



THÈSE
PRÉSENTÉE À
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À CHICOUTIMI
COMME EXIGENCE PARTIELLE
DU DOCTORAT EN SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE L'INFORMATION

PAR
JULIEN MAITRE

**RECONNAISSANCE DES DÉFAUTS DE LA MACHINE ASYNCHRONE :
APPLICATION DES MODÈLES D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE**

Mai 2017

RÉSUMÉ

Les machines asynchrones sont omniprésentes dans les systèmes de production automatisé à cause de leur robustesse et leur facilité de mise en œuvre. Néanmoins, ces moteurs électriques concèdent tout de même des défauts (ex : court-circuit entre spires, barre rotoriques rompues) menant à des arrêts non planifiés. Par conséquent, les industries manufacturières investissent des ressources importantes afin de les éviter avec des programmes de maintenance qui sont partiellement inefficace.

C'est dans ce contexte que, depuis plusieurs décennies, des chercheurs proposent des travaux permettant de diagnostiquer l'état des machines asynchrones. Cependant, les solutions ne donnent que très rarement la localisation et l'estimation du degré de sévérité des anomalies qui ne permet pas de prioriser les actions pour l'amélioration de la maintenance. De plus, la majorité des moyens de diagnostic ne sont pas adaptifs à d'autres gammes de moteur et les études ne prennent pas en compte la commande des machines asynchrones pour les applications à vitesse et couple variables.

Ainsi, nous proposons dans cette thèse une nouvelle approche pour l'amélioration du processus de maintenance par la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone reposant principalement sur l'exploitation des modèles d'intelligence artificielle. Celle-ci permettra de détecter, de localiser et d'estimer le degré de sévérité des anomalies du moteur grâce à ses courants statoriques. La solution donnée dans cet ouvrage est adaptif et surtout a été testé pour une machine possédant une commande et un asservissement de vitesse avec des différents profils de vitesse et couple variables.

Pour ce faire, la recherche proposée exploite les modèles mathématiques de la machine asynchrone et de ses défauts afin de simuler les différents comportements de celle-ci. Les simulations serviront à créer des bases de données grâce à l'extraction de caractéristiques issue du traitement des signaux. Chacune des séries de données appartient à une catégorie décrivant le défaut du moteur. Par la suite, des algorithmes de classification permettront de reconnaître les anomalies de la machine asynchrone. Nous présentons également une approche hiérarchique qui améliore le taux de reconnaissance des défauts du moteur à induction. Ce projet se situant à la frontière des domaines du génie

électrique, du génie informatique et des mathématiques constitue un défi complexe et formidable de recherche scientifique.

ABSTRACT

Induction machines are omnipresent in production systems because of their sturdiness and their ease of implementation. Nevertheless, these electrical motors still concede failures (e.g. inter-turn short circuit, broken rotor bar), which may lead to unplanned shutdowns. Consequently, manufacturing industries invest significant resources to avoid them with maintenance, which is partially inefficient.

In this context, some studies propose solutions to abnormal diagnostic conditions of the induction machine. Nevertheless, they rarely localize the defect and estimate the severity of the failure, which does not allow prioritizing action for the maintenance improvement. In addition, solutions are not adaptive for other motors, and studies do not include the control part very useful for speed and torque variable applications.

Thus, in this thesis, we propose a new approach improving the maintenance process by the recognition of the induction machine failures. It relies mainly on Artificial Intelligence models and will allow to detect, localize and to estimate the degree of severity of the asynchronous motor faults thanks to the exploitation of current signals. The solution given in this project is adaptive and have been tested for induction machines operating with a speed and drives control. In addition, several speed and resistant torque profiles have been applied.

To do this, the research proposed exploits the mathematical models of the induction machine operating under the healthy and faulty conditions. Simulations allow creating some datasets thanks to the feature extractions and the signals processing. Each vector of data belongs to a category describing the failure. Then, classification algorithms will recognize the induction machine defects. We also present a hierarchical approach, which improves the recognition rate. This project being a mix of electrical engineering, informatics and mathematic is a complex and amazing challenge of scientific research.

REMERCIEMENTS

Ce doctorat n'aurait pas été possible sans le soutien et la présence de certaines personnes. Il m'est difficile de les remercier par écrit pour tout ce qu'ils ont pu m'apporter. En premier lieu, je tiens à remercier deux importantes personnes qui ont grandement contribué à la réalisation de ce doctorat.

La première de ces personnes est mon directeur de recherche initial, M. Bruno Bouchard, qui m'a offert la formidable opportunité de rejoindre l'équipe du Laboratoire d'Intelligence Ambiante et de Reconnaissance d'Activité. Il a été une source constante de motivation pendant cette thèse et d'inspiration pour, espérons-le, une future carrière dans le milieu universitaire. En effet, il a grandement participé au rayonnement international de l'UQAC mettant en avant les travaux du laboratoire et de ces étudiants.

La seconde personne est anciennement mon codirecteur et directeur de recherche actuel, M. Sébastien Gaboury, qui a été un formidable support pendant ces trois ans de doctorat. De part et autre sa grande disponibilité, son suivi systématique et rigoureux des points clés du projet, il s'est également battu pour tous les étudiants du laboratoire afin de leur garantir les meilleures conditions à la réalisation de leurs recherches.

Il faut aussi mentionner qu'ils ont été d'une grande gentillesse et d'une patience immesurable à mon égard lors de l'écriture de papiers scientifiques. De plus, leur optimisme et leur bonne humeur ont grandement influencé mon état d'esprit.

J'exprime aussi mes remerciements au Professeur Abdenour Bouzouane pour sa gentillesse et ses encouragements. Je tiens également à remercier tous mes collègues du laboratoire et le service d'administration de l'UQAC pour leur bonne humeur jour après jour.

J'adresse finalement un remerciement spécial à ma femme, Yasmine Chamam. Elle a su s'armer de patience quand je préférais travailler sur ma thèse, et me soutenir en tout temps.

