot & L_{(i+(n+1))i} - L_b & L_0 & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ L_{(N_r-1)1} & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \dots & L_{(N_r-1)N_r} - L_b \\ L_{N_r,1} - L_b & L_{N_r,2} & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \dots & L_0 \end{bmatrix}$$

De même la matrice des résistances rotoriques sera diminuée par n lignes et n colonnes telle que :

$$[R_r] = \begin{bmatrix} R_0 & -R_b & 0 & \cdot & \cdot & 0 & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & -R_b \\ -R_b & R_0 & -R_b & \cdot & 0 \\ 0 & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & -R_b & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & -R_b & R_{0i} & -R_b & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & -R_b & R_0 & -R_b & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & -R_b & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & 0 \\ 0 & \cdot & -R_b \\ -R_b & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & 0 & \cdot & \cdot & 0 & -R_b & R_0 \end{bmatrix}$$

Avec :

$$R_{0i} = 2(R_b + (n+1)R_e)$$

$$L_{0i} = L_{ii} + 2(L_b + (n+1)L_e)$$

III.4.4 Modèle du générateur asynchrone a cage dans le système d, q

On a vu dans le modèle réel de la machine asynchrone que les inductances mutuelles sont variables par rapport à la position ϑ , alors les équations (III.6) et (III.8) sont variables et de résolution analytique difficile. Un changement de variable simple qui exprime une transformation des variables triphasées des éléments d'un circuit stationnaire à un système de référence arbitraire. Pour établir ce modèle, on doit

appliquer la transformation de Park aux équations électriques et magnétiques de la machine asynchrone.

A. Transformation de Park

La transformation de Park généralisée consiste à remplacer un bobinage n -phasés par un bobinage biphasé équivalent de point de vue électrique et magnétique, peut être schématisé par la figure suivante :

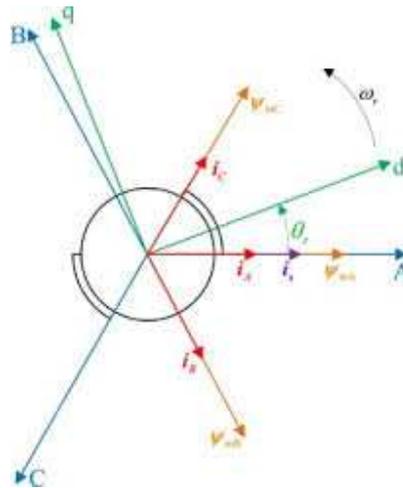


Figure. III.14 : Modèle du générateur asynchrone dans le système d, q.

Cette transformation peut être écrite sous forme matricielle :

$$[G_{dqh}] = [A][G_{abc}] \quad \Rightarrow \quad [G_{abc}] = [A]^{-1}[G_{dqh}]$$

Avec :

$[G]$ Un vecteur représente une grandeur électrique ou magnétique (système de tensions, de courants, de flux ou de charges).

$[A]$ La matrice de transformation.

Pour le stator, on a un système triphasé équilibré, la matrice de transformation et sa matrice de transformation inverse sont représentées sous les formes suivantes :

$$[A_s] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos\theta_s & \cos\left(\theta_s - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_s + \frac{2\pi}{3}\right) \\ -\sin\theta_s & -\sin\left(\theta_s - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta_s + \frac{2\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \quad \Rightarrow \quad [A_s]^{-1} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos\theta_s & -\sin\theta_s \\ \cos\left(\theta_s - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta_s - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta_s + \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta_s + \frac{2\pi}{3}\right) \end{bmatrix}$$

Pour le rotor, où on a une cage d'écurueil l'équivalent d'un système N_r phase, et la matrice de transformation généralisée s'écrit [144] :

$$[A_r] = \sqrt{\frac{2}{N_r}} \begin{bmatrix} \cos \theta_r & \cos(\theta_r - \alpha_r) & \dots & \cos(\theta_r - (N_r - 1)\alpha_r) \\ -\sin \theta_r & -\sin(\theta_r - \alpha_r) & \dots & -\sin(\theta_r - (N_r - 1)\alpha_r) \end{bmatrix}$$

B. Equations électriques

Les équations électriques dans le stator peuvent se mettre comme suit :

$$\begin{aligned} [v_s] &= R_s \cdot [i_s] + \frac{d[\phi_s]}{dt} \quad \Rightarrow \quad [A_s] \cdot [v_s] = [A_s] \cdot R_s \cdot [i_s] + [A_s] \cdot \frac{d[\phi_s]}{dt} \\ \Rightarrow \quad [v_{dq}]_s &= R_s \cdot [i_{dq}]_s + [A_s] \cdot \frac{d}{dt} ([A_s]^{-1} [\phi_{dq}]_s) \quad \Rightarrow \quad [v_{dq}]_s = R_s \cdot [i_{dq}]_s + \frac{d[\phi_{dq}]_s}{dt} + \omega_s J_2 [\phi_{dq}]_s \end{aligned}$$

Avec :

ω_s Vitesse de rotation de l'axe d par rapport à l'axe a.

J_2 Est une matrice de rotation de 90°.

Telle que :

$$J_2 = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

De même pour le rotor en multipliant par $[A_r]$, on peut écrire:

$$[v_{dq}]_r = r_r \cdot [i_{dq}]_r + \frac{d[\phi_{dq}]_r}{dt} + \omega_r J_2 [\phi_{dq}]_r$$

Avec :

ω_r La vitesse de rotation de l'axe d par rapport à l'axe A.

Telle que : $\omega_r = \omega_s - \omega = g \omega_s$

ω La vitesse de rotation de l'axe A par rapport à l'axe a.

g Le glissement.

Donc :

$$\begin{cases} [v_{dq}]_s = R_s \cdot [i_{dq}]_s + \frac{d[\phi_{dq}]_s}{dt} + \omega_s J_2 [\phi_{dq}]_s \\ [v_{dq}]_r = r_r \cdot [i_{dq}]_r + \frac{d[\phi_{dq}]_r}{dt} + (\omega_s - \omega) J_2 [\phi_{dq}]_r \end{cases} \quad (III.36)$$

C. Equations magnétiques

L'équation magnétique du stator s'écrit :

$$\begin{aligned} [\phi_s] &= [L_s][i_s] + [L_{sr}][i_r] \quad \Rightarrow \quad [A_s] \cdot [\phi_s] = [A_s][L_s][i_s] + [A_s][L_{sr}][i_r] \\ \Rightarrow \quad [\phi_{dq}]_s &= [A_s][L_s][A_s]^{-1} \cdot [i_{dq}]_s + [A_s][L_{sr}][A_r]^{-1} \cdot [i_{dq}]_r \end{aligned}$$

En utilisant le produit matriciel, on obtient :

$$\begin{cases} \phi_{ds} = L_s i_{ds} + M i_{dr} \\ \phi_{qs} = L_s i_{qs} + M i_{qr} \end{cases}$$

Telle que :

$$L_s \quad \text{Inductance cyclique statorique} = L_{ls} + \frac{3}{2} L_{ms}$$

$$M \quad \text{Mutuelle inductance cyclique statorique rotorique} = \frac{3}{2} \sqrt{\frac{N_r}{3}} L_m$$

De même pour les flux rotorique, on a :

$$\begin{cases} \phi_{dr} = l_r i_{dr} + M i_{ds} \\ \phi_{qr} = l_r i_{qr} + M i_{qs} \end{cases}$$

Avec : r_r et l_r sont respectivement la résistance et l'inductance équivalentes rotoriques

Après simplification et arrangement de l'équation (III.35), nous obtenons un système d'équations non linéaire d'une machine biphasée dont les coefficients sont indépendants de l'angle θ , sous forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s + pL_s & -\omega_s L_s & pM & -\omega_s M \\ \omega_s L_s & R_s + pL_s & \omega_s M & pM \\ pM & -\omega_r M & r_r + pl_r & -\omega_r l_r \\ \omega_r M & pM & \omega_r l_r & r_r + pl_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} \quad (III.37)$$

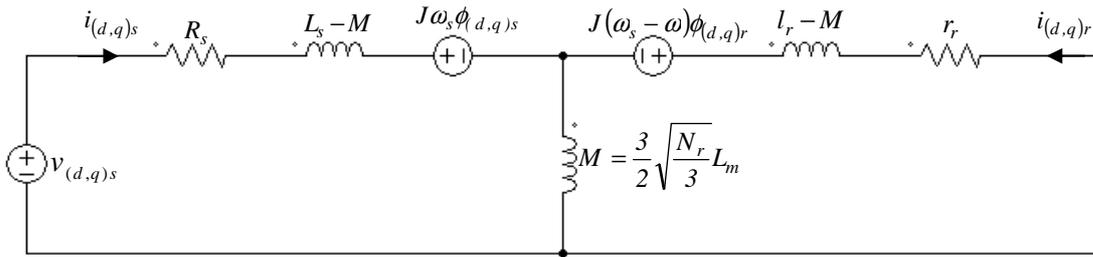


Figure. III.15: Circuit équivalent de la machine asynchrone dans le système d, q

D. Equations mécaniques

L'expression du couple électromagnétique peut se mettre sous la forme suivante:

$$C_{em} = \frac{3}{2} \sqrt{\frac{N_r}{3}} L_m P (i_{qs} i_{dr} - i_{ds} i_{qr}) \quad (III.38)$$

Alors l'équation mécanique est formulée par l'équation suivante:

$$\frac{3}{2} \sqrt{\frac{N_r}{3}} L_m P (i_{qs} i_{dr} - i_{ds} i_{qr}) - C_r = J \frac{d\Omega}{dt} + f\Omega \quad (\text{III.39})$$

III.4.5 Mise sous forme d'état de park du générateur asynchrone

Dans une machine asynchrone triphasée alimentée par un système équilibré de tension, considérons les tensions statoriques (v_{ds}, v_{qs}) et la vitesse du champ tournant ω_s comme variables de commande, ainsi les tensions rotoriques sont nulles $(v_{dr}=0, v_{qr}=0)$. Nous pouvons choisir le référentiel de Park lié au champ tournant, et comme variable d'état les flux rotoriques avec les courants statoriques et la vitesse électrique $(\phi_{dr}, \phi_{qr}, i_{ds}, i_{qs}, \omega)$, ou les flux statoriques et les flux rotoriques et la vitesse électrique $(\phi_{ds}, \phi_{qs}, \phi_{dr}, \phi_{qr}, \omega)$, ou les flux statoriques et les courants statoriques et la vitesse électrique $(\phi_{ds}, \phi_{qs}, i_{ds}, i_{qs}, \omega)$, ou les courants statoriques et les courants rotoriques et la vitesse électrique $(i_{ds}, i_{qs}, i_{dr}, i_{qr}, \omega)$.

Dans ce travail, nous allons considérer les courants statoriques, les courants rotoriques et la vitesse électrique de rotation $(i_{ds}, i_{qs}, i_{dr}, i_{qr}, \omega)$ comme variables d'état, le modèle s'exprime comme suit :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma T_s} & \omega_s + \frac{1-\sigma}{\sigma} \omega & \frac{\beta_s}{\sigma T_r} & \frac{\beta_s}{\sigma} \omega \\ -(\omega_s + \frac{1-\sigma}{\sigma} \omega) & -\frac{1}{\sigma T_s} & -\frac{\beta_s}{\sigma} \omega & \frac{\beta_s}{\sigma T_r} \\ \frac{\beta_r}{\sigma T_s} & \frac{\beta_r}{\sigma} \omega & -\frac{1}{\sigma T_r} & \omega_s - \frac{1}{\sigma} \omega \\ -\frac{\beta_r}{\sigma} \omega & \frac{\beta_r}{\sigma T_s} & -(\omega_s - \frac{1}{\sigma} \omega) & -\frac{1}{\sigma T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L_{s\sigma}} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_{s\sigma}} \\ \frac{\beta_r}{L_{s\sigma}} & 0 \\ 0 & \frac{\beta_r}{L_{s\sigma}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} \quad (\text{III.40})$$

$$\frac{d\omega}{dt} = \begin{bmatrix} -\frac{P^2 M}{J} i_{qr} & \frac{P^2 M}{J} i_{dr} & 0 & 0 & -\frac{f}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \\ \omega \end{bmatrix} - \frac{P}{J} [C_r] \quad (\text{III.41})$$

Avec :

$$\sigma \quad \text{Le coefficient de dispersion} = 1 - \frac{M^2}{L_s L_r}$$

$$T_s \quad \text{La constante de temps du stator} = \frac{L_s}{R_s}$$

$$T_r \quad \text{La constante de temps du rotor} = \frac{l_r}{r_r}$$

$$\text{Tels que :} \quad \omega = P\Omega \quad L_{s\sigma} = L_s\sigma \quad \beta_s = \frac{M}{L_s} \quad \beta_r = \frac{M}{L_r}$$

III.5 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre, la modélisation du système d'énergie éolienne pour le diagnostic de défaillances de ce système au chapitre suivant. Dans un premier temps, nous avons présenté la modélisation de la turbine éolienne et la boîte de vitesse. Ensuite, nous avons étudié la modélisation du générateur asynchrone à cage d'écureuil et sous quelles hypothèses nous pouvons obtenir un modèle réel de la machine. En utilisant les lois de Kirchhoff nous avons détaillé le modèle mathématique du rotor à cage qui contient un grand nombre d'équations en fonction des résistances et des inductances des barres et de l'anneau de court-circuit, de plus en fonction des dimensions géométriques du rotor. Ce nombre d'équations requises pour représenter entièrement la machine est indépendant du nombre de barres rotoriques considéré et les équations résultantes ont une structure semblable à celle trouvée dans le modèle habituel d-q.

D'autre part, nous avons exposé une étude théorique de différents défauts qui nous intéressent dans ce travail concernant la cage d'écureuil d'une machine asynchrone. La rupture d'une barre rotorique et ses influences sur les comportements de la machine a été étudiée, de la même manière nous avons traité le modèle d'équations pour le cas de la cassure de deux barres adjacentes d'une part, et non adjacentes d'autre part, dans cette étape nous avons remarqué qu'il y a une différence entre les deux modèles au niveau des inductances propre et mutuelle des mailles concernées la cassure des barres. Par la suite nous avons généralisé ce modèle pour un grand nombre de barres cassées de telle sorte que le modèle reste valable pour n'importe quel nombre de barres cassées.

Finalement, nous avons présenté la transformation de Park généralisée pour N_r -phases au rotor ou bien N_r mailles rotoriques, qui permet de trouver un modèle simplifié du générateur dans le repère diphasé appelé repère (d, q). Ce modèle est exprimé en fonction de la résistance, l'inductance cyclique statoriques, et l'inductance mutuelle cyclique stator rotor indépendante du temps, et en fonction de la résistance et l'inductance équivalentes rotoriques.

CHAPITRE IV

ANALYSE ET TRAITEMENT NUMERIQUE DU COURANT STATORIQUE

IV.1. Introduction

Afin d'évaluer l'efficacité de quelques méthodes d'analyse et traitement numérique des signaux et d'intelligences artificielles décrites au deuxième chapitre pour le diagnostic de défauts de barres cassées du rotor à cage d'écuréuil d'un générateur asynchrone basé sur une turbine éolienne, nous allons au présent chapitre choisir et appliquer quelques méthodes d'analyse et traitement numérique des signaux telles que l'analyse au domaine temporel, l'analyse au domaine fréquentiel qui contient la transformée de Fourier rapide FFT, les méthodes PSD (méthodes non paramétriques, méthodes paramétriques, méthodes de haute résolution), la transformée de Hilbert, l'opérateur d'énergie Kaiser-Teager.

Parmi les méthodes d'intelligences artificielles que nous allons choisir est la technique de la logique floue. Les méthodes proposées ont été appliquées pour l'analyse du courant statorique d'un générateur asynchrone à cage d'écuréuil de 4 kW.

IV.2 RESULTATS D'APPLICATIONS

IV.2.1 Modèle de simulation

Notre étude comparative est effectuée pour les signaux du courant statorique obtenus par simulation à partir de trois générateurs asynchrones à cage d'écuréuil identiques, l'un normal (sain), le second avec une barre cassée, et le troisième avec deux barres cassées. Dans tous ces cas, les générateurs sont couplés à une turbine éolienne, qui s'agit en tant que source d'énergie mécanique, et dans l'autre côté, ces générateurs sont reliés à une charge électrique adéquate en parallèle avec un compensateur capacitif qui assure la puissance réactive nécessaire pour la magnétisation du rotor à cage d'écuréuil comme le montre la figure IV.1.

Cette méthodologie est appliquée pour l'analyse d'un modèle des signaux de courants statoriques de deux générateurs ayant des barres cassées (défaillants) par rapport à l'analyse d'un modèle de courants statoriques d'un générateur normal (sain).

Chaque signal capturé est échantillonné simultanément par une voie de 16 bits, une carte d'acquisition avec Bus de donnée PCI, Taux d'échantillonnage maximal : 200 kHz, ce signal est stocké directement dans une base de données. Nous avons traité et analysé ces données en utilisant le logiciel Matlab avec une fréquence d'échantillonnage de 10 kHz.

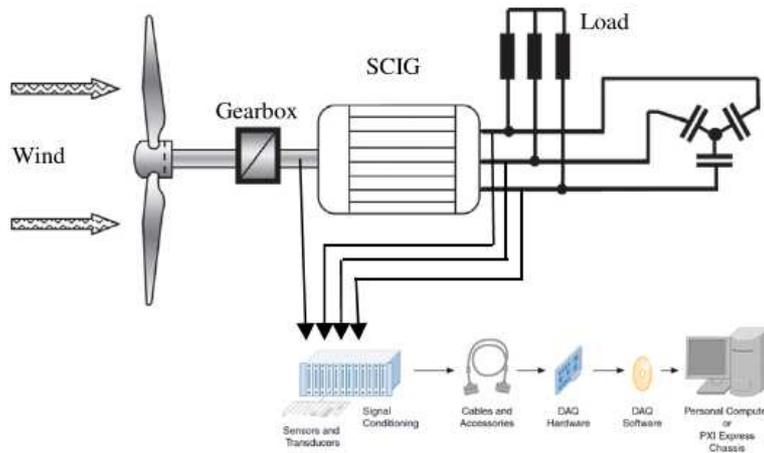
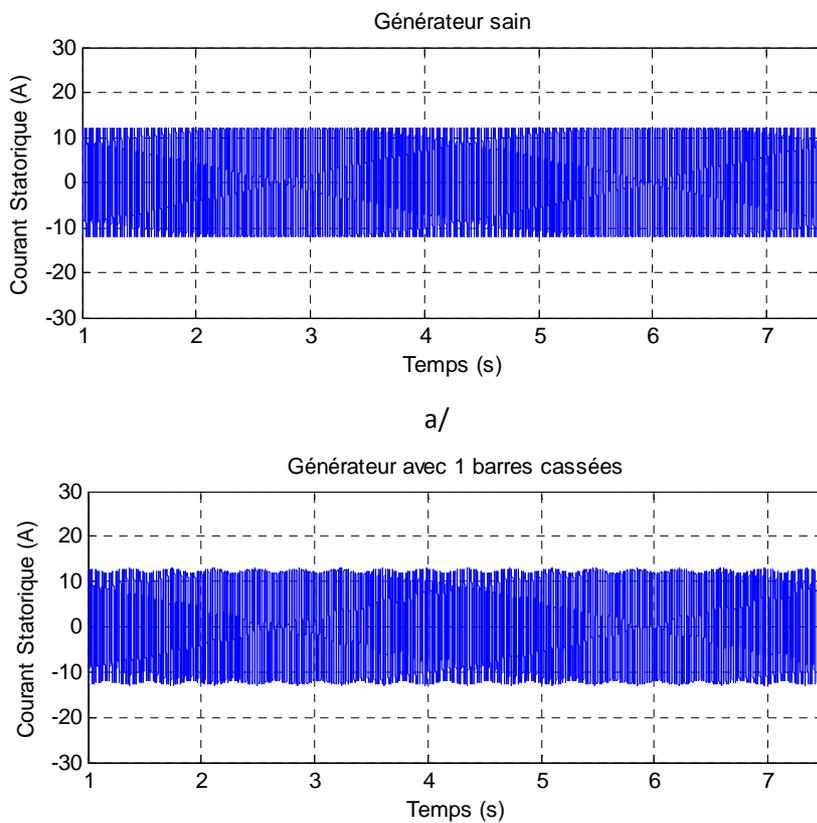


Figure IV.1: Modèle d'une Turbine éolienne basée sur un générateur asynchrone à cage d'écureuil
[145]

IV.2.2 Résultats du domaine temporel

Dans cette partie, nous allons présenter les résultats traités au domaine temporel des courants statoriques obtenues dans les mêmes conditions de fonctionnement de trois générateurs asynchrones à cage d'écureuil basés sur une turbine éolienne fonctionnant en charge nominale.



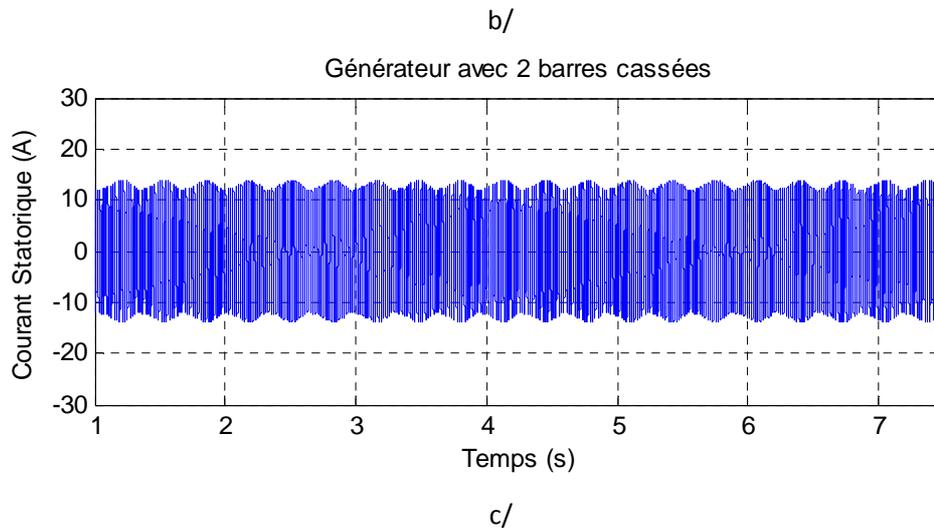


Figure. IV.2 : Résultats du domaine temporel

D'après la figure IV.2, il est visible que ces graphiques sont de types sinusoïdaux (a, b, et c) avec des ondulations au niveau des crêtes (b et c) en raison de nombreux problèmes tels que : l'asymétrie du stator et du rotor, le déséquilibre du rotor de la turbine éolienne qui provoque le déséquilibre de la boîte de vitesse, la saturation et les harmoniques d'espace des courants générés, le problème des encoches au niveau du stator et du rotor.

D'autre part, on peut voir clairement que les courants du stator qui représentent les générateurs défectueux avec des barres cassées sont plus oscillés que ceux qui représentent le générateur sain, ces résultats expérimentaux montrent que l'oscillation des courants statoriques est proportionnelle au nombre de barres cassées et avec les conditions de fonctionnement sous charge.

IV.2.3 Résultats du domaine fréquentiel

Les informations résultantes des graphiques du domaine temporel ne sont pas suffisantes, alors l'utilisation des méthodes d'analyse et traitement fréquentielle des signaux est obligatoire. Elles sont nombreuses ces méthodes qui nous aident à analyser le teneur spectral des grandeurs électriques et mécaniques capturées des générateurs électriques.

1) Transformée de Fourier rapide FFT

L'une des questions qui se pose pour la détection de défaut approprié est l'interprétation du signal. Le signal est composé d'ondes continues sinusoïdales à des fréquences différentes. Ces composantes seront d'une part provoquées par des différents défauts qui peuvent exister et des caractéristiques de la

charge. D'autre aspect à considérer est que la méthodologie doit être souple pour s'adapter aux différentes conditions de travail.

Pour reconstruire le signal original, la transformation de Fourier rapide (FFT) est utilisée. La FFT est un algorithme qui peut efficacement calculer la transformée de Fourier discrète (DFT). Cet algorithme a été créé en 1965 par JW Cooley et JW Tuckey.

Le calcul direct de la DFT comporte un certain nombre d'opérations proportionnel à N^2 (où N est le nombre d'échantillons) tandis que en utilisant la transformée de Fourier rapide du nombre d'opérations est proportionnel à $N\log_2(N)$. Cela réduit considérablement le temps de calcul de la transformée de Fourier discrète. Ce dernier (le temps de calcul) fait combiné avec la puissance de traitement accrue des ordinateurs fait la FFT devenir un outil fondamental dans de nombreuses disciplines.

Notons que pour appliquer correctement la transformée de Fourier rapide n'est pas nécessaire d'avoir une connaissance approfondie de l'algorithme. Au lieu de cela, il est important de comprendre la DFT et donc la FFT.

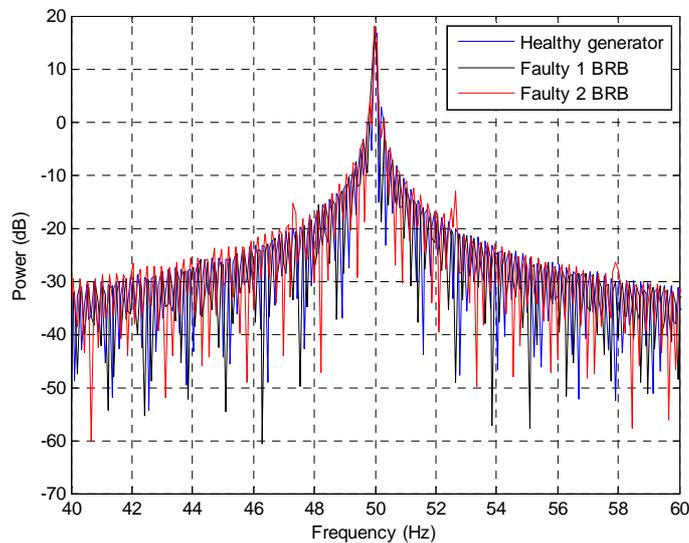


Figure. IV.3 : Résultats obtenus de la FFT

Pour tous les cas, la présence des harmoniques sur cette fréquence peut être vérifiée. En outre, il est important de dire qu'il y a une relation claire entre le nombre de barres cassées et l'amplitude relative des harmoniques (Figure IV.3). Il convient de noter que dans un défaut de rotor avec barres cassées, l'annulation survient s'il y a un déphasage de 180 degrés électriques entre deux barres cassées.

Cette méthode non seulement détecte la présence d'un défaut, mais permet également d'établir une tendance. Il est important pour déterminer si le générateur doit continuer à fonctionner ou si nécessaire à des services de maintenance (ce dernier est indispensable). D'un autre côté, c'est que la présence de défauts symétriques pourrait être un inconvénient pour détecter les barres cassées. Enfin, il est possible d'utiliser ce type de diagnostic au niveau industriel pour la détection de barres cassées dans les générateurs asynchrones à cage d'écurie.

2) Estimation de la densité spectrale de puissance PSD

On va analyser trois différentes méthodes de décomposition spectrale appliquées au courant statorique du générateur asynchrone à cage d'écurie pour détecter les barres cassées au rotor, ces méthodes sont basées sur des concepts différents de l'estimation spectrale de puissance: non paramétrique, paramétrique et décomposition en valeurs propres (hautes résolutions), respectivement. La capacité de résolution de fréquence, la variance et la détection sont différentes pour chaque procédé selon l'ensemble des paramètres utilisés. On y également en train de déterminer la méthode qui convient la meilleure à la mise en œuvre de systèmes automatisés de détection de défauts. L'évaluation est basée sur le courant échantillonné prise sur le prototype des générateurs fonctionnant en charge aux conditions défectueuses. L'effet des principaux paramètres de chaque méthode sur la capacité de détecter les défauts sont également évalués et comparés. La comparaison est effectuée compte tenu de la capacité à discriminer les fréquences de défauts liées au spectre de puissance correspondant. Différents types de fenêtres, la longueur de fenêtre, le chevauchement et la fréquence d'échantillonnage sont analysés et comparés.

✓ Les méthodes non paramétriques

Les estimations spectrales obtenues avec les méthodes non paramétriques : Périodogramme, Welch, et Multitaper sont représentées sur la figure IV.4 et le tableau IV.1. Les amplitudes PSD montrées dans le tableau IV.1 ont été normalisées en utilisant comme valeur de référence la densité spectrale de puissance du fondamental (50 Hz) exprimé en décibels. De cette façon, l'onde fondamentale a une amplitude de 0 dB. La densité spectrale de puissance pour la machine saine, pour celles avec une barre ou deux barres cassées sont présentés ensemble dans chaque tracé. Avant l'estimation PSD, les données ont été réparties en 3 segments de même longueur, et une fenêtre de Blackman-Harris a été appliquée avec chevauchement de 50% entre les segments. Ces paramètres définis sont avérés suffisants pour la détection de la fréquence correcte. Pas de procédure a été tentée de déterminer la valeur optimale de la

longueur du segment et le type de fenêtre appliquée. L'ensemble des paramètres utilisés représente un compromis entre la réduction de la variance et de la résolution de fréquence. Pour certains types de fenêtres, comme par exemple, la fenêtre triangulaire et la fenêtre Bartlett, il n'était pas possible de détecter les fréquences de défauts. En considérant le glissement de pleine charge appliquée aux trois générateurs d'essai, les fréquences d'intérêt données par l'équation $(1 \pm 2kg)f_s$ sont d'environ 47,3 et 52,7 Hz. Pour le premier cas, les crêtes de la PSD aux fréquences de défaut peuvent être clairement reconnues dans la Figure. IV.4 et le tableau IV.1, de même pour un générateur considéré comme sain, des composantes de faible amplitude apparaissent près des fréquences de défauts. Cela se produit parce que le processus d'injection en alliage d'aluminium dans certaines conditions d'irrégularité dans la section transversale des barres rotoriques [145].