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ.....	II
ABSTRACT	IV
REMERCIEMENTS.....	V
TABLE DES FIGURES.....	XI
TABLE DES TABLEAUX	XX
Liste des algorithmes	XXIV
Liste des acronymes et abréviations.....	XXV
CHAPITRE 1 : INTRODUCTION	1
1.1 CONTEXTE DE LA RECHERCHE.....	1
1.2 MAINTENANCE INDUSTRIELLE	2
1.3 LA MACHINE ASYNCHRONE ET LE CONTEXTE DE RECHERCHE.....	3
1.4 MACHINE ASYNCHRONE	8
1.4.1 LE STATOR	10
1.4.2 LE ROTOR.....	11
1.4.3 PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT DE LA MACHINE ASYNCHRONE.....	13
1.5 INTELLIGENCE ARTIFICIELLE.....	17
1.6 RECONNAISSANCE DES DÉFAUTS DE LA MACHINE ASYNCHRONE	19
1.7 DÉFINITION DU PROJET DE RECHERCHE	19
1.8 ORGANISATION DU PROJET DE RECHERCHE.....	21
CHAPITRE 2: REVUE DE LITTÉRATURE.....	23
2.1 INTRODUCTION	23
2.2 MODÉLISATION DES DÉFAUTS DE LA MACHINE ASYNCHRONE.....	26
2.2.1 MODÉLISATION DES DÉFAUTS STATORIQUES	27
2.2.2 MODÉLISATION DES DÉFAUTS ROTORIQUES	50
2.2.3 CONCLUSION.....	75
2.3 IDENTIFICATION DES PARAMÈTRES MOTEURS	76
2.3.1 ÉTAT DE L'ART GÉNÉRAL	77
2.3.2 ALGORITHMES D'OPTIMISATION	79

2.3.3	LES ALGORITHMES GÉNÉTIQUES.....	82
2.3.4	LES ALGORITHMES GÉNÉTIQUES MULTI-OBJECTIFS	88
2.3.5	CONCLUSION.....	92
2.4	TRAITEMENTS DES SIGNAUX ET EXTRACTION DES CARACTÉRISTIQUES.....	93
2.4.1	L'APPROCHE FRÉQUENTIELLE.....	95
2.4.2	L'APPROCHE ÉNERGÉTIQUE.....	113
2.4.3	L'APPROCHE GÉOMÉTRIQUE.....	120
2.4.4	AUTRES APPROCHES.....	125
2.4.5	CONCLUSION.....	126
2.5	LES ALGORITHMES DE CLASSIFICATION.....	127
2.5.1	ARBRES DE CLASSIFICATION	129
2.5.2	SUPPORT VECTOR MACHINE	136
2.5.3	K-PLUS PROCHES VOISINS.....	141
2.5.4	RÉSEAUX NEURONES ARTIFICIELS.....	142
2.5.5	CONCLUSION.....	149
2.6	COMMANDE DE LA MACHINE ASYNCHRONE.....	150
2.6.1	MONTAGE D'EXPLOITATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE EN INDUSTRIE	151
2.6.2	COMMANDE DIRECTE DU COUPLE	153
2.6.3	AUTRES MÉTHODES DE CALCUL DE LA COMMANDE DE LA MACHINE ASYNCHRONE.....	169
2.6.4	CONCLUSION.....	170
2.7	CONCLUSION	170
	CHAPITRE 3 : IDENTIFICATION DES PARAMÈTRES DE LA MACHINE ASYNCHRONE	172
3.1	INTRODUCTION.....	172
3.2	DESCRIPTION DU MODÈLE D'IDENTIFICATION DES PARAMÈTRES	175
3.2.1	LES MODÈLES DE LA MACHINE ASYNCHRONES.....	177
3.2.2	LES ALGORITHMES GÉNÉTIQUES.....	179

3.3	CONDITIONS DES TESTS RÉALISÉS.....	182
3.3.1	LES FONCTIONS OBJECTIVES	183
3.3.2	LES FONCTIONS DE CONTRAINTES ET PARAMÈTRES DES AGs... 184	184
3.4	RÉSULTATS ET ANALYSE DE L'IDENTIFICATION DES PARAMÈTRES	187
3.4.1	IDENTIFICATION DU MOTEUR 1.....	187
3.4.2	IDENTIFICATION DU MOTEUR 2.....	191
3.4.3	ANALYSE DES RÉSULTATS.....	193
3.5	CONCLUSION	199
	CHAPITRE 4 : RECONNAISSANCE DES DÉFAUTS DE LA MACHINE ASYNCHRONE	201
4.1	INTRODUCTION.....	201
4.2	ÉTAT DE L'ART.....	204
4.2.1	LES OUTILS DE TRAITEMENTS DU SIGNAL.....	205
4.2.2	LES ALGORITHMES DE DÉCISION.....	207
4.3	RECONNAISSANCE DES DÉFAUTS DE COURT-CIRCUIT ENTRE SPIRES 209	
4.3.1	STRATÉGIE DE RECONNAISSANCE 1	219
4.3.2	STRATÉGIE DE RECONNAISSANCE 2	240
4.4	RECONNAISSANCE DES DÉFAUTS DE BARRES ROMPUES.....	245
4.5	RECONNAISSANCE DES DÉFAUTS DE COURT-CIRCUIT ENTRE SPIRES ET DE BARRES ROMPUES	253
4.6	CONCLUSION	263
	CHAPITRE 5 : CONCLUSION GÉNÉRALE.....	268
5.1	RÉALISATIONS DES OBJECTIFS	270
5.2	REVUE DE LA SOLUTION DEVELOPÉE	273
5.3	LIMITATION DE NOTRE SOLUTION PROPOSÉE.....	276
5.5	APPORTS PERSONNELS DU DOCTORAT.....	280
	ANNEXES.....	282
	ANNEXE I.....	282
	ANNEXE II.....	283

ANNEXE III	284
III.1 PREMIÈRE MODÉLISATION DE LA BARRE CASSÉE.....	284
ANNEXE IV	291
IV.1 MODÉLISATION DES DÉFAUTS D’EXCENTRICITÉ.....	291
IV.2 MODÉLISATION DES DÉFAUTS DE ROULEMENTS	297
ANNEXE V	303
SPEA II	303
NSGA II304	
ANNEXE VI	307
ANNEXE VII.....	321
VII.1 COMMANDE SCALAIRE DE LA MACHINE ASYNCHRONE	321
VII.2 LA COMMANDE VECTORIELLE DE LA MACHINE ASYNCHRONE	330
RÉFÉRENCES.....	347

TABLE DES FIGURES

Figure 1.1 – Répartition (en pourcentage) des défauts de la machine asynchrone selon les études menées par IEEE [4-6] et EPRI [7]	4
Figure 1.2 – Composition et appellation des différents éléments de la machine asynchrone	9
Figure 1.3 – Schématisation symbolique du stator de la machine asynchrone triphasée	13
Figure 1.4 – Représentation 2D de l'entrefer entre le stator et le rotor.....	14
Figure 2.1 – Schéma de principe dans la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone	25
Figure 2.2 – Schémas des défauts de la machine asynchrone	30
Figure 2.3 – Vitesse de rotation mécanique du rotor pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) du moteur à induction et avec un couple de charge nul.....	35
Figure 2.4 – Couple électromagnétique de la machine asynchrone pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et avec un couple de charge nul.....	35
Figure 2.5 – Courants statoriques de la machine asynchrone pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et avec un couple de charge nul.....	36
Figure 2.6 – Onduleur de tension triphasée alimentant une charge triphasée	37
Figure 2.7 – Vitesse de rotation mécanique du rotor pour un démarrage direct (onduleur MLI) du moteur à induction et avec un couple de charge nul.....	39
Figure 2.8 – Couple électromagnétique de la machine asynchrone pour un démarrage direct (onduleur MLI) et avec un couple de charge nul.....	39
Figure 2.9 – Courants statoriques de la machine asynchrone pour un démarrage direct (onduleur MLI) et avec un couple de charge nul.....	40
Figure 2.10 – Schéma électrique équivalent du stator de la machine asynchrone avec un défaut de court-circuit sur la phase "a"	42
Figure 2.11 – Vitesse de rotation mécanique du rotor pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) du moteur à induction avec un défaut de court-circuit entre spires de 10 % sur la phase "a" et avec un couple de charge nul.....	43
Figure 2.12 – Couple électromagnétique de la machine asynchrone avec un défaut de court-circuit entre spires de 10 % sur la phase "a" pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et avec un couple de charge nul	43