Tableau IV.1 : Les composantes de fréquences liées aux défauts en décibels

Méthodes PSD	Periodogram (Blackman-Harris)		Covariance		MUSIC	
Fréquence (Hz)	47.4	52.6	47.4	52.6	47.4	52.6
Générateur sain	-49.21	-49.59	-32.61	-32.44	-73.23	-74.61
Défectueux (1 Barre)	-44.03	-41.11	-20.77	-18.36	-45.45	-36.18
Défectueux (2 Barres)	-35.12	-33.83	-4.93	-6.81	-39.77	-36.99

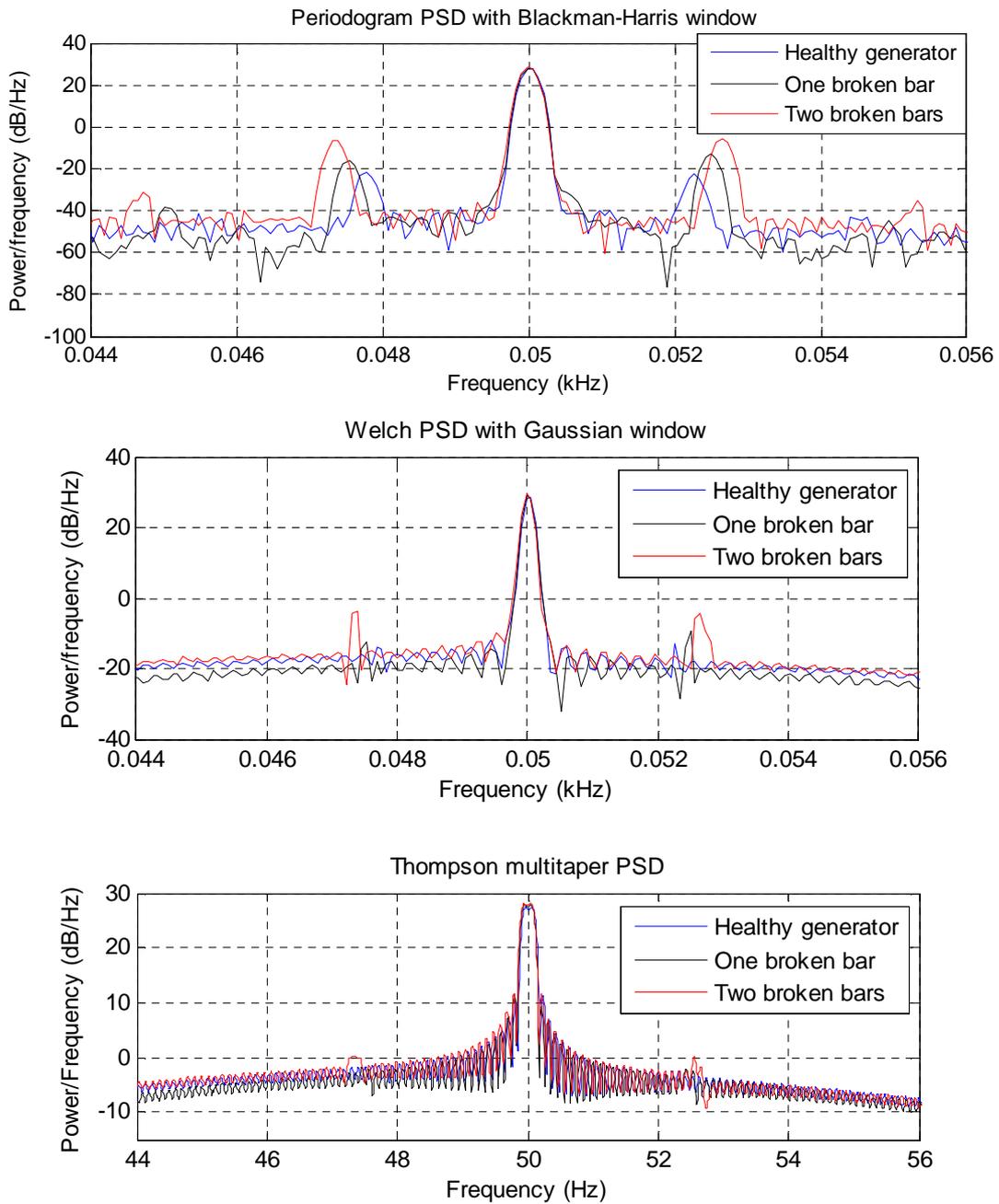


Figure. IV.4 : Résultats obtenus des méthodes non paramétriques

Cette asymétrie intrinsèque dans les conducteurs du circuit rotorique conduit aux petites différences dans la résistance des barres rotoriques, qui peuvent être considérées comme un défaut dans une certaine mesure. Les courbes de la PSD montrent également un décalage dans les fréquences de défauts comme la sévérité des augmentations de défaut. Ceci peut être expliqué en considérant que le couple de l'arbre est maintenu constant pendant l'essai. Avec des barres rotoriques cassées le générateur

fonctionne à un glissement légèrement plus élevée pour produire les mêmes performances. Il est intéressant de souligner que le fonctionnement à vide est normalement une condition très défavorable pour détecter les défauts naissants, étant donné que faible glissement du rotor conduit à des composantes très proches de la fréquence fondamentale. Pour l'ensemble des paramètres choisis, les méthodes non paramétriques pourraient détecter correctement les défauts naissants. En outre, l'amplitude des composantes de fréquences liées aux défauts augmente avec la sévérité du défaut. On peut enfin remarquer que dans le cas de deux barres cassées, les composantes de défaut de second ordre, obtenues avec $k = 2$ dans l'équation $(1 \pm 2kg)f_s$, apparaissent dans la PSD sur les fréquences 44,7 et 55,3 Hz.

✓ Les méthodes paramétriques

Les méthodes paramétriques ont été appliquées aux mêmes conditions que pour les méthodes non paramétriques, et les résultats peuvent être vus dans la figure IV.5 et le tableau IV.1. Ces méthodes n'emploient pas le fenêtrage de données, mais la longueur du segment et l'ordre du modèle, qui sont des paramètres principaux. Un certain nombre de différentes combinaisons pour ces deux paramètres ont été essayées. Pour ces méthodes, il est possible de déterminer l'ordre du modèle selon des critères pour réduire au minimum l'influence de bruit. Cependant, aucun de ces critères n'a été appliqué au cas actuel, étant l'ordre du modèle déterminé basé sur une approche pratique de test et erreur. Il a été observé que les fréquences de défaut du rotor peuvent seulement être détectées pour des ordres du modèle élevés. Pour le cas considéré, aucune fréquence de défaut n'apparaît dans la gamme 50-70 Hz si l'ordre du modèle est inférieur à 2000. Pour l'ordre du modèle supérieure à 3000 le problème connu de scinder en ligne et les composantes de fréquences parasites commencent à apparaître dans la PSD. La question la plus importante pour l'utilisation pratique de ces méthodes est le bon choix de l'ordre du modèle, qui est également influencée par l'état de charge du générateur et le bruit. Pour une utilisation dans les systèmes automatisés de détection des défauts de ce fait impose de graves difficultés pour l'ajustement de l'ensemble des paramètres [146].

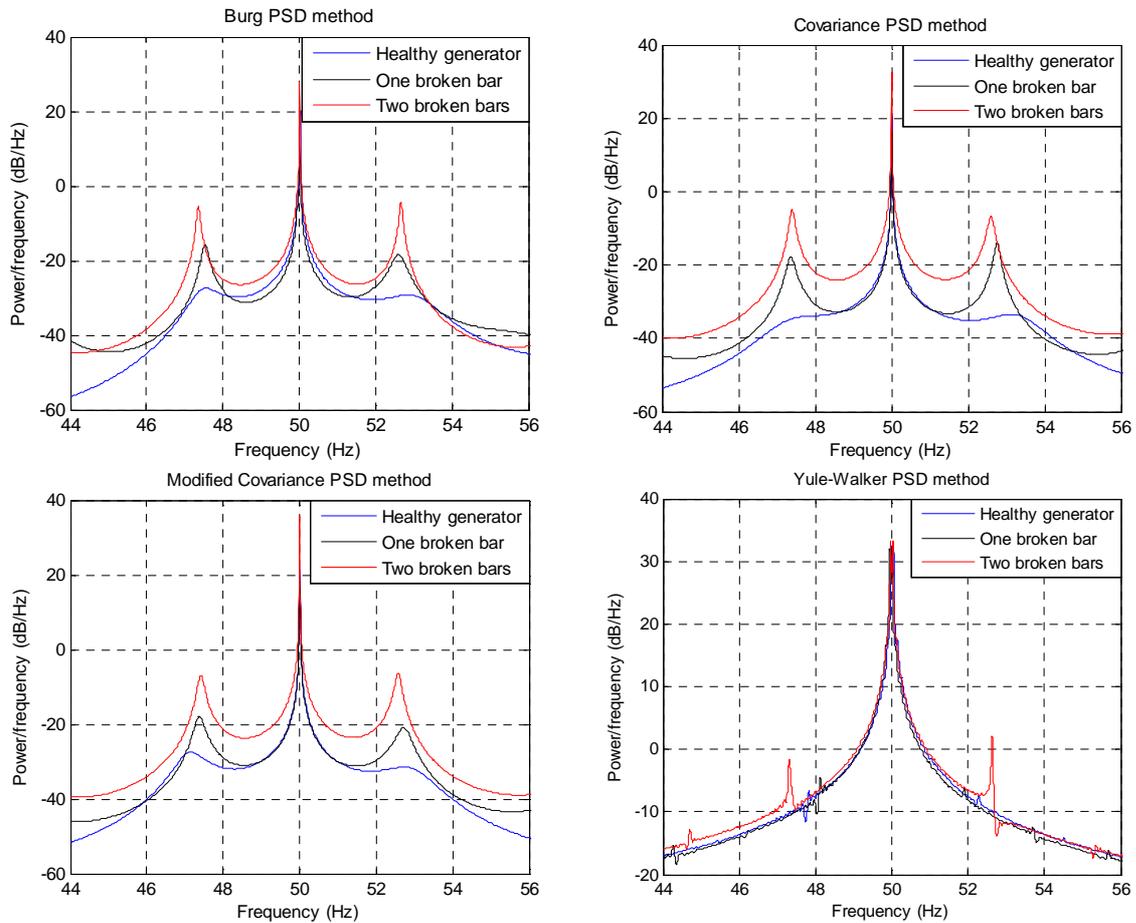


Figure. IV.5 : Résultats obtenus des méthodes paramétriques

D'autre part, pour un fonctionnement en charge les composantes de défaut peuvent être clairement reconnues à l'ordre du modèle ci-dessus 900. Les composantes principales de défauts, à gauche et à droite de la fréquence fondamentale, ont des pics forts et la détection de l'état du défaut est très facile avec l'ordre du modèle correct. Pour toutes les conditions de fonctionnement l'amplitude de fréquences liées aux défauts augmente avec l'augmentation de la charge. Enfin, à partir des mesures pratiques, on peut conclure que la performance des méthodes paramétriques est meilleure que celles des méthodes non paramétriques pour l'état de charge supérieure à 50% et le pire pour l'état de charge moins de 50%.

✓ **Les méthodes de décomposition en valeurs propres**

Ces méthodes également connues sous le nom méthodes de haute résolution ou de superbe résolution telle que : la méthode de MUSIC (Multiple Signal Classification) qui a été appliquée pour les signatures du courant statorique de nos trois générateurs fonctionnant en charge. Il a été observé que les

fréquences de défaut ne peuvent être détectées lorsque le modèle (nombre de sinusôides dans le signal) est très élevé. Dans ce cas, le temps de traitement est très long, ce qui rend ces méthodes dans la pratique mieux adaptées pour des systèmes de détection de défaut hors ligne. Toutefois, l'ordre du modèle et le temps de traitement peut être réduit en utilisant les techniques du filtrage et la décimation de fréquence. Les données échantillonnées sont divisées en segments de taille égale. Chaque segment a une longueur 6000 points et un chevauchement de 50% entre les segments. En outre, une fenêtre rectangulaire également a été appliquée pour chaque segment avant l'estimation du pseudo spectre. Dans tous les cas décrits un modèle d'ordre 500 a été utilisé. Cet ensemble de paramètres représente un compromis entre la résolution de la fréquence et la réduction de la variance. Les résultats sont résumés dans la figure IV.6 et dans le tableau IV.1. Il convient de rappeler que les méthodes de décomposition en valeurs propres sont utilisées principalement pour la détection des fréquences présentes dans le signal échantillonné. Par conséquent, les amplitudes représentés dans cette figure ne sont pas les mêmes que celles indiquées dans les deux méthodes précédentes [145].

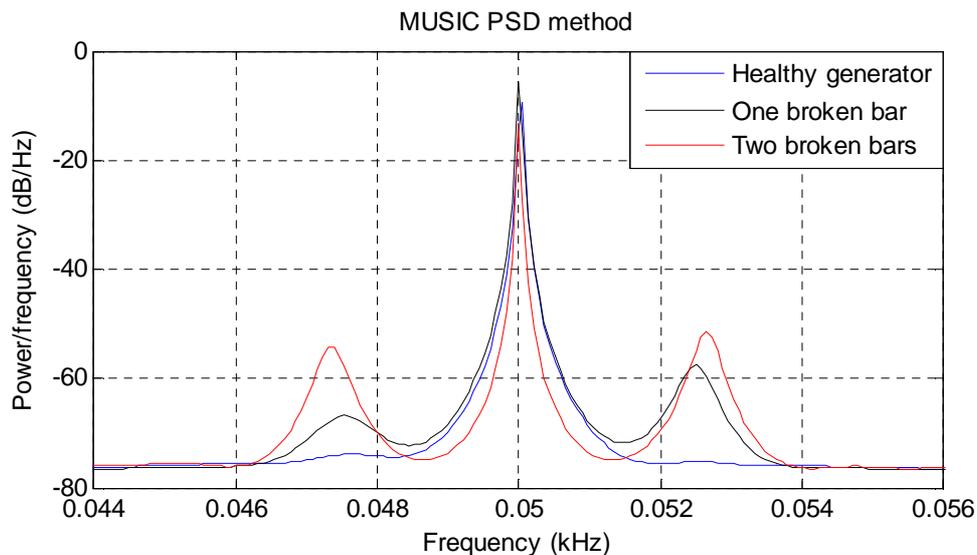


Figure. IV.6 : Résultats obtenus de la méthode de MUSIC

Pour un ordre de modèle entre 200 et 1000, il n'y a pratiquement aucune différence dans le pseudo spectre obtenu. D'autre part le type de fenêtre utilisé a une forte influence étant la meilleure performance obtenue avec une fenêtre rectangulaire. Pour le cas de fonctionnement en charge, les pics des composantes 47,7 et 52,3 Hz peuvent être observées dans le pseudo spectre, qui révèle la présence de ces composantes, en particulier pour les défauts graves (2 barres cassées). Toutefois, dans le cas d'une barre cassé aucune discrimination claire des fréquences de défauts n'est possible. L'utilisation de

ces méthodes pour des conditions de faible charge doit être faite avec soin. Un avantage important de ces méthodes, apparent de la figure IV.6, qu'il est conduit à un spectre estimé très propre et plane (sans bruit) dans les régions où les fréquences du signal sont faibles. Cela rend très approprié pour les systèmes automatisés de détection de défauts basés sur le balayage du pseudo spectre.

IV.2.4 Résultats de la transformée de Hilbert

La méthode proposée repose sur l'analyse de la variation de $I_{Hilbert}$. Ses spectres, dans les trois cas présentés dans le tableau IV.2 et la figure IV.7. Les données précédentes du courant des trois générateurs ont été transformées avec la transformée de Hilbert, puis après avoir été analysées par estimation de la densité spectrale de puissance PSD. Les spectres $I_{Hilbert}$ de chaque générateur sont illustrés dans la figure suivante [147]:

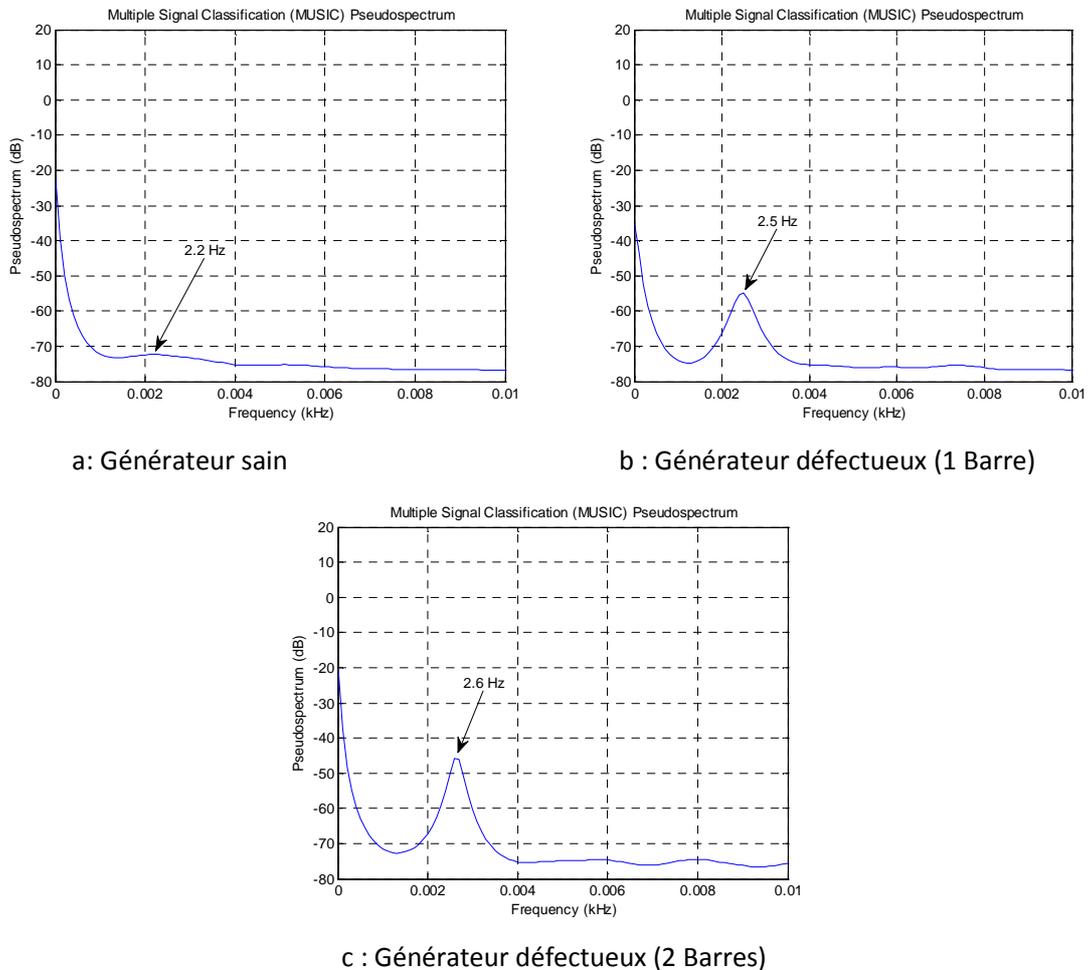


Figure. IV.7 : Spectre du courant de phase basé sur la transformée de Hilbert

Tableau IV.2 : Bandes latérales des fréquences de défauts

Generator condition	Speed (rpm)	Slip (%)	$f_0=2sf_s$ (Hz)	$f_s\pm 2sf_s$ (Hz)
Générateur sain	1533	2.2	2.2	47.8 52.2
Défectueux (1Barre)	1538	2.5	2.5	47.5 52.5
Défectueux (2Barres)	1539	2.6	2.6	47.4 52.6

A partir des résultats de la figure IV.7, les conclusions suivantes peuvent être tirées.

- La méthode proposée identifie clairement la fréquence associée au défaut de la barre brisée, couvrant la plage de pleine charge nominale de trois générateurs identiques. La composante de la fréquence fondamentale a été complètement éliminée dans ces spectres.
- La fréquence cible est détectée comme une valeur unique située dans le spectre de $I_{Hilbert}$ précisément à sa valeur attendue; au lieu d'un couple de valeurs relatives à la fréquence fondamentale, comme dans la méthode classique MCSA.

La méthode proposée est capable d'éliminer l'influence du signal fort à la fréquence du générateur, dont les lobes secondaires peuvent enterrer les signaux cibles associés aux défauts du rotor. Ceci a été accompli simplement en générant un nouveau signal, $I_{Hilbert}$, à partir d'un seul courant de phase mesuré.

Une transformée de Hilbert est utilisée pour préparer notre signal de courant de phase pour un traitement de signal supplémentaire en créant une quadrature de ce signal. Presque tout le traitement de signal numérique utilisé dans la détection et le diagnostic de défauts est basé sur la prise de la quadrature du signal et l'utilisation du signal original pour effectuer un peu de magie dans le traitement du signal en aval. La transformée de Hilbert est un pion sur l'échiquier du traitement du signal, un chevalier si nous sommes généreux.

Grâce à l'étude précédente de la transformation de Hilbert, cette transformation est hautement non locale, et tous les échantillons de signal sont nécessaires pour calculer la transformée de Hilbert à chaque point d'échantillonnage unique. Le calcul de la transformée de Hilbert d'un courant échantillonné nécessite le traitement d'une FFT directe et d'une FFT inverse, avec un coût de calcul $O(N \log N)$, où N est le nombre d'échantillons. Cette méthode n'a pas une grande complexité de calcul dans d'autres méthodes, et elle est capable d'identifier le type et le nombre de défauts présents sur le rotor, et également appropriée pour les implémentations en temps réel.

IV.2.5 Résultats de l'opérateur d'énergie Teager Kaiser DESA-2

La méthode proposée repose sur l'analyse de la variation de $i_{TK}(t)$. Les données sur les courants des générateurs ont été préalablement transformées à l'aide de l'opérateur d'énergie Teager Kaiser, puis elles ont été analysées sur la base de l'estimation de la densité spectrale de puissance PSD. Les spectres $i_{TK}(t)$ de chaque générateur parmi les trois cas qui sont présentés dans le tableau IV.3 et les figures IV.8 et IV.9, pour deux gammes de fréquences différentes de 0-10 Hz et de 90- 110 Hz respectivement [148].

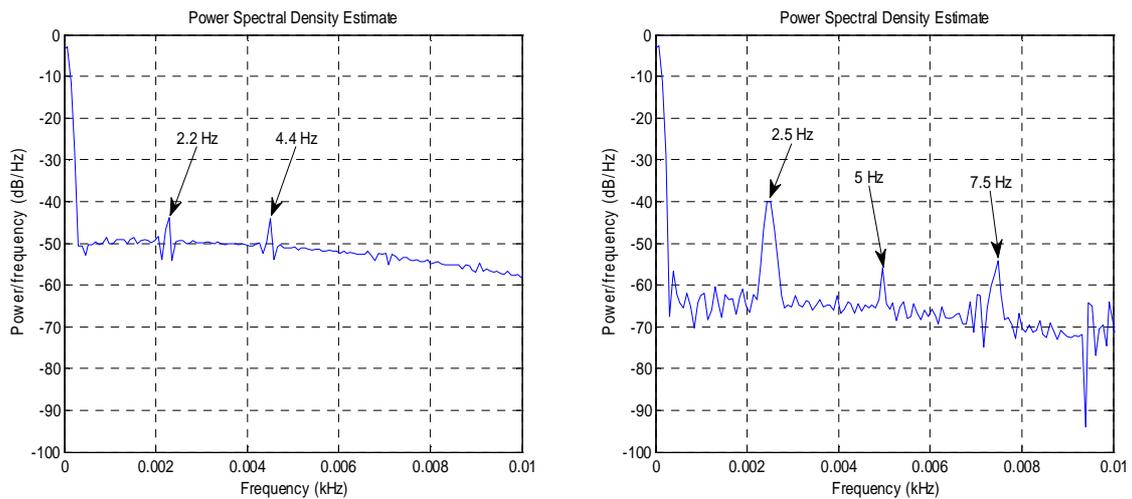
Tableau IV.3: bandes latérales de défaut du rotor

	K	Sain	Défectueux (1 Barre)	Défectueux (2 Barres)
$f_0=2kgf_s$ (Hz)	1	2.2	2.5	2.6
	2	4.4	5	5.2
	3	-	7.5	7.8
$f_s \pm f_0$ (Hz)	1	47.8 52.2	47.5 52.5	47.4 52.6
	2	-	45 55	44.8 55.2
	3	-	42.5 57.5	42.2 57.8
$2f_s \pm f_0$ (Hz)	1	97.8 102.2	97.5 102.5	97.4 102.6
	2	-	95 105	94.8 105.2
	3	-	92.5 107.5	92.2 107.8

La figure IV.8 montre les spectres de fréquence du signal proposé $i_{TK}(t)$ dans la gamme de fréquences 0-10 Hz, dans le cas d'un générateur sain de la Figure IV.8 (a), une faible amplitude des composants $f_0=2kgf_s$ peut être observé avec la même démonstration mentionnée précédemment, et dans le cas d'un générateur défectueux avec une et deux barres brisées, les composants $f_0=2kgf_s$ sont clairement représentés sur les figures IV.8 (b) et (c) respectivement qui ont des amplitudes importantes. En raison de l'absence de la fréquence fondamentale, une échelle linéaire au lieu d'une échelle logarithmique peut être utilisée pour l'axe vertical, améliorant grandement la lisibilité du graphique.

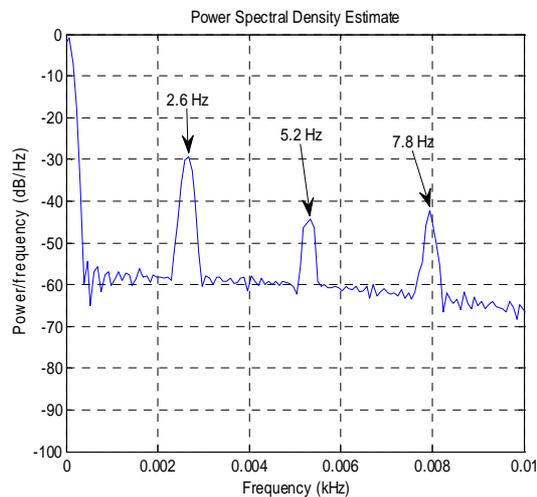
L'analyse spectrale du signal de courant proposé $i_{TK}(t)$ avec la gamme de fréquences 90-110 Hz est illustrée sur la figure IV.9, les composantes $2f_s \pm f_0$ avec différence de $2\beta \ll 1$ ont des amplitudes inférieures à celles obtenues dans le premier terme correspondant aux composantes $f_0=2kgf_s$ pour tous les cas des trois générateurs.

Comme prévu, la méthode présentée identifie avec précision la fréquence associée au défaut de la barre brisée, couvrant la gamme moyenne des conditions de charge. La composante de la fréquence fondamentale a été supprimée dans ce spectre. De plus, la fréquence cible est détectée dans le spectre du signal proposé $i_{TK}(t)$ précisément à sa valeur attendue $f_0=2kgf_s$ et $2f_s \pm f_0$, au lieu des bandes latérales de la composante fondamentale du courant, comme dans la méthode MCSA classique.