Figure 2.13 – Courants statoriques de la machine asynchrone avec un défaut de court-circuit entre spires de 10 % sur la phase "a" pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et avec un couple de charge nul	44
Figure 2.14 – Vitesses de rotation mécanique du rotor pour différents pourcentages de court-circuit entre spires avec un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et avec un couple de charge nul.....	45
Figure 2.15 – Vitesse de rotation mécanique du rotor pour un démarrage direct (onduleur MLI) du moteur à induction avec un défaut de court-circuit entre spires de 20 % sur la phase "a" et avec un couple de charge nul.....	46
Figure 2.16 – Couple électromagnétique de la machine asynchrone avec un défaut de court-circuit entre spires de 20 % sur la phase "a" pour un démarrage direct (onduleur MLI) et avec un couple de charge nul	47
Figure 2.17 – Courants statoriques de la machine asynchrone avec un défaut de court-circuit entre spires de 20 % sur la phase "a" pour un démarrage direct (onduleur MLI) et avec un couple de charge nul	47
Figure 2.18 – Schématisation électrique équivalente de la cage d'écureuil (point de vue des courants).....	52
Figure 2.19 – Fonction d'enroulement d'une phase du stator de la machine asynchrone possédant une paire de pôles.....	58
Figure 2.20 – Fonction d'enroulement d'une boucle du rotor de la machine asynchrone ...	59
Figure 2.21 – Vitesse de rotation mécanique du rotor pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) du moteur à induction et avec un couple de charge nul.....	61
Figure 2.22 – Couple électromagnétique de la machine asynchrone pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et avec un couple de charge nul.....	62
Figure 2.23 – Courants statoriques de la machine asynchrone pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et avec un couple de charge nul.....	62
Figure 2.24 – Vitesse de rotation mécanique du rotor pour un démarrage direct (onduleur MLI) du moteur à induction et avec un couple de charge nul	63
Figure 2.25 – Couple électromagnétique de la machine asynchrone pour un démarrage direct (onduleur MLI) et avec un couple de charge nul.....	64

Figure 2.26 – Courants statoriques de la machine asynchrone pour un démarrage direct (onduleur MLI) et avec un couple de charge nul.....	64
Figure 2.27 – Schéma électrique équivalent de la cage d'écureuil de la machine asynchrone avec la barre k rompue	65
Figure 2.28 – Fonction d'enroulement de la boucle du rotor modifiée par la barre rompue	67
Figure 2.29 – Vitesse de rotation mécanique du rotor pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) du moteur à induction avec 1 barre rompue et un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde.....	70
Figure 2.30 – Couple électromagnétique de la machine asynchrone pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) du moteur à induction avec 1 barre rompue et un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde.....	71
Figure 2.31 – Courants statoriques de la machine asynchrone pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) du moteur à induction avec 1 barre rompue et un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde.....	71
Figure 2.32 – Comparaison du comportement de la vitesse de rotation mécanique de la MAS sous différents nombres de barres rompues pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde	72
Figure 2.33 – Comparaison du comportement du couple électromagnétique de la MAS sous différents nombres de barres rompues pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde.....	73
Figure 2.34 – Comparaison du comportement de la vitesse de rotation mécanique de la MAS sous différents nombres de barres rompues pour un démarrage direct (onduleur MLI) et un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde.....	74
Figure 2.35 – Comparaison du comportement du couple électromagnétique de la MAS sous différents nombres de barres rompues pour un démarrage direct (onduleur MLI) et un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde.....	74
Figure 2.36 – Classification des algorithmes d'optimisation par familles.....	81
Figure 2.37 – Processus de fonctionnement d'un algorithme génétique.....	83
Figure 2.38 – Illustration de l'ensemble S des variables objectives pour lequel il existe un ensemble P de solutions f_1 et f_2	89

Figure 2.39 – Illustration du front de Pareto des solutions dominantes et d'une solution dominée par les autres solutions pour une optimisation bi-objectifs.....	90
Figure 2.40 – Répartition des espaces (dominant, dominé, incomparable) d'un problème bi-objectifs.....	91
Figure 2.41 – Spectres des courants de la phase "a" du stator pour la machine asynchrone saine et en présence de 50% de court-circuit entre spires sur la même phase du stator	98
Figure 2.42 – Spectres des courants de la phase "a" du stator pour la machine asynchrone sous les conditions d'un défaut du rotor tel que 3 barres sont rompues	99
Figure 2.43 - Schéma de principe de la décomposition en ondelettes de premier niveau ..	115
Figure 2.44 - schéma de principe d'une décomposition en ondelettes au niveau j d'un signal $g(t)$	117
Figure 2.45 - Schéma de principe d'une décomposition en paquets d'ondelettes au niveau j d'un signal $g(t)$	119
Figure 2.46 - Division en bandes de fréquences des paquets d'ondelettes.....	120
Figure 2.47 - Représentation graphique des vecteurs de Park pour un moteur sain.....	122
Figure 2.48 - Représentation graphique des vecteurs de Park pour un moteur en défaut ..	122
Figure 2.49 –Caractéristiques pouvant être extraites d'une ellipse	123
Figure 2.50 - Procédure du traitement de l'enveloppe des courants	124
Figure 2.51 - Exemple simple d'arbre de classification pour la reconnaissance de défauts du stator.....	130
Figure 2.52 – Principe de l'algorithme SVM	137
Figure 2.53 – Représentation d'un neurone biologique.....	143
Figure 2.54 – Illustration d'un perceptron (ou neurone artificiel, neurone formel)	145
Figure 2.55 – Réseau de neurones artificiels multicouches (plusieurs couches de neurones formels).....	147
Figure 2.56 – Montage d'exploitation industrielle de la machine asynchrone pour des applications a vitesse et couple variables	152
Figure 2.57 – Schéma de principe de la commande directe du couple de la machine asynchrone	155
Figure 2.58 – Représentation des 8 séquences de l'onduleur de tension à deux niveaux dans un plan complexe d'axes α et β	157

Figure 2.59 – Régulateur à hystérésis à deux niveaux pour le contrôle du flux au stator en fonction de sa consigne à suivre	163
Figure 2.60 – Principe du contrôle du flux au stator grâce au régulateur à hystérésis à deux niveaux.....	163
Figure 2.61 – Distribution en six secteurs égaux de 60° du plan complexe de la phase du vecteur du flux statorique	165
Figure 2.62 – Schéma de principe de la commande directe du couple de la machine asynchrone avec un asservissement de vitesse	167
Figure 2.63 – Asservissement de la vitesse de rotation de la machine asynchrone commandée avec une commande directe du couple pour une vitesse et un couple variables	168
Figure 2.64 – Comportement du couple électromagnétique en fonction du couple résistant pour un asservissement de la vitesse de rotation de la machine asynchrone commandée avec une commande directe du couple pour une vitesse et un couple variables.....	168
Figure 3.1 – Comparaison de la vitesse de rotation mécanique du rotor réelle avec deux solutions.....	195
Figure 3.2 – Évolution du coefficient de variation pendant l'identification des paramètres du Moteur 2 : (a) évolution de la densité de la population pour la résistance statorique, (b) évolution de la densité de la population pour l'inductance de magnétisation du stator, (b) évolution de la densité de la population pour l'inductance de fuite du stator	197
Figure 3.3 – Distribution des valeurs de la résistance statorique de la population à la 100e génération.....	198
Figure 4.1 – Processus de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator.....	209
Figure 4.2 – Représentation 3D des courants statoriques pour une machine saine et en défaut possédant différentes sévérités de court-circuit entre spires sur la phase 'a' du stator.....	211
Figure 4.3 - Représentation 3D des courants statoriques pour une machine saine et en défaut possédant le même pourcentage de court-circuit entre spires sur chacune des phases du stator	212

Figure 4.4 – Représentation des courants du stator, de ses vecteurs propres et de ses valeurs propres	214
Figure 4.5 – Représentation du référentiel 3D de l'ellipse et du référentiel cartésien 3D normalisé.....	215
Figure 4.6 – Approche classique (un seul algorithme de classification) à gauche et approche hiérarchique à droite	216
Figure 4.7 – Exemple de matrice de confusion pour un problème avec deux classes.....	220
Figure 4.8 – Courants statoriques de la machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension triphasée avec un court-circuit entre spires sur la phase 'a'.....	227
Figure 4.9 – Vitesse de rotation mécanique du rotor de la machine asynchrone commandée avec la CDC et un asservissement de vitesse	234
Figure 4.10 – Couple électromécanique de la machine asynchrone commandée avec la CDC et un asservissement de vitesse.....	235
Figure 4.11 – Courants Statoriques de la machine asynchrone commandée avec la CDC et un asservissement de vitesse.....	235
Figure 4.12 – Description hiérarchique des catégories des défauts de court-circuit entre spires au stator.....	242
Figure 4.13 – Architecture de l'algorithme pour la reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires conçue et exploitée	243
Figure 4.14 – Décomposition hiérarchique de la reconnaissance des défauts du stator et du rotor.....	256
Figure 4.15 – Architecture de la solution hiérarchique de reconnaissance des défauts du stator et du rotor.....	257
Figure III.1 – Vitesse de rotation mécanique du rotor pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) du moteur à induction avec 1 barre rompue et un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde.....	286
Figure III.2 – Couple électromagnétique de la machine asynchrone pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) du moteur à induction avec 1 barre rompue et un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde.....	286

Figure III.3 – Courants statoriques de la machine asynchrone pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) du moteur à induction avec 1 barre rompue et un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde.....	287
Figure III.4 – Comparaison du courant dans une barre saine et une barre rompue de la machine asynchrone pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et avec un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde	288
Figure III.5 – Comparaison du comportement de la vitesse de rotation mécanique de la MAS sous différents nombres de barres rompues pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et avec un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde.....	288
Figure III.6 – Comparaison du comportement du couple électromagnétique de la MAS sous différents nombres de barres rompues pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et avec un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde.....	289
Figure III.7 – Comparaison du comportement de la vitesse de rotation mécanique de la MAS sous différents nombres de barres rompues pour un démarrage direct (onduleur MLI) et avec un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde.....	290
Figure III.8 – Comparaison du comportement du couple électromagnétique de la MAS sous différents nombres de barres rompues pour un démarrage direct (onduleur MLI) et avec un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde	290
Figure IV.1 – Type d'excentricités : (a) excentricité statique, (b) excentricité dynamique, (c) excentricité mixte.....	292
Figure IV.2 – Excentricité axiale	294
Figure IV.3 – Vues de face et de profil d'un roulement à billes.....	298
Figure IV.4 – Défaut de roulement sur la bague externe du roulement a la position fixe par rapport au stator $\phi = 0$	300
Figure V.1 – Opération de troncature de la population afin d'intégrer l'élitisme dans NSGA II.....	305
Figure VI.1 – Implémentation générale de la machine asynchrone dans l'industrie.....	309

Figure VI.2 – Représentation du référentiel (d, q) et de ses angles par rapport aux phases du stator et du rotor	313
Figure VII.1 – Schéma de principe de la commande scalaire V/f en boucle ouverte avec un contrôle indirect du flux et alimentée en tension (onduleur de tension).....	322
Figure VII.2 – Schéma de principe de la commande scalaire V/f en boucle ouverte avec un contrôle direct du flux et alimentée en tension (onduleur de tension).....	323
Figure VII.3 – Caractéristique de la tension statorique V_s en fonction de la pulsation statorique ω_s pour $\omega_r = 0$	326
Figure VII.4 – Schéma de principe de la commande scalaire V/f en boucle fermée avec un asservissement de la vitesse de rotation du rotor, un contrôle indirect du flux et alimenté en tension (onduleur de tension).....	328
Figure VII.5 – Asservissement de la vitesse de rotation de la machine asynchrone commandée avec un contrôle scalaire V/f pour une vitesse et un couple variables	329
Figure VII.6 – Comportement du couple électromagnétique en fonction du couple résistant pour un asservissement de la vitesse de rotation de la machine asynchrone commandée avec un contrôle scalaire V/f pour une vitesse et un couple variables.....	329
Figure VII.7 – Asservissement de la vitesse et des courants de la machine asynchrone avec une commande vectorielle indirecte à flux rotorique orienté pour des applications a vitesse et couple variables	335
Figure VII.8 – Schémas blocs des équations de courants statoriques de la machine asynchrone dans le plan diphasé (d, q)	336
Figure VII.9 – Schémas bloc des équations de courants statoriques et le découplage par compensation	337
Figure VII.10 – Schémas bloc équivalent du découplage des équations de courants statoriques	337
Figure VII.11 – Boucle de régulation des courants diphasés de la machine asynchrone ...	338
Figure VII.12 – Boucle d’asservissement du courant I_{sd} représentée par une fonction de transfert du deuxième ordre	339
Figure VII.13 – Boucle ouverte de la vitesse en fonction du courant de consigne I_{sq}	341