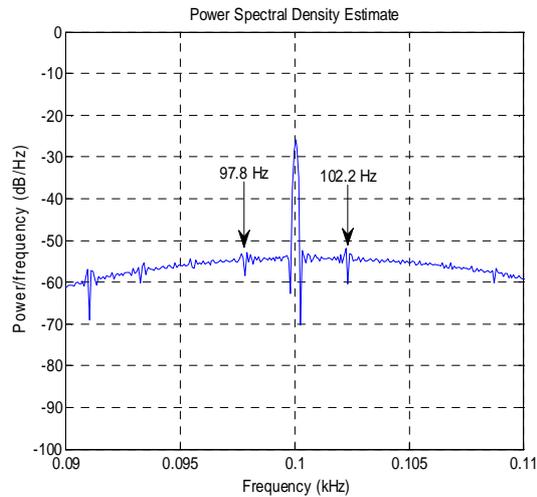
a: Générateur sain

b: Générateur défectueux (1 Barre)

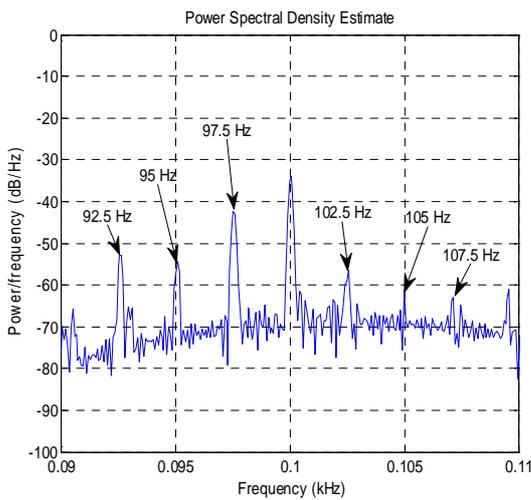


c: Générateur défectueux (2 Barres)

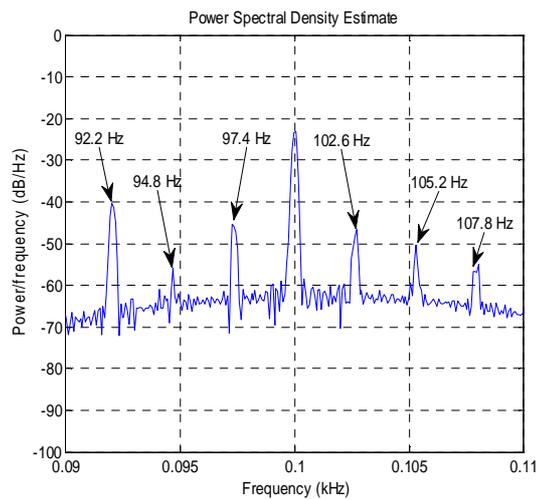
Figure IV.8: Spectre de $i_{TK}(t)$ basé sur le TKEO dans la gamme de fréquence 0-10 Hz



a: Générateur sain



b: Générateur défectueux (1 Barre)



c : Générateur défectueux (2 Barres)

Figure IV.9: Spectre de $i_{TK}(t)$ basé sur le TKEO dans la gamme de fréquence 90-110 Hz

Le TKEO est un algorithme de calcul simple, localisé dans le temps et capable, sous des contraintes appropriées, de suivre l'amplitude et la fréquence instantanées du signal. En outre, DESA-2 offre une faible complexité de calcul, ce qui a prouvé que dans le cas d'un signal d'amplitude constante et de phase linéaire, il n'y a pas d'erreur d'approximation.

Le but de cette étude est d'utiliser une méthode récente de traitement du signal pour la surveillance de l'état d'une barre brisée du rotor d'un générateur asynchrone à cage basé sur une turbine éolienne. Le

TKEO est un algorithme de suivi d'énergie, combiné avec l'algorithme de séparation d'énergie DESA-2, il peut être utilisé pour estimer la fréquence instantanée et l'enveloppe d'amplitude d'un signal. Il a été montré que le TKEO a les avantages de haute résolution et de faibles exigences de calcul en tant qu'algorithme en comparaison avec d'autres algorithmes tels que; l'algorithme basé sur la transformée de Hilbert et DESA-2, mais il présente l'inconvénient de l'incapacité d'estimer des fréquences supérieures à 1/4 de la fréquence d'échantillonnage. Dans le cas du traitement du signal des données du courant statorique de l'éolienne, les données utilisées ont été prises à la fréquence d'échantillonnage de 10 kHz, ce qui n'a pas été prouvé suffisamment élevé. Malgré le fait que dans ce cas particulier, le TKEO n'a pas réussi à estimer les composantes fréquentielles spécifiques du signal qui étaient importantes pour la surveillance de l'état de défauts de barres cassées, cette méthode peut être utilisée avec succès, à condition que les mesures soient prises aux fréquences d'échantillonnage qui pouvant satisfaire les besoins de l'algorithme ou en utilisant différentes méthodes d'approximation pour estimer la fréquence instantanée, donnant ainsi des expressions trigonométriques appropriées, par exemple des méthodes similaires à l'algorithme DESA-1 peuvent être utilisées pour accomplir les bonnes performances du TKEO et pour surmonter les inconvénients rencontrés lors de son application dans les conditions et situations précitées. Dans ce cas, le TKEO pourrait être une bonne alternative aux autres méthodes temps-fréquence, offrant une résolution plus élevée et une complexité de calcul beaucoup plus faible.

IV.2.6 Résultats du système de la logique floue

1) Variables linguistiques

Les principaux outils du système de la logique floue sont les variables linguistiques. Leurs valeurs sont des mots ou des phrases dans un langage naturel ou artificiel, pour présenter une manipulation systématique significative de concepts mystérieux et non explicites. Dans le cas de l'analyse des défauts de barres cassées, la sortie est l'ensemble de termes $T(CG)$, l'interprétation de la condition du générateur, 'CG', en tant que variable linguistique, pourrait être $T(GC) = \{\text{Sain (H)}, \text{défectueux (F)}, \text{sévère défectueux (SF)}\}$. Les variables d'entrée sont les amplitudes de la bande latérale gauche $LA(fbb)$ et de la bande latérale droite $RA(fbb)$ qui sont interprétées comme des variables linguistiques, avec l'ensemble de termes $T(Q) = \{S(\text{Petite}), M(\text{Moyenne}) \text{ et } B(\text{Grande})\}$.

Où $Q = LA(fbb), RA(fbb)$ respectivement.

2) Fonctions d'appartenance floue (Fuzzification)

Les données du signal d'origine peuvent être converties en données floues pour une meilleure manipulation sur la base de certaines fonctions d'appartenance qui sont les fonctions trapézoïdales de notre étude. Le tableau VI.4 contient les valeurs de la fonction d'appartenance en sortie floue et la condition du générateur correspondante pour les défauts de barres cassées.

Les règles floues et les fonctions d'appartenance sont structurées en surveillant le jeu de données. Il est nécessaire de mieux connaître les données du courant de phase, il est donc nécessaire de fournir des fonctions d'appartenance pour toutes les variables d'entrée et de sortie. Pour la détection et le diagnostic des défauts, les courants de phase et leur traitement numérique du signal DSP sont transformés en valeur floue et sont considérés comme des entrées. Par la suite, les sorties sont estimées par système d'inférence à logique floue à l'aide de la base de connaissances.

3) Base de règles

La section principale de la détection de défaut utilisant le système de la logique floue est la structure de base des règles [149]. L'acquisition de connaissances commence par la conversion du raisonnement humain concernant les états des générateurs en une base de règles. Sur la base du diagnostic des défauts à l'aide de la technique PSD (avec la boîte à outils Matlab), un ensemble flou de 10 règles a été créé, y compris le système d'inférence à logique floue. En ce qui concerne les variables d'entrée, les lettres S(Petite), M(Moyenne) et B(Grande) ont été utilisées plus haut. Pour les conditions du générateur (CG) Sain, défectueux, et sévère défectueux.

4) Défuzzification

Pour l'étape de défuzzification, la valeur de la variable linguistique de sortie déduite par les règles floues sera transformée en valeur discrète. L'objectif est d'obtenir une valeur numérique unique qui exécute le mieux les valeurs floues inférées de la variable linguistique de sortie, à savoir les possibilités de distribution [149]. De ce fait, la défuzzification est la transformation inverse qui transforme la sortie du domaine flou en un domaine numérique. Le tableau VI.4 montre la plage des variables de sortie.

5) Interprétation des résultats

Pour vérifier l'efficacité du système de la logique floue, plusieurs tests ont été effectués dans différentes conditions des générateurs étudiés avec une charge adéquate: un rotor sain, une barre brisée, deux barres brisées, et plus de 3 barres brisées (cas exceptionnel dans cette section) selon leurs spectres donnés dans la figure VI.10. Premièrement, nous avons masqué tous les générateurs pour connaître l'état du rotor, deuxièmement, nous avons classé et testé chaque générateur sans aucune information sur l'état du rotor.

Tableau IV.4 : Gamme des Variables de Sortie.

Gamme	État du Générateur	Nombre de Barres Brisées
$0 \leq \text{Sortie} \leq 0.125$	Sain (H)	0
$0.125 \leq \text{Sortie} \leq 0.375$	Défectueux (F)	1 ou 2
$0.375 \leq \text{Sortie} \leq 1$	Sévère Défectueux (SF)	3 ou plus

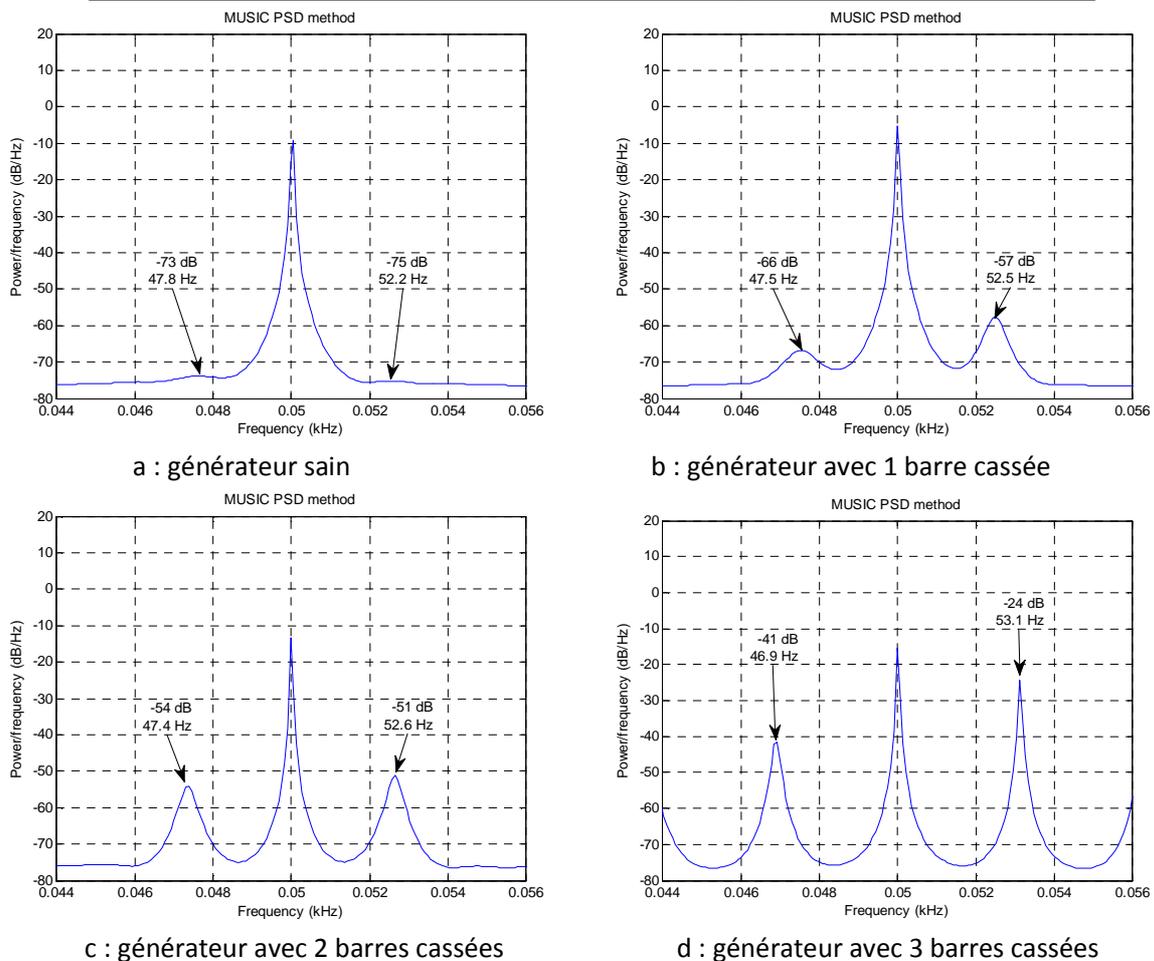


Figure IV.10 : Résultats spectraux des courants

La figure IV.11 et le tableau IV.5 présentent les résultats du système de la logique floue de chaque cas de diagnostic des quatre générateurs (valeur normalisée et réelle) [149].

La simulation dans le logiciel MATLAB, nous donne la vue d'ensemble des 10 règles implémentées et le résultat de la figure IV.11 (a) et la première rangée du tableau IV.5 avec une seule valeur numérique normalisée égale à 0.25 pour le premier générateur masqué, qui comprend dans la gamme $0.125 \leq \text{sortie} \leq 0.375$ (tableau IV.4 - gamme des variables de sortie), donc ce résultat indique que l'état du rotor est défectueux (F).

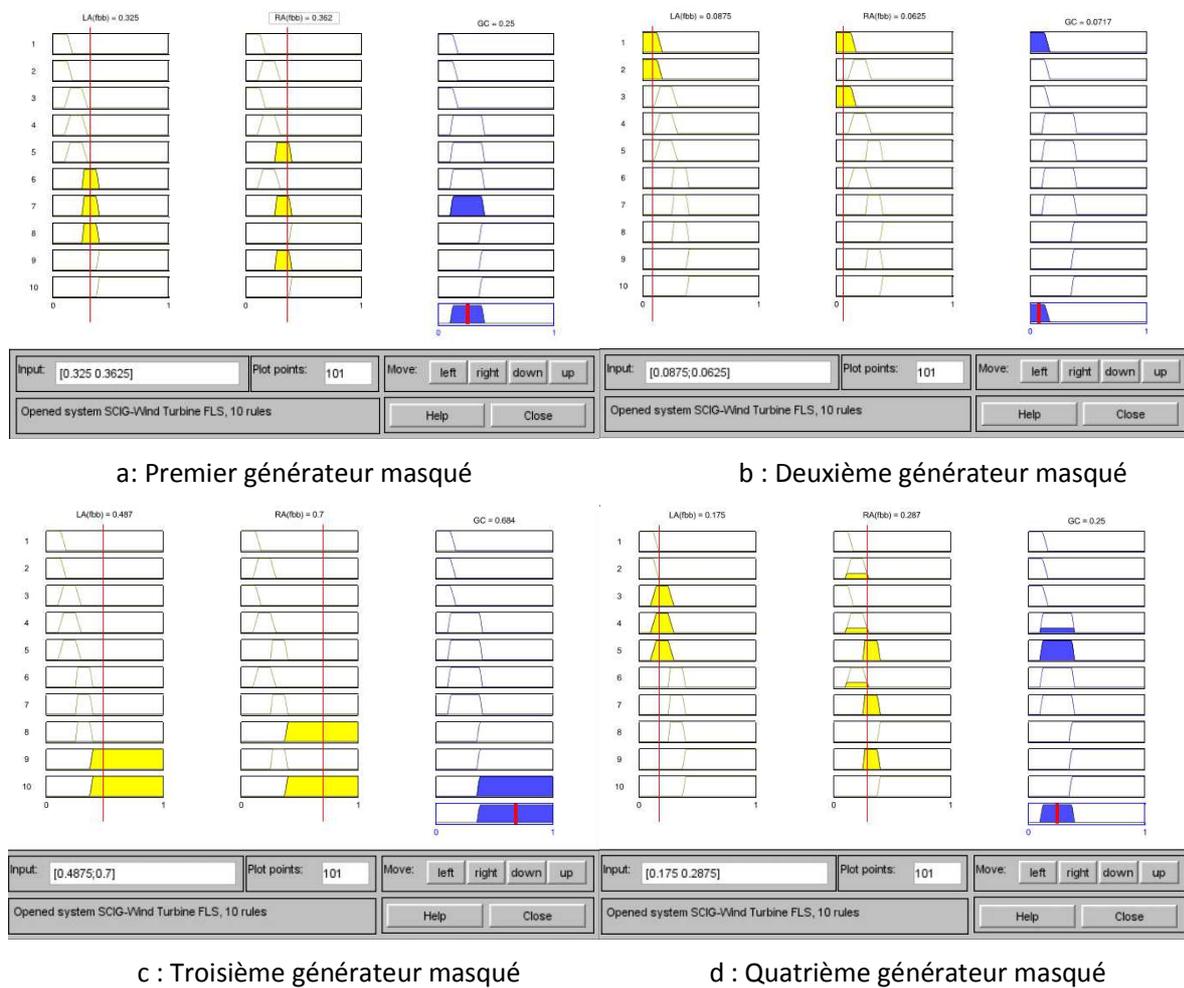


Figure IV.11 : Résultats du système de la logique floue

Tableau IV.5 : Résultats de Diagnostic du système de la logique floue.

<i>Generator</i>	<i>LA(f_{bb})</i>	<i>RA(f_{bb})</i>	<i>Speed</i>	<i>Condition</i>
1	-54 dB (0.325)	-51 dB (0.3625)	1539	F (0.25)
2	-73 dB (0.0875)	-75 dB (0.0625)	1533	H (0.0717)
3	-41 dB (0.4875)	-24 dB (0.7)	1547	SF (0.684)
4	-66 dB (0.175)	-57 dB (0.2875)	1538	F (0.25)

La figure IV.11 (b) et la deuxième rangée du tableau IV.4 montrent le résultat du deuxième générateur. La simulation dans le logiciel MATLAB donne la vue d'ensemble de toutes les 10 règles implémentées et le résultat avec une seule valeur numérique discrète normalisée égale à 0,0717, qui inclut dans la gamme $0 \leq \text{sortie} \leq 0,125$ (tableau IV.4 - gamme des variables de sortie), ce résultat indique que l'état du rotor est sain (H).

La figure IV.11 (c) et la troisième rangée du tableau IV.4 sont obtenues en simulation sous Matlab, montrent le résultat du troisième générateur. L'analyse est faite sur 10 règles ayant comme résultat une seule valeur numérique discrète normalisée égale à 0,684 situant dans l'intervalle $0,375 \leq \text{sortie} \leq 1$ (tableau IV.4 - gamme des variables de sortie). En outre ce résultat nous renseigne sur l'état du rotor est fortement défectueux (SH).

Les mêmes constatations peuvent être signalées sur la figure IV.11 (d) et la quatrième rangée du tableau IV.5 (où la simulation a été effectuée dans les mêmes conditions à savoir 10 règles. La valeur obtenue est 0.25 est incluse dans l'intervalle $0.125 \leq \text{sortie} \leq 0.375$. Ce résultat montre que l'état du rotor est défectueux (F).

IV.3 Conclusions

Dans ce chapitre les méthodes PSD ont été appliquées pour la détection de défauts de barres cassées dans une turbine éolienne basée sur des générateurs asynchrones à cage d'écureuil. Les résultats montrent que pour les conditions de charge, les méthodes PSD fonctionnent mieux que la méthode FFT. Cependant, dans ces spectres, l'effet de bruit est plus évident et les longs enregistrements de données sont nécessaires pour distinguer clairement les fréquences de défaut. Pour ces méthodes, les pics aux fréquences de défaut sont plus évidents et dépendent fortement du bon choix de leurs paramètres. La transformée de Hilbert de l'amplitude spectrale du courant statorique est utilisée pour détecter la présence de tout défaut dans le rotor. La méthode proposée a été justifiée analytiquement et validée

avec des résultats de simulation obtenus à partir d'une éolienne industrielle avec une et deux barres brisées.

Le TKEO a été utilisé comme prétraitement du signal de courant de phase, avec pour objectif principal d'assurer sa démodulation précise et la suppression du composant fondamental avant l'application de la PSD, avec un coût de calcul très faible. De cette manière, les composants de défaut peuvent être facilement et précisément détectés dans le spectre résultant, même dans des conditions critiques dans lesquelles la méthode MCSA conventionnelle peut échouer. Cependant, dans cette section, une autre caractéristique utile de TKEO, qui est liée à son comportement lors du traitement des données impulsives est introduite. Le TKEO peut également être utilisé en post-traitement des spectres utilisés pour le diagnostic des défauts. Dans ce cas, il agit comme un filtre et un amplificateur non linéaire, dépendant du signal. Ainsi, dans la méthode proposée, le TKEO est appliqué non seulement en tant que préprocesseur pour démoduler le signal de défaut avant son analyse spectrale, mais également en tant que post-processeur pour améliorer le SNR du spectre obtenu.

Le système de surveillance de l'état basé sur la logique floue a été amélioré et expérimenté. Une technique de diagnostic utilisant la logique floue pour décider de la condition d'état des générateurs asynchrones à cage d'écureuil a été présentée. Afin d'obtenir un diagnostic efficace, les composantes d'amplitudes fréquentielles (amplitudes gauche et droite) du courant de phase du spectre sont les entrées du système de la logique floue, qui les transforment en variables linguistiques de sous-ensembles flous et des fonctions d'appartenance correspondantes. La sortie de ce système de la logique floue correspond aux états de nos générateurs. Les résultats obtenus à partir de ce système de la logique floue sont performants et prometteurs permettant ainsi de détecter les problèmes de barres cassés au rotor.

Conclusion générale

En raison de leur robustesse d'utilisation dans diverses turbines éoliennes, les générateurs asynchrones à cage d'écureuil nécessitent un diagnostic rapide et un peu précoce de leurs dangereuses défaillances qui affectent le rendement et les performances de l'éolienne. Les travaux de recherche exposés dans ce travail se basent essentiellement sur l'étude théorique et l'application des techniques de diagnostic des défauts de type cassure de barres au niveau du rotor. Le grand défi dans ce modeste travail était l'utilisation parfaite et efficace de ces techniques de diagnostic à base de signal du courant statorique.

Cette thèse a étudié quelques méthodes de traitement des signaux utilisées pour la surveillance de l'état et le diagnostic des défauts (SÉDD) des turbines éoliennes (TÉs). Les fonctions, capacités et limitations de ces signaux et techniques de traitement du signal pour la SÉDD des TÉs ont été discutées et comparées. La SÉDD des TÉs ont reçu de plus en plus d'attention au cours de la dernière décennie. Par conséquent, la plupart des turbines éoliennes modernes sont équipées de certains systèmes intégrés de surveillance de l'état interfacés avec les opérateurs via des systèmes de contrôle de supervision et d'acquisition de données.

La majorité des systèmes de surveillance de l'état disponibles dans le marché utilisent principalement des signaux de vibration mesurés à partir des pales du rotor des TÉs et des composants clés de la transmission, tels que la boîte de vitesses, le palier principal et le générateur. Plusieurs systèmes de surveillance de l'état utilisent uniquement la surveillance des débris pétroliers. Les signaux de vibration sont généralement traités avec l'analyse d'enveloppe, l'analyse de fréquence FFT et les méthodes d'analyse de domaine temporel pour la SÉDD des TÉs. D'autres méthodes, telles que l'analyse par ondelettes et la transformée de Hilbert, sont également utilisées dans certains systèmes de surveillance de l'état disponibles dans le marché. En outre, tous les systèmes de surveillance de l'état disponibles dans le marché ont une capacité de pronostic très limitée.

En fait, avec une modification ou une amélioration appropriée, de nombreuses techniques de la SÉDD et de pronostic utilisées dans d'autres industries peuvent être adoptées dans l'industrie éolienne. En outre, l'utilisation de signaux à coût supplémentaire faible ou nul, tels que les signaux électriques et les signaux des systèmes de contrôle de supervision et d'acquisition de données, pour la SÉDD et le pronostic des TEs ont attiré de plus en plus d'attention et a un grand potentiel d'adoption par l'industrie éolienne. De plus, une défaillance dans une TE peut avoir des signatures dans plusieurs signaux de même type ou de types différents disponibles dans la TE et peut avoir différentes signatures dans un signal traité par différentes méthodes de traitement de signal. Par conséquent, il sera bénéfique d'utiliser conjointement différents signaux et différentes méthodes de traitement du signal pour améliorer la précision et la fiabilité du diagnostic et du pronostic de défaut et réduire le taux de fausses alarmes. Cependant, des efforts importants sont encore nécessaires pour développer ces technologies afin d'obtenir une SÉDD et un pronostic fiables et rentables pour les TEs, en particulier pour les composants à haut risque, afin d'améliorer la fiabilité des TEs.

Finalement, nous estimons que les travaux présentés dans cette modeste thèse nous aident à ouvrir de nouvelles perspectives d'avenir et bien sûr il y a des futures contributions restent à faire pour le développement et l'amélioration des systèmes de surveillance de l'état des turbines éoliennes et leurs maintenances. Nous proposons d'améliorer quelques points importants qui peuvent être résumés comme suit:

1. Amélioration des systèmes de surveillance de l'état des turbines éoliennes en utilisant la transformée d'ondelettes discrètes DWT.
2. Développement des techniques d'intelligence artificielle telles que : les réseaux de neurones Artificiels, Système neural-flou, Machine à vecteurs de support, ...
3. Modélisation mathématique plus précise de la turbine éolienne basée sur le générateur asynchrone à double cage d'écureuil.

Références bibliographiques

- [1] B. Lu, Y. Li, X. Wu, and Z. Yang, "A review of recent advances in wind turbine condition monitoring and fault diagnosis," in Proc. IEEE Symp. Power Electron. Mach. in Wind Applicat., Jun. 2009, pp. 1-7.
- [2] Z. Hameed, Y. S. Hong, Y. M. Cho, S. H. Ahn, and C. K. Song, "Condition monitoring and fault detection of wind turbines and related algorithms: A review," *Renew. and Sustain. Energy Reviews*, vol. 13, no. 1, pp. 1-39, Jan. 2009.
- [3] M. A. Drewry and G. A. Georgiou, "A review of NDT techniques for wind turbines," *Insight*, vol. 49, no. 3, pp. 137-141, Mar. 2007.
- [4] Y. Amirat, M. E. H., Benbouzid, B. Bensaker, and R. Wamkeue, "Condition monitoring and fault diagnosis in wind energy conversion systems: A review," in Proc. IEEE Int. Electric Mach. Drives Conf., May 2007, pp. 1434-1439.
- [5] T. W. Verbruggen, "Wind turbine operation & maintenance based on condition monitoring," Tech. Rep. ECN-C--03-047, Apr. 2003.
- [6] P. J. Tavnet, G. J. W. Van Bussel, and F. Spinato, "Machine and converter reliabilities in wind turbines," in Proc. 3rd IET Int. Conf. Power Electron., Mach. Drives, Mar. 2006, pp. 127-130.
- [7] P. A. Joosse, M. J. Blanch, A. G. Dutton, D. A. Kouroussis, T. P. Philippidis, and P. S. Vionis, "Acoustic emission monitoring of small wind turbine blades," *J. Solar Energy Eng.*, vol. 124, no. 4, pp. 446-454, Nov. 2002.
- [8] F. Oyague, C. P. Butterfield, and S. Sheng, "Gearbox reliability collaborative analysis round robin," in Proc. Amer. Wind Energy Assoc. WINDPOWER Conf., May 2009, pp. 4-7.
- [9] F. Oyague, "Gearbox modeling and load simulation of a baseline 750- kW wind turbine using state-of-the-art simulation codes," Tech. Rep. NREL/TP-500-41160, Feb. 2009.
- [10] D. Lu, X. Gong, and W. Qiao, "Current-based diagnosis for gear tooth breaks in wind turbine gearboxes," in Proc. IEEE Energy Convers. Congr. Expo., Sept. 2012, pp. 3780-3786.
- [11] D. Lu and W. Qiao, "Frequency demodulation-aided condition monitoring for drivetrain gearboxes," in Proc. IEEE Transportation Electrification Conf. Expo., Jun. 2013, pp. 1-6.

- [12] D. Lu and W. Qiao, "Current-based fault detection for wind turbine systems via Hilbert-Huang transform," in Proc. IEEE PES General Meeting, Jul. 2013, pp. 1-5.
- [13] D. Lu and W. Qiao, "Adaptive feature extraction and SVM classification for real-time fault diagnosis of drivetrain gearboxes," in Proc. IEEE Energy Convers. Congr. Expo., Sept. 2013, pp. 3934-3940.
- [14] D. J. Lekou, F. Mouzakis, A. A. Anastasopoulos, and D. Kourousis, "Emerging techniques for health monitoring of wind turbine gearboxes and bearings," in Proc. European Wind Energy Conference: Scientific Track-Operation and Maintenance, Mar. 2009.
- [15] G. Dalpiaz, A. Rivola, and R. Rubini, "Effectiveness and sensitivity of vibration processing techniques for local fault detection in gears," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 14, no. 3, pp. 387-412, May 2000.
- [16] D. Siegel, W. Zhao, E. Lapira, M. AbuAli, and J. Lee, "A comparative study on vibration-based condition monitoring algorithms for wind turbine drive trains," *Wind Energy*, vol. 17, no. 5, pp. 695-714, May. 2014.
- [17] Z. Zhang, A. Verma, and A. Kusiak, "Fault analysis and condition monitoring of the wind turbine gearbox," *IEEE Trans. Energy Conversion*, vol. 27, no. 2, pp. 526-535, Jun. 2012.
- [18] W. Yang, P. J. Tavner, and M. R. Wilkinson, "Condition monitoring and fault diagnosis of a wind turbine synchronous generator drive train," *IET Renew. Power Generation*, vol. 3, no. 1, pp. 1-11, Mar. 2009.
- [19] X. Gong, W. Qiao, and W. Zhou, "Incipient bearing fault detection via wind generator stator current and wavelet filter," in Proc. 36th Annu. Conf. IEEE Ind. Electron. Soc., Nov. 2010, pp. 2615-2620.
- [20] M. A. Rumsey and J. A. Paquette, "Structural health monitoring of wind turbine blades," in Proc. SPIE 6933, Smart Sensor Phenomena, Technology, Networks, and Systems, Apr. 2008, p. 69330E.
- [21] X. Gong and W. Qiao, "Bearing fault detection for direct-drive wind turbines via stator current spectrum analysis," in Proc. IEEE Energy Convers. Congr. Expo., Sept. 2011, pp. 313-318.
- [22] X. Gong and W. Qiao, "Bearing fault diagnosis for direct-drive wind turbines via current-demodulated signals," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 60, no. 8, pp. 3419-3428, Aug. 2013.