Figure VII.14 – Asservissement de la vitesse de rotation de la machine asynchrone avec un correcteur PI.....	342
Figure VII.15 – Asservissement de la vitesse de rotation de la machine asynchrone commandée avec un contrôle vectoriel à flux rotorique orienté pour une vitesse et un couple variables	343
Figure VII.16 – Comportement du couple électromagnétique en fonction du couple résistant pour un asservissement de la vitesse de rotation de la machine asynchrone commandée avec un contrôle vectoriel à flux rotorique orienté pour une vitesse et un couple variables	343
Figure VIII.1 – Interface pour le paramétrage dans le processus d’identification	344
Figure VIII.2 – Résultats illustrant la valeur moyenne de la fonction de coût vs les générations lors du processus d’identification des paramètres de la machine asynchrone.....	344
Figure VIII.3 – Comparaison des résultats illustrant la valeur des paramètres identifiés de la machine asynchrone vs les générations lors de deux processus d’identification des paramètres de la machine asynchrone	345
Figure VIII.4 – Interface pour le paramétrage dans la création et l’entraînement des algorithmes de classifications pour la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone	345
Figure VIII.5 – Phase de test des algorithmes de classification pour l’observation des performances de ceux-ci	346
Figure VIII.6 – Affichage de la matrice de confusion et du nom de chacune des classes pour visualiser les performances de reconnaissance d’un algorithme de classification	346

TABLE DES TABLEAUX

Tableau 1.1 – Résumé des données qui ont permis de déterminer la distribution des défauts de la machine asynchrone [4-7]	5
Tableau 2.1 – Table de commutation des vecteurs de tension du convertisseur	166
Tableau 3.1 – Réglage général des algorithmes génétiques pour l’identification des paramètres de la machine asynchrone	186
Tableau 3.2 – Résultats de l’AG classique dans l’estimation du vecteur de paramètres [X1,1]	188
Tableau 3.3 – Résultats du NSGA II dans l’estimation du vecteur de paramètres [X1,1] .	188
Tableau 3.4 – Résultats du θ -NSGA III dans l’estimation du vecteur de paramètres [X1,1].....	189
Tableau 3.5 – Résultats de l’AG classique dans l’estimation du vecteur de paramètres [X1,2]	189
Tableau 3.6 – Résultats du NSGA II dans l’estimation du vecteur de paramètres [X1,2] .	190
Tableau 3.7 – Résultats du θ -NSGA III dans l’estimation du vecteur de paramètres [X1,2].....	190
Tableau 3.8 – Résultats de l’AG classique dans l’estimation du vecteur de paramètres [X1,3]	191
Tableau 3.9 – Résultats du NSGA II dans l’estimation du vecteur de paramètres [X1,3] .	191
Tableau 3.10 – Résultats du θ -NSGA III dans l’estimation du vecteur de paramètres [X1,3].....	191
Tableau 3.11 – Résultats de l’AG classique dans l’estimation du vecteur de paramètres [X2,1]	192
Tableau 3.12 – Résultats du NSGA II dans l’estimation du vecteur de paramètres [X2,1]	193
Tableau 3.13 – Résultats du θ -NSGA III dans l’estimation du vecteur de paramètres [X2,1].....	193
Tableau 4.1 – Nom des classes constituant le cas (1) de l’étude pour la reconnaissance des défauts de court-circuit	218

Tableau 4.2 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (1) pour une machine asynchrone alimentée en tension directement avec de parfaites sinusoïdes	222
Tableau 4.3 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (2) pour une machine asynchrone alimentée en tension directement avec de parfaites sinusoïdes	223
Tableau 4.4 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (3) pour une machine asynchrone alimentée en tension directement avec de parfaites sinusoïdes	223
Tableau 4.5 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (4) pour une machine asynchrone alimentée en tension directement avec de parfaites sinusoïdes	224
Tableau 4.6 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (5) pour une machine asynchrone alimentée en tension directement avec de parfaites sinusoïdes	224
Tableau 4.7 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (1) pour une machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension triphasé MLI	229
Tableau 4.8 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (2) pour une machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension triphasé MLI	229
Tableau 4.9 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (3) pour une machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension triphasé MLI	229
Tableau 4.10 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (4) pour une machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension triphasé MLI	230
Tableau 4.11 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (5) pour une machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension triphasé MLI	230

Tableau 4.12 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (1) pour une machine asynchrone commandée par la CDC et possédant un asservissement de vitesse.....	236
Tableau 4.13 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (2) pour une machine asynchrone commandée par la CDC et possédant un asservissement de vitesse.....	236
Tableau 4.14 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (3) pour une machine asynchrone commandée par la CDC et possédant un asservissement de vitesse.....	236
Tableau 4.15 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (4) pour une machine asynchrone commandée par la CDC et possédant un asservissement de vitesse.....	237
Tableau 4.16 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (5) pour une machine asynchrone commandée par la CDC et possédant un asservissement de vitesse.....	237
Tableau 4.17 – Comparaison de performances d’algorithmes de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (5) pour une machine asynchrone alimentée en tension directement avec de parfaites sinusoïdes.....	244
Tableau 4.18 – Comparaison de performances d’algorithmes de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (5) pour une machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension triphasé MLI.....	244
Tableau 4.19 – Comparaison de performances d’algorithmes de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (5) pour une machine asynchrone commandée par la CDC et possédant un asservissement de vitesse.....	244
Tableau 4.20 – Performances de reconnaissance des défauts de barres rompues pour une machine asynchrone alimentée directement en tension avec de parfaites sinusoïdes	247
Tableau 4.21 – Performances de reconnaissance des défauts de barres rompues pour une machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension triphasé MLI	250
Tableau 4.22 – Performances de reconnaissance des défauts de barres rompues pour une machine asynchrone commandée par la CDC et possédant un asservissement de vitesse .	252

Tableau 4.23 – Performances de la solution hiérarchique de reconnaissance des défauts du stator et du rotor pour une machine asynchrone alimentée en tension directement avec de parfaites sinusoïdes	259
Tableau 4.24 – Performances de la solution hiérarchique de reconnaissance des défauts du stator et du rotor pour une machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension triphasé MLI	260
Tableau 4.25 – Performances de la solution hiérarchique de reconnaissance des défauts du stator et du rotor pour une machine asynchrone commandée par la CDC et possédant un asservissement de vitesse	262