- [23] S. H. Kia, H. Henao, and G. A. Capolino, "Analytical and experimental study of gearbox mechanical effect on the induction machine stator current signature," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 45, no. 4, pp. 1405-1415, Jul. 2009.
- [24] M. Schlechtingen and I. F. Santos, "Comparative analysis of neural network and regression based condition monitoring approaches for wind turbine fault detection," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 25, no. 5, pp. 1849-1875, Jul. 2011.
- [25] S. Sheng, "Wind turbine gearbox condition monitoring round robin study–vibration analysis," *Tech. Rep. NREL/TP-5000-54530*, Jul. 2012.
- [26] C. Hatch, "Improved wind turbine condition monitoring using acceleration enveloping," *Orbit*, pp. 58-61, 2004.
- [27] Widodo, E. Y. Kim, J. Son, B. Yang, A. Tan, D. Gu, B. Choi, and J. Mathew, "Fault diagnosis of low speed bearing based on relevance vector machine and support vector machine," *Expert Systems with Applications*, vol. 36, no. 3, Part 2, pp. 7252-7261, Apr. 2009.
- [28] H. Henao, G. A. Capolino, M. Fernandez-Cabanas, F. Filippetti, C. Bruzzese, E. Strangas, R. Pusca, J. Estima, M. Riera-Guasp, and S. Hedayati-Kia, "Trends in fault diagnosis for electrical machines: A review of diagnostic techniques," *IEEE Industrial Electronics Magazine*, vol. 8, no. 2, pp. 31-42, Jun. 2014.
- [29] S. Bindu and V. V. Thomas, "Diagnoses of internal faults of three phase squirrel cage induction motor-A review," in *Proc. International Conference on Advances in Energy Conversion Technologies*, Jan. 2014, pp. 48-54.
- [30] L. M. Popa, B. B. Jensen, E. Ritchie, and I. Boldea, "Condition monitoring of wind generators," in *Proc. 38th IEEE IAS Annu. Meeting*, Oct. 2003, pp. 1839-1846.
- [31] A. Zaher, S. D. J. McArthur, D. G. Infield, and Y. Patel, "Online wind turbine fault detection through automated SCADA data analysis," *Wind Energy*, vol. 12, no. 6, pp. 574-593, Sept. 2009.
- [32] S. Djurovic, S. Williamson, W. Yang, and P. Tavner, "Condition monitoring artifacts for detecting winding faults in wind turbine DFIGs," in *Proc. European Wind Energy Conference*, Mar. 2009.
- [33] E. Wolfgang, "Examples for failures in power electronics systems," presented in *ECPE Tutorial on Reliability of Power Electronic Systems*, Apr. 2007.
- [34] H. Wang, M. Liserre, and F. Blaabjerg, "Toward reliable power electronics: challenges, design tools, and opportunities," *IEEE Industrial Electronics Magazine*, vol. 7, no. 2, pp. 17-26, Jun. 2013.

- [35] X. Wu, Y. Li, F. Li, Z. Yang, and W. Teng, "Adaptive estimation-based leakage detection for a wind turbine hydraulic pitching system," *IEEE/ASME Trans. Mechatronics*, vol. 17, no. 5, pp. 907-914, Aug. 2012.
- [36] B. F. Sorensen, L. Lading, P. Sendrup, M. McGugan, C. P. Debel, O. J. D. Krinstensen, G. Larsen, A. M. Hansen, J. Rheinlander, J. Rusborg, and J. D. Vestergaard, "Fundamentals for remote structural health monitoring of wind turbine blades—A preproject," *Tech. Rep. Risø-R-1336(EN)*, May 2002.
- [37] S. Nandi, H. Toliyat, and X. Li, "Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors—A review," *IEEE Trans. Energy Conversion*, vol. 20, no. 4, pp. 719-729, Dec. 2005.
- [38] P. Caselitz, J. Giebhardt, and M. Mevenkamp, "Application of condition monitoring systems in wind energy converters," in *Proc. European Wind Energy Conf.*, Oct. 1997, pp. 579-582.
- [39] J. J. Christensen, C. Andersson, and S. Gutt, "Remote condition monitoring of Vestas turbines," in *Proc. European Wind Energy Conf.*, Mar. 2009, pp. 1-10.
- [40] X. Gong and W. Qiao, "Current-based mechanical fault detection for direct-drive wind turbines via synchronous sampling and impulse detection," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 62, no. 3, pp. 1693-1702, Mar. 2015.
- [41] W. Zhou, T. G. Habetler, and R. G. Harley, "Bearing condition monitoring methods for electric machines: A general review," in *Proc. IEEE Int. Symp. Diagnostics for Electric Mach., Power Electron. Drives*, Sept. 2007, pp. 3-6.
- [42] S. Sheng, "Investigation of oil conditioning, real-time monitoring and oil sample analysis for wind turbine gearboxes," presented at the AWEA Project Performance and Reliability Workshop, Jan. 2011.
- [43] T. C. Tsai and Y. Z. Wang, "Vibration analysis and diagnosis of a cracked shaft," *Journal of Sound and Vibration*, vol. 192, no. 3, pp. 607-620, May 1996.
- [44] H. Bonnett, "Root cause AC motor failure analysis with a focus on shaft failures," *IEEE Trans. Industry Applications*, vol. 36, no. 5, pp. 1435-1448, Sept. 2000.
- [45] M. R. Wilkinson, F. Spinato, and P. J. Tavner, "Condition monitoring of generators and other subassemblies in wind turbine drive trains," in *Proc. IEEE Int. Symp. Diagnostics for Electric Mach., Power Electron. Drives*, Sept. 2007, pp. 388-392.

- [46] P. Caselitz and J. Giebhardt, "Rotor condition monitoring for improved operational safety of offshore wind energy converters," *J. Solar Energy Eng.*, vol. 127, no. 2, pp. 253-261, Sept. 2005.
- [47] X. Gong and W. Qiao, "Imbalance fault detection of direct-drive wind turbines using generator current signals," *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 27, no. 2, pp. 468-476, Jun. 2012.
- [48] D. J. Gardels, W. Qiao, and X. Gong, "Simulation studies on imbalance faults of wind turbines," in *Proc. IEEE PES General Meeting*, Jul. 2010, pp. 1-5.
- [49] J. Zeng, D. Lu, Y. Zhao, Z. Zhang, W. Qiao, and X. Gong, "Wind turbine fault detection and isolation using support vector machines and residual-based method," in *Proc. Amer. Control Conf.*, Jun. 2013, pp. 3661-3666.
- [50] S. Watson and J. Xiang, "Real-time condition monitoring of offshore wind turbines," in *Proc. European Wind Energy Conf.*, Feb. 2006, pp. 647-654.
- [51] J. Ribrant and L. M. Bertling, "Survey of failures in wind power systems with focus on Swedish wind power plants during 1997-2005," *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 22, no. 1, pp. 167-173, Mar. 2007.
- [52] L. Chen, F. Shi, and R. Patton, "Active FTC for hydraulic pitch system for an off-shore wind turbine," in *Proc. 2013 Conference on Control and Fault-Tolerant Systems*, Oct. 2013, pp. 510-515.
- [53] M. Entezami, S. Hillmansen, P. Weston, and M. P. Papaalias, "Fault detection and diagnosis within a wind turbine mechanical braking system using condition monitoring," *Renewable Energy*, vol. 47, no. 0, pp. 175-182, Nov. 2012.
- [54] N. Fan and P. Guo, "Wind generator tower vibration fault diagnosis and monitoring based on PCA," in *Proc. 25th Chinese Control and Decision Conference*, May 2013, pp. 1924-1929.
- [55] N. M. A. Freire, J. O. Estima, and A. J. M. Cardoso, "A new approach for current sensor fault diagnosis in PMSG drives for wind energy conversion systems," in *Proc. IEEE Energy Conversion Congress and Exposition*, Sept. 2012, pp. 2083-2090.
- [56] R. Saravanakumar, M. Manimozhi, D. P. Kothari, and M. Tejenosh, "Simulation of sensor fault diagnosis for wind turbine generators DFIG and PMSM using Kalman filter," *Energy Procedia*, vol. 54, pp. 494-505, Aug. 2014.
- [57] K. Rothenhagen and F. W. Fuchs, "Doubly fed induction generator model-based sensor fault detection and control loop reconfiguration," *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 56, no. 10, pp. 4229-4238, Oct. 2009.

- [58] R. B. Sepe Jr. and J. M. Miller, "Fault tolerant operation of induction motor drives with automatic controller reconfiguration," in Proc. IEEE International Electric Machine and Drives Conference, Jun. 2001, pp. 156-162.
- [59] M. Bourogaoui, H. Berriri, H. B. Attia-Sethom, and I. Slama-Belkhodja, "Wavelets and parity equations methods comparison for faulty encoder detection in PMSM drives," in Proc. 8th International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices, Mar. 2011, pp. 1-7.
- [60] M.L. Sin, W.L. Soong and N. Ertugrul, "Induction Machine On-Line Condition Monitoring And Fault Diagnosis – A Survey" University of Adelaide.
- [61] O. V. Thorsen, M. Dalva, "Condition Monitoring Methods Failure Identification and Analysis for High Voltage Motors in Petrochemical Industry" IEE Conference publication N°444. EMD97. 1-3 September 1997, pp. 109-113.
- [62] G. Kilic and M. S. Unluturk, "Testing of wind turbine towers using wireless sensor network and accelerometer," Renewable Energy, vol. 75, no. 0, pp. 318-325, Mar. 2015.
- [63] S. Grubic, J. M. Aller, L. Bin, and T. G. Habetler, "A survey on testing and monitoring methods for stator insulation systems of low-voltage induction machines focusing on turn insulation problems," IEEE Trans. Industrial Electronics, vol. 55, no. 12, pp. 4127-4136, Sept. 2008.
- [64] A. Gandhi, T. Corrigan, and L. Parsa, "Recent advances in modeling and online detection of stator interturn faults in electrical motors," IEEE Trans. Ind. Electron., vol. 58, no. 5, pp. 1564-1575, Apr. 2011.
- [65] S. Yang, D. Xiang, A. Bryant, P. Mawby, L. Ran, and P. Tavner, "Condition monitoring for device reliability in power electronic converters: a review," IEEE Trans. Power Electronics, vol. 25, no. 11, pp. 2734-2752, Feb. 2010.
- [66] L. Ran, S. Konaklieva, P. McKeever, and P. Mawby, "Condition monitoring of power electronics for offshore wind," IET Engineering & Technology Reference, vol. 1, no. 1, Jun. 2014.
- [67] Z. Wang and Q. Guo, "The diagnosis method for converter fault of the variable speed wind turbine based on the neural networks," in Proc. 2nd International Conference on Innovative Computing, Information and Control, Sept. 2007, pp. 615-615.
- [68] S. Karimi, A. Gaillard, P. Poure, and S. Saadate, "FPGA-based real-time power converter failure diagnosis for wind energy conversion systems," IEEE Trans. Ind. Electron., vol. 55, no. 12, pp. 4299-4308, Nov. 2008.

- [69] N. M. A. Freire, J. O. Estima, and A. J. M. Cardoso, "Open-circuit fault diagnosis in PMSG drives for wind turbine applications," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 60, no. 9, pp. 3957-3967, Jul. 2013.
- [70] X. Wei and M. Verhaegen, "Sensor and actuator fault diagnosis for wind turbine systems by using robust observer and filter," *Wind Energy*, vol. 14, no. 4, pp. 491-516, May 2011.
- [71] J. Penman H.G. Sedding, B. A. Lloyd, "Detection And Location Of Inter-turn Short Circuits In The Stator Windings Of Operating Motors" *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 9, No. 4, December 1994, pp. 652-658.
- [72] P. C. M. Lamim Filho, R. Pederiva, and J. N. Brito, "Detection of Stator Winding Faults in Induction Machines Using an Internal Flux Sensor" *IEEE 2007*, pp. 432-437.
- [73] Austin H. Bonnett, Chuck Yung, "A Construction, Performance And Reliability Comparison For Pre-Epack, Epack And Premium-Efficient Motors" *IEEE 2006*, pp. 1-7.
- [74] Mercier, E. Lefèvre, R. Pusca, C. Demian, R. Romary, "Preliminary study of an information fusion application for windings faults diagnosis of AC machines" *Univ. Lille Nord de France, UArtois, F-62400, Béthune, France*.
- [75] <http://www.vibraco.com/index.php?numero=1>
- [76] Alireza Sadoughi, Mohammad Ebrahimi, Esmaeil Rezaei, "A New Approach for Induction Motor Broken Bar Diagnosis by Using Vibration Spectrum" *SICE-ICASE International Joint Conference*. Oct 18-21, 2006 in Bexco, Busan, Korea.
- [77] E. Mendel, L. Z. Mariano, I. Drago, S. Loureiro, T. W. Rauber, F. M. Varejao, R. J. Batista, "Automatic Bearing Fault Pattern Recognition using Vibration Signal Analysis" *IEEE 2008*, pp. 955-960.
- [78] B. Kaushik, Don Nance, K. K. Ahuja, "A Review of the Role of Acoustic Sensors in the Modern Battlefield" *11th AIAA/CEAS Aeroacoustics Conference (26th AIAA Aeroacoustics Conference) 23 - 25 May 2005, Monterey, California*.
- [79] P.J. Tavner, B.G. Gaydon, and D.M. Ward, "Monitoring generators and large motors" *IEE PROCEEDINGS*, Vol. 133, Pt. B, No. 3, MAY 1986, pp. 169-180.
- [80] Mohamed Saïd Naït Saïd, Mohamed El Hachemi Benbouzid, "H-G Diagram Based Rotor Parameters Identification for Induction Motors Thermal Monitoring" *IEEE TRANSACTIONS ON ENERGY CONVERSION*, VOL. 15, NO. 1, MARCH 2000, pp. 14-18.