LISTE DES ALGORITHMES

Algorithme 3.1 – Pseudocode de l’algorithme génétique mono-objectif implémenté	180
Algorithme 3.2 – Pseudocode de l’algorithme génétique multi-objectifs θ -NSGA III.....	182
Algorithme V.1 – Mécanisme de fonctionnement de l'algorithme évolutionnaire SPEA II.....	304
Algorithme V.2 – Mécanisme de fonctionnement de l'algorithme génétique NSGA II.....	306

LISTE DES ACRONYMES ET ABREVIATIONS

ANN	: Artificial Neural Network
CART	: Classification And Regression Trees
CCS	: Court-Circuit Entre Spires
CDC	: Commande Directe Du Couple
CWT	: Continuous Wavelet Transform
EPRI	: Electric Power Research Institute
FEM	: Finite Element Method
FFT	: Fast Fourier Transform
GTO	: Gate Turn-Off Thyristor
IA	: L'intelligence Artificielle
IEEE	: Institute Of Electrical And Electronics Engineers
IGBT	: Insulated Gate Bipolar Transistor
MAS	: Machine Asynchrone
MCSA	: Motor Current Signature Analysis
MLI	: Modulation De Largeur D'impulsion
MLP	: Multilayer Perceptron
MOSFET	: Metal Oxide Semiconductor Field Effect Transistor
MWFT	: Modified Winding Functions Theory
NSGA	: Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm
PI	: Proportionnel Integral
SPEA	: Strength Pareto Evolutionary Algorithm
STFT	: Short Time Fourier Transform
SVM	: Support Vector Machine
UMP	: Unbalanced Magnetic Pull
WDT	: Wavelet Discrete Transform
WFA	: Winding Functions Approach
WPD	: Wavelet Packet Decomposition

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

1.1 CONTEXTE DE LA RECHERCHE

Au cours des dernières décennies, les industries ont dû déployer des ressources importantes dans l'amélioration de la productivité afin d'obtenir un niveau de compétitivité supérieur ou égal à la concurrence [1]. Leur survie dépend de leur capacité à fournir un rapport qualité/prix élevé de leurs produits tout en réalisant un maximum de profits. De ce fait, la majorité des entreprises du secteur industriel ont recours à l'automatisation [1] (exploitation de capteurs, de machines électriques, d'automates, de robots,...) et à l'optimisation [2] (amélioration des vitesses d'entraînements, des positions de mouvements,...) des chaînes de production de plus en plus complexes. Les différentes attentes de ces améliorations sont de produire en plus grande quantité, des produits moins coûteux et de meilleure qualité. En raison du coût élevé de ces opérations d'amélioration (la mise en place et l'étude dans l'optimisation des équipements) et des conséquences économiques liées à des pannes non planifiées, les industries investissent également des ressources considérables dans

le processus de maintenance destiné à accroître la fiabilité, augmenter la durée de vie du matériel, minimiser les défaillances et limiter les indisponibilités. Cependant, la grande quantité d'équipements à maintenir, le coût élevé des opérations de maintenance non planifiées et la grande difficulté à prédire (prioriser) les appareils ayant besoin d'une maintenance rapide rendent la tâche complexe, coûteuse et partiellement inefficace.

1.2 MAINTENANCE INDUSTRIELLE

La maintenance industrielle est un processus coûteux et nécessaire pour la production. Elle permet d'améliorer la qualité des produits fabriqués en maintenant ou en remettant en état un système de production. Nous pouvons distinguer deux types de maintenance. Il y a la maintenance corrective et la maintenance préventive. La maintenance corrective, également appelée maintenance curative, est une maintenance qui opère lorsqu'une panne inattendue survient lors de la phase de production. Les conséquences : des arrêts non planifiés des unités de production, des temps d'arrêt plus ou moins longs de la production, des opérateurs sur les lignes de production qui sont en attentes, mais surtout des pertes financières conséquentes pour les industriels. L'objectif de la maintenance curative est d'éliminer la panne en question le plus rapidement possible. Parallèlement, il y a la maintenance préventive dont l'objectif est la planification des changements de pièces d'un système de production en fonction des spécifications de conception ou de l'historique des pannes observées par le passé. Ce processus se déroule selon un plan d'action préalablement défini afin d'éviter les défauts inattendus, de protéger et prolonger la durée de vie des équipements,

d'améliorer la fiabilité des systèmes, de diminuer les coûts de remplacement par rapport à une maintenance corrective, de réduire les temps d'arrêt des systèmes de production, et de minimiser les préjudices financiers pour les industriels et physique pour les humains. Dans ce cas, les opérateurs de maintenance agissent lorsque la production est en arrêt planifié (ex : week-end, congés d'été) et l'ensemble des coûts est calculé à l'avance reposant sur le prix de la pièce, le temps de réparation et le nombre d'opérateurs nécessaires.

1.3 LA MACHINE ASYNCHRONE ET LE CONTEXTE DE RECHERCHE

Dans le contexte de recherche énoncé dans la Section 1.1, nous concentrerons nos travaux sur la machine asynchrone, et plus particulièrement sur ses défauts. En effet, cette machine électrique représente une part importante (près de 80 % des moteurs sont des machines à induction) des chaînes de production dans les parcs industriels [3]. Elle permet, pour un coût raisonnable, une grande fiabilité et une facilité de mise en œuvre (contrôle de la machine), d'entraîner efficacement des tapis et des bandes (en aluminium, en papier,...). Elle peut aussi être intégrée dans des systèmes comme les machines-outils et les éoliennes. Pourtant, il subsiste des arrêts non planifiés. Par conséquent, le besoin de maintenir en exécution le moteur à induction (autre nom donné à la machine asynchrone) à l'aide d'opérations de maintenance reste nécessaire. Un arrêt non planifié est une source importante de pertes financières pour les industriels. Les temps d'arrêt, les opérateurs de production en attentes, les opérateurs de maintenance et les outils indispensables au diagnostic et à la remise en

œuvre des machines asynchrones sont les raisons pour optimiser le processus de maintenance destiné aux moteurs à induction. Elle constitue une étape essentielle à franchir pour les industriels dans l'objectif d'atteindre un niveau de compétitivité très élevé dans ce contexte particulier de mondialisation.

Depuis les années 1980, les chercheurs et ingénieurs travaillent sur l'amélioration du processus de maintenance à travers le diagnostic des défauts de la machine asynchrone (quel type de défaut), parfois par la détection de l'emplacement de la défektivité (ex : quelle phase), et malheureusement, rarement par l'estimation du degré de sévérité des anomalies du moteur (pourcentage de différence par rapport à l'état sain de la machine). Avant de décrire plus longuement les différentes approches pour le diagnostic des moteurs à induction, il est essentiel de présenter les différentes anomalies possibles de la machine asynchrone. Selon une étude réalisée par IEEE (*Institute of Electrical and Electronics Engineers*) publiée en 1985 [4-6] et par EPRI (*Electric Power Research Institute*) publiée en 1986 [7], les défauts du moteur à induction sont principalement reliés au stator et aux roulements. La Figure 1.1 montre les distributions des anomalies du moteur issues de ces études. Le Tableau 1.1 décrit les conditions dans lesquelles ces deux études ont été réalisées.

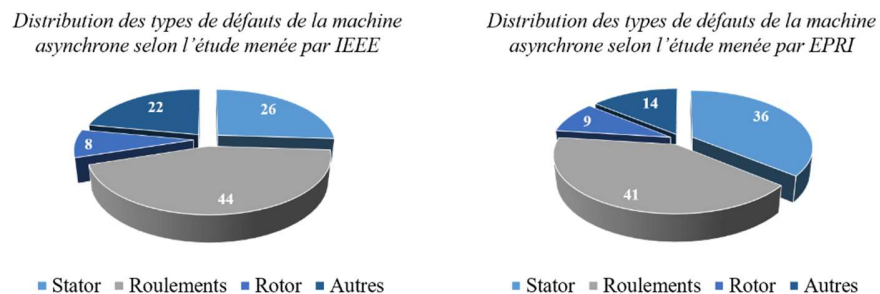


Figure 1.1 – Répartition (en pourcentage) des défauts de la machine asynchrone selon les études menées par IEEE [4-6] et EPRI [7]

Paramètres	IEEE	EPRI
<i>Nombre de compagnies</i>	33	56
<i>Nombre d'installations</i>	75	132
<i>Nombre de moteurs</i>	1141	4797
<i>Nombre de défauts</i>	360	872

Tableau 1.1 – Résumé des données qui ont permis de déterminer la distribution des défauts de la machine asynchrone [4-7]

En observant les possibles défauts de la machine asynchrone, il est évident que les causes sont de diverses natures (ex : électrique, mécanique, environnementale) et les conséquences reliées aux déficiences également (ex : apparition de vibrations, hausse de la température). Une description plus détaillée des causes amenant l'apparition de chaque anomalie du moteur et des conséquences est donnée au Chapitre 2.

Plusieurs stratégies de détection des défauts du moteur ont vu le jour grâce notamment aux différentes avancées technologiques comme le gain en puissance de calcul des ordinateurs (processeur, mémoire vive) et la miniaturisation de l'électronique (capteurs). Nous observons à travers la littérature de nombreuses approches qui reposent sur l'étude des vibrations [8, 9], de l'acoustique [10], des températures [11, 12], des courants [13-15] et d'autres encore. Leur point commun, l'utilisation de l'intelligence artificielle avec une complexité plus ou moins grande. En effet, des outils comme les algorithmes de classification sont utilisés afin de réaliser la détection des déficiences de la machine asynchrone. Néanmoins, ce qui diffère d'une

approche à l'autre sont les éléments technologiques utilisés et les outils informatiques pour le traitement de l'information.

L'étude des vibrations repose essentiellement sur l'utilisation de capteurs piézoélectriques (ou accéléromètres) qui permettent de diagnostiquer la présence d'un défaut par une analyse spectrale ou énergétique du signal issu du capteur [8]. Cette étude, qui est généralement expérimentale, demande des ressources financières importantes pour les capteurs piézoélectriques devant supporter des conditions environnementales parfois très sévères (température, humidité, poussière,...) dans l'industrie. De plus, la mise en place d'une méthode de détection est longue et laborieuse, car elle varie d'un moteur à l'autre. Pour ce dernier inconvénient, il est possible de réaliser des études par la méthode des éléments finis afin de définir des seuils de détection des défauts des moteurs. Néanmoins, le temps de calcul requis par cette approche est reconnu pour être extrêmement long. Le principal avantage de cette approche est son efficacité à réaliser le diagnostic (présence ou non d'un défaut) du moteur.

Pour l'approche par l'étude thermique [16], un capteur de température peut être intégré dans la machine asynchrone, ou dans certains cas, l'utilisation d'une caméra thermique remplace les capteurs de température. Cette méthode de détection des anomalies du moteur est très peu utilisée en raison des résultats obtenus qui ne sont pas très encourageants. De plus, dans le cas des capteurs de température, ils doivent être directement intégrés dans la machine lors de sa fabrication. Le nombre de capteurs est également important afin de cartographier avec précision les températures de la machine. La caméra thermique répond à cette problématique, mais son coût

(environ 10 000 dollars) ne permet pas de déployer cette approche à grande échelle. De plus, la technologie de pointe de cette caméra rend pratiquement impossible son utilisation dans des environnements sévères.

Nous observons les mêmes contraintes pour l'approche acoustique que pour la caméra thermique. En effet, des microphones de qualité élevée sont coûteux (entre 500 et 2000 dollars) et l'environnement industriel est très bruyant ce qui complexifie grandement l'analyse des spectres sonores (bruit du moteur noyé dans celui de la production). De plus, la mise en place d'un protocole adéquat de mesure (normé et respecté à la lettre) est requise du fait des intensités en décibels pouvant varier fortement à cause de la position tridimensionnelle du microphone par rapport au moteur.

Finalement, il y a aussi les approches liées aux grandeurs du moteur à induction comme la vitesse de rotation, le couple électromagnétique, les flux et les courants. Un grand nombre de travaux utilisant ces informations ont été réalisés [17, 18]. Cependant, l'utilisation des courants constitue la grande majorité des travaux. Cette approche s'appelle MCSA (*Motor Current Signature Analysis*) [15]. Elle a été développée pour la première fois dans les années 1970, et aujourd'hui, il existe plusieurs variantes comme la combinaison d'outils de traitements des signaux (ex : transformée de Fourier) et d'intelligence artificielle (ex. : réseaux de neurones artificiels). Ces approches fournissent majoritairement de bons résultats dans le diagnostic et l'identification des défauts de la machine asynchrone. Par contre, très peu d'études ont été réalisées sur l'estimation du degré de sévérité des anomalies. Dans cette thèse, nous proposons de réaliser une solution qui permet de passer outre l'inconvénient précédent

en combinant le diagnostic, l'identification et l'estimation des défauts de la machine asynchrone (reconnaissance des anomalies du moteur). De plus, cette méthode a l'avantage d'être économique (environ 100 dollars pour un capteur de courant à très haute précision et supportant des conditions environnementales sévères), et généralement, les industries possèdent déjà ces types de capteurs liés à leurs efforts pour la réduction de leur consommation d'énergie.