- [81] J. Castellon, J. Bouquart, J.P. Reboul And A. Toureille, "A New Tool To Study The Ageing Of The Winding Insulation Of Electrical Machines" IEEE Annual Report - Conference On Electrical Insulation And Dielectric Phenomena, Minneapolis, October 19-22,1997, pp. 447-450.
- [82] Jee-Hoon Jung, Jong-Jae Lee, and Bong-Hwan Kwon, "Online Diagnosis of Induction Motors Using MCSA" IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS, VOL. 53, NO. 6, DECEMBER 2006, pp. 1842-1852.
- [83] Stefan Grubic, Jose Restrepo, Jose M. Aller, Bin Lu, and Thomas G. Habetler, "A New Concept for Online Surge Testing for the Detection of Winding Insulation Deterioration in Low-Voltage Induction Machines" IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRY APPLICATIONS, VOL. 47, NO. 5, SEPTEMBER/OCTOBER 2011, pp. 2051-2058.
- [84] Howard W Penrose, "Motor Circuit Analysis Concept and Principle" <http://www.reliabilityweb.com>, ALL-TEST Pro Old Saybrook, CT.
- [85] Christian Kral, Thomas G. Habetler, and Ronald G. Harley, "Detection of Mechanical Imbalances of Induction Machines Without Spectral Analysis of Time-Domain Signals" IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRY APPLICATIONS, VOL. 40, NO. 4, JULY/AUGUST 2004, pp. 1101-1106.
- [86] Manish yadav, Dr. Sulochana wadhvani, "Vibration analysis of bearing for fault detection using time domain features and neural network" Department of Electrical Engineering, Madhav Institute of Technology and Science Gwalior, India.
- [87] B. Sreejith, A.K. Verma, and A. Srividya, "Fault diagnosis of rolling element bearing using time-domain features and neural networks" 2008 IEEE Region 10 Colloquium and the Third ICIS, Kharagpur, INDIA December 8-10. PAPER IDENTIFICATION NUMBER: 409.
- [88] S. Lawrence Jr., "Digital Spectral Analysis", Prentice-Hall, 1987.
- [89] Steven M. Kay, "Modern Spectral Estimation", Prentice-Hall, 1988.
- [90] Nursyarizal Mohd Nor, Prof. Dr Ramiah Jegatheesan, "Application of Modified Covariance Algorithm in State Estimation" Electrical and Electronics Engineering Department, University Technology PETRONAS, Tronoh, Perak, Malaysia.
- [91] El.H. Bouchikhi, V. Choqueuse, M.E.H. Benbouzid, J.F. Charpentier and G. Barakat, "A Comparative Study of Time-Frequency Representations for Fault Detection in Wind Turbine" IEEE 2011, pp. 3584-3589.

- [92] F. Filippetti, G. Franceschini C. Tassoni and P. Var, "Recent developments of induction motor drives fault diagnosis using AI techniques" IEEE Trans. Industrial Electronics, vol. 47, pp.994-1003, oct.2000.
- [93] Arfat Siddique, G. S. Yadava, and Bhim Singh "Applications of Artificial Intelligence Techniques for Induction Machine Stator Fault Diagnostics: Review" SDEMPED 2003, Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives Atlanta, GA, USA 24-26 August 2003.
- [94] W.J. Olmstadt. "Cataloging Expert Systems: Optimism and Frustrated Reality". Journal of Southern Academic and Special Librarianship, 1(3), 2000.
- [95] Christian Kral, Thomas G. Habetler, and Ronald G. Harley, "Detection of Mechanical Imbalances of Induction Machines Without Spectral Analysis of Time-Domain Signals" IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRY APPLICATIONS, VOL. 40, NO. 4, JULY/AUGUST 2004, pp. 1101-1106.
- [96] Alberto Bellini, Giovanni Franceschini, and Carla Tassoni, "Monitoring of Induction Machines by Maximum Covariance Method for Frequency Tracking" IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRY APPLICATIONS, VOL. 42, NO. 1, JANUARY/FEBRUARY 2006, pp. 69-78.
- [97] Manish yadav, Dr. Sulochana wadhvani, "Vibration analysis of bearing for fault detection using time domain features and neural network" Department of Electrical Engineering, Madhav Institute of Technology and Science Gwalior, India.
- [98] B. Sreejith, A.K. Verma, and A. Srividya, "Fault diagnosis of rolling element bearing using time-domain features and neural networks" 2008 IEEE Region 10 Colloquium and the Third ICIS, Kharagpur, INDIA December 8-10. PAPER IDENTIFICATION NUMBER: 409.
- [99] S. Lawrence Jr., "Digital Spectral Analysis", Prentice-Hall, 1987.
- [100] Steven M. Kay, "Modern Spectral Estimation", Prentice-Hall, 1988.
- [101] Nursyarizal Mohd Nor, Prof. Dr Ramiah Jegatheesan, "Application of Modified Covariance Algorithm in State Estimation" Electrical and Electronics Engineering Department, University Technology PETRONAS, Tronoh, Perak, Malaysia.
- [102] Venkata S Vongala, "KNOWLEDGE-BASED FAULT DETECTION USING TIME-FREQUENCY ANALYSIS" A Thesis Submitted to the Graduate Faculty of the Louisiana State University and Agricultural and

Mechanical College in partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science in Electrical Engineering.

- [103] El.H. Bouchikhi, V. Choqueuse, M.E.H. Benbouzid, J.F. Charpentier and G. Barakat, "A Comparative Study of Time-Frequency Representations for Fault Detection in Wind Turbine" *IEEE* 2011, pp. 3584-3589.
- [104] F. Filippetti, G. Franceschini C. Tassoni and P. Var, "Recent developments of induction motor drives fault diagnosis using AI techniques" *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 47, pp.994-1003, oct.2000.
- [105] Arfat Siddique, G. S. Yadava, and Bhim Singh "Applications of Artificial Intelligence Techniques for Induction Machine Stator Fault Diagnostics: Review" *SDEMPED 2003*, Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives Atlanta, GA, USA 24-26 August 2003.
- [106] W.J. Olmstadt. "Cataloging Expert Systems: Optimism and Frustrated Reality". *Journal of Southern Academic and Special Librarianship*, 1(3), 2000.
- [107] Edison R. C. Da Silva, Hubert Razik, Lane M. R. Baccarini, Maurício B. De R. Corrêa, And Cursino B. Jacobina "Use Of Artificial Intelligence Techniques And Combined Approaches In Induction Motor Diagnosis" XVIII Congresso Brasileiro De Automática / 12 a 16-Setembro-2010, Bonito-MS.
- [108] Rajogopalan, V; Debebe K. and Sankar T.S. (1991). "Expert system for fault diagnosis of VSI fed AC drives". *IEEE-IAS Annual Meeting*, Dearborn, MI, pp. 368–373.
- [109] Awadalla M.A, and Morcos, M. M. (2003). "Application of AI Tools in Fault Diagnosis of Electrical Machines and Drives-An Overview". *IEEE Trans. on Energy Conversion*, Vol. 18 (2), pp. 245-252.
- [110] Yoshikazu, F. and Ueki, Y. "Fault Analysis System Using Neural Networks and Artificial Intelligence". *IEEE ANNPS'03*, pp. 20-25. 2003.
- [111] Cvetkoski, G.; Petkovsk, L. and Cundev, M. (1998). Mathematical model of a permanent magnet axial field synchronous motor for a genetic algorithm optimization. *ICEM*, Istanbul, pp. 1172–1177.
- [112] Razik, H; Corrêa, M.B.R. and Silva, E.R.C. (2008). An application of Genetic Algorithm and Fuzzy Logic for the induction motor diagnosis. *IEEE IECON*, pp. 3067-3072.

- [113] Razik, H; Corrêa, M.B.R. and Silva, E.R.C.(2009a). A Novel Monitoring of Load Level and Broken Bar Fault Severity Applied to Squirrel-Cage Induction Motors Using a Genetic Algorithm. IEEE Trans. Industrial Electronics, Vol. 56 (11), pp. 4615-4626.
- [114] Razik, H; Corrêa, M.B.R. and Silva, E.R.C.(2009b). The use of particle swarm optimization for the tracking of Induction motor faulty lines. Proc. Of IEEE PowerEng'09, pp. 680-684.
- [115] Cristaldi L.; Lazzaroni, M.; Monti, A.; Ponci, F. and Zocchi, F. (2004). A Genetic Algorithm for fault identification in electrical drives: a comparison with Neuro-Fuzzy computation. Instrumentation and Measurement Technology Conference IMTC, Vol. 2, pp. 1454-1459.
- [116] Wei, D; Zhan-sheng, L. and Xiaowei, W. (2007b). Application of Image Recognition Based on Artificial Immune in Rotating Machinery Fault Diagnosis. International Conference on Bio-information and Bio-medical Engineering, ICBBE'07, pp. 1047-1052.
- [117] Fang, R. and Ma, H.Z. (2006). Application of MCSA and SVM to Induction Machine Rotor Fault Diagnosis. Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation, Vol. 2, pp. 5543-5547.
- [118] Mayoraz, E and Alpaydin, E. (1999). Support Vector Machines for Multi-Class Classification. Int. Workshop on Artificial Neural Networks, Vol. 2 (4), pp. 833-842.
- [119] Kurek, J. and Osowski, S. (2008). Support Vector Machine for Diagnosis of the Bars of Cage Inductance Motor. ICES'08, pp. 1022-1025.
- [120] Ortiz, E. and Syrmos, V. (2006). Support vector machines and wavelet packet analysis for fault detection and identification. Int. Joint Conf. On Neural Networks, Vancouver, pp. 3449-3456.
- [121] Rojas, A. and Nandi, A.K. (2006). Practical scheme for fast detection and classification of rolling element bearing faults using support vector machines. Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 20 pp. 1523-1536.
- [122] Olufemi, A.O., Myong K.J; Adedeji, B.B. and Hines, J.W. (2007). Online Support Vector Regression Approach for the Monitoring of Motor Shaft Misalignment and Feedwater Flow Rate IEEE Trans. On Syst, Man, and Cybernetics. Applications and Reviews, Vol. 37(5), pp. 962-970.

- [123] De Castro, L.N. and Timmis, J. (2002). *Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach*. Springer Verlag, New York.
- [124] Wei D.; Zhan-sheng L. and Dong-hua W. (2007a). Combination Diagnosis Based on Genetic Algorithm for Rotating Machinery. *Third International Conference on Natural Computation*, pp. 307-309.
- [125] Kennedy, J and Eberhart, R. (1995). Particle Swarm Optimization. *IEEE International Conference on Neural Networks*, pp. 1942-1948.
- [126] Ciuprina, G.; Loan, D. and Munteanu, I (2002). Use of intelligent-particle swarm optimization in electromagnetic. *IEEE Trans. Magnetics*, Vol. 38, pp. 1037-1040.
- [127] Clerc, M. (1999). The Swarm and the Queen: Towards a Deterministic and Adaptive Particle Swarm Optimization. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 1951–1957.
- [128] Shi, Y. and Eberhart, R.C. (1999). Empirical Study of Particle Swarm Optimization. *Congress on Evolutionary Computation*, pp. 1945–1950.
- [129] Liu, B.; Wang, L.; Jin, Y-H ; Tang, F and Huang, D.X. (2005). Improved particle swarm optimization combined with chaos. *Elsevier Chaos, Solitons and Fractals*, Vol. 25(5), pp. 1261–1271.
- [130] Ethny, S.; Acarnley, P.P.; Zahawi, B. and Giaouris, D. (2006). Induction Machine Fault Identification using Particle Swarm Algorithms. *PEDES*, pp. 1-4.
- [131] Kim, H.C; Kim, D. and Ghahramani,Z. And Bang, S.Y. (2006). Appearance-based gender classification with Gaussian processes. *Pattern Recognition Letters*, Vol. 27, pp. 618–626.
- [132] Zoubir, A.M and Iskander, D.R. (2007). Bootstrap methods and applications. *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 24 (4), pp. 10–19.
- [133] Xue, W., Daowei Bi, Liang D., and Sheng W. (2008). Bootstrap Gaussian Process Classifiers for Rotating Machinery Anomaly Detection. *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 1129-1134.
- [134] Frank White. *Fluid Mechanics*. McGraw-Hill, 4th edition, 1998.
- [135] Erik Hau. *Wind Turbine: Fundamentals, Technologies, Applications, Economics*. Springer, 2006.

- [136] S. Heier. Grid Integration of Wind Energy Conversion Systems. John Wiley and Sons, 1998.
- [137] Slavomir Seman. Transient performance analysis of the Wind-Power Induction Generators. PhD thesis, Helsinki University of Technology.
- [138] Caron, J.P., & Hautier, J.P. "Modélisation et commande de la machine asynchrone", Editions technip, ISBN 2-7108-0683-5, Paris, 1995.
- [139] S. Nandi, H. A. Toliyat. Condition monitoring and diagnosis of electrical machines-A Review. IEEE Texas A&M University 1999.
- [140] Alfredo R. Munoz and Thomas A. Lipo. Complex vector model of the squirrel-cage induction machine including instantaneous rotor bar currents. IEEE transactions on industry applications, vol. 35, n° 6, November/December 1999.
- [141] Lahcène Noureddine. Touhami, O. Diagnosis of Wind Energy System faults Part I : Modeling of the Squirrel Cage Induction Generator, International Journal of Advanced Computer Science and Application (IJACSA), vol. 6, n. 8, pp. 46-53, 2015.
- [142] ST. Manolas, J. A. Tegopoulos. Analysis of squirrel cage induction motors with broken bars and rings. IEEE. National technical university of Athens. 1997.
- [143] L. Xiaogang, L. Yuefeng, H. A. Toliyat, A. El-Antably, T. A. Lipo. Multiple coupled circuit modelling of induction machines. IEEE Transactions on industry applications, vol. 31, n°2, March/April 1995.
- [144] H. A. Toliyat, T. A. Lipo. Transient analysis of cage induction machines under stator, rotor bar and end ring faults. IEEE Transaction on Energy Conversion, vol. 10, n°2, June 1995.
- [145] Lahcène Noureddine, Ahmed Hafaifa, Abdellah Kouzou, Mouloud Guemana And Salam Abudura, "Detecting Rotor Faults Of SCIG Based Wind Turbine Using PSD Estimation Methods" *8th International Conference On Modelling, Identification And Control (ICMIC)*, 15-17 Nov. 2016, Algiers, Algeria.
- [146] Lahcène Noureddine, Touhami Omar; Application Of Parametric PSD Methods For Rotor Cage Fault Detection Of Induction Motors Journal of electrical engineering, vol. 14, N. 1, 2014 Page(s):227 – 233.

- [147] Lahcène Noureddine, Ahmed Hafaifa, Kouzou Abdellah, Rotor Fault Diagnosis of SCIG-Wind Turbine Using Hilbert Transform 9th IEEE-GCC Conference and Exhibition (GCCCE), 8-11 May 2017, Manama, Bahrain.
- [148] Lahcène Noureddine, Ahmed Hafaifa and Abdellah Kouzou, Rotor fault detection of SCIG-Wind Turbine Using Teager–Kaiser Energy Operator, *Control and Intelligent Systems*, vol. 45, n. 1, 2017, pp.
- [149] Lahcène Noureddine, Ahmed Hafaifa and Abdellah Kouzou, Fuzzy Logic System for BRB Defect Diagnosis of SCIG-Based Wind Energy System, *International Conference On Applied Smart Systems (ICASS)*, 24-25 Nov. 2018, Médéa, Algeria.