1.4 MACHINE ASYNCHRONE

La précédente section décrivait la position de la machine asynchrone dans l'industrie et ses possibles défauts entraînant des bris en production aux conséquences économiques importantes pour les manufacturiers. Ainsi, afin de comprendre mieux le sujet de ce projet de recherche, il est important d'avoir une connaissance de cet élément central dans les systèmes d'automatisation.

La machine asynchrone, appelée également machine à induction, est une machine électrique alimentée par un système de tensions et de courants alternatifs. C'est en 1831 que le phénomène d'induction a été découvert par Michael Faraday (1791-1867). Puis en 1887, Nikola Tesla utilisa ce principe d'induction (1856-1943) afin de réaliser et de déposer le premier brevet sur la machine asynchrone qu'il conçut à Strasbourg (France). Depuis, de nombreuses améliorations ont été réalisées afin d'obtenir la machine asynchrone que nous connaissons aujourd'hui. Cette machine est particulièrement utilisée (représente approximativement 80 % des moteurs) en tant que moteur dans l'industrie et pour des applications en tout genre telles que les trains (exemple : Eurostar), les systèmes de levage, les entraînements de chaîne productique,

les systèmes d'enroulement/déroulement, les machines d'usinage, la robotique, la ventilation, et bien d'autres domaines.

Cette machine est constituée de plusieurs éléments illustrés à la Figure 1.2. Afin de bien comprendre son principe de fonctionnement qui sera décrit dans la suite de cette section, il paraît plus approprié de définir d'abord les principales composantes de celle-ci. Le moteur à induction est constitué de deux parties importantes à son fonctionnement : le stator et le rotor.

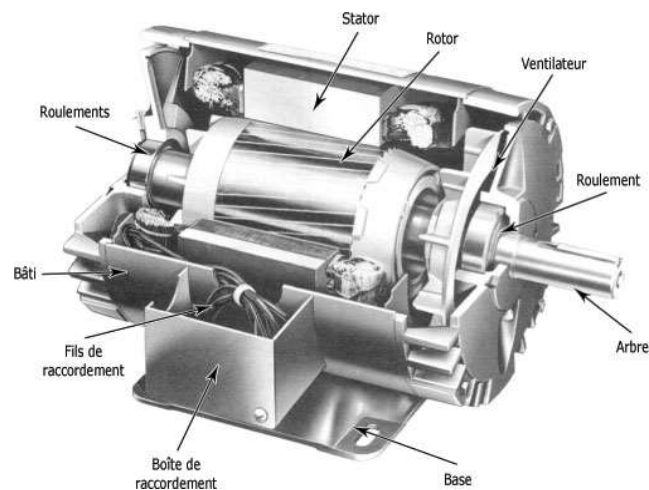


Figure 1.2 – Composition et appellation des différents éléments de la machine asynchrone

À la Figure 1.2, nous observons également la présence d'un ventilateur afin d'évacuer la chaleur de la machine en fonctionnement. Le ventilateur attaché à l'arbre de la machine tourne sans aucune alimentation extérieure. Ce moteur possède aussi des roulements (paliers) sur les deux extrémités de l'arbre rotorique qui définissent son axe de rotation par rapport au stator qui est fixe et limitent les frottements lors de ce mouvement de rotation. Les roulements seront abordés plus en détail au Chapitre 2,

puisqu'ils constituent une source de dégradation et un des défauts de la machine asynchrone.

1.4.1 LE STATOR

Le stator d'une machine asynchrone, également appelé l'inducteur, est constitué généralement de trois phases (composées elles-mêmes de bobines) alimentées par un système de tension triphasée de fréquence f . Celui-ci possède un cylindre ferromagnétique entaillé d'encoches dans lesquelles viennent se loger les enroulements. Le cylindre ferromagnétique est fabriqué par un empilement de plaques de tôles feuilletées et entaillées d'encoches afin de réduire l'influence des courants de Foucault [19]. Le bobinage statorique peut être caractérisé par ses conducteurs d'encoches et ses têtes de bobines. Les conducteurs d'encoches sont à l'origine de la création du champ magnétique dans l'entrefer et les têtes de bobines ferment les courants circulants dans la bobine afin d'assurer le circuit fermé des enroulements, et par conséquent, la circulation du courant d'un conducteur d'encoche à un autre.

L'affaiblissement du champ magnétique statorique causé par une grande réluctance (aptitude d'un circuit magnétique à s'opposer à sa pénétration par un champ magnétique. N.B : le fer est le matériau le moins réluctant) peut être contrecarré par une isolation électrique réalisée à l'aide d'un traitement chimique (phosphate). Les matériaux choisis possèdent également les propriétés de cette isolation électrique. Ainsi, l'ensemble de ces caractéristiques permet de maintenir un champ magnétique tournant constant en amplitude. Ceci permet d'éviter toute oscillation du couple

électromagnétique. Pour finir, il y a aussi une plaque à bornes sur laquelle sont fixés les câbles d'alimentation électrique.

1.4.2 LE ROTOR

Le rotor, également appelé l'induit, peut se présenter de deux manières différentes. En effet, il y a les rotors à cage d'écureuil et les rotors bobinés.

Les machines asynchrones possédant les rotors à cage d'écureuil sont les plus répandues dans l'industrie. Ceux-ci sont constitués d'un empilement de tôles ferromagnétiques cylindriques entaillées d'encoches (appelée feuilletage). Ces encoches servent à l'injection de matériaux conducteurs (alliage d'aluminium, en cuivre ou encore en laiton) afin de réaliser les barres rotoriques (similaire aux conducteurs d'encoches pour le stator) et les anneaux (similaire aux têtes de bobines au stator). Les barres et les anneaux sont ainsi connectés entre eux et constituent un circuit fermé ou un court-circuit. Dans le cas de moteur à grande puissance, les barres sont soudées ou brasées aux anneaux et ne sont pas injectées, mais placées. En général, les barres sont légèrement inclinées afin d'être en nombre équivalent sous une phase du stator et ainsi éviter toutes oscillations du couple et de la vitesse. Il existe des variantes du rotor à cage telles que ceux à doubles cages d'écureuil, à doubles encoches et à encoches profondes.

Ces autres types de rotors à cage sont utilisés afin de modifier les performances de la machine asynchrone en fonctionnement. En effet, la double cage permet d'obtenir un couple plus important au démarrage grâce à la cage externe, mais les mêmes

performances en régime établi grâce à la cage interne. Les deux cages sont indépendantes et constituent deux circuits fermés. Le rotor à encoches profondes ou à doubles encoches permet d'obtenir un couple plus important au démarrage lorsque la machine est alimentée directement sur le réseau, c'est-à-dire, sans variateur. Généralement, la présence d'un phénomène dit d'effet de peau peut être observée. En d'autres termes, quand la fréquence des courants augmente, les courants circulent proches de la surface du conducteur.

En ce qui concerne le rotor bobiné (rotor à bagues), il est semblable à celui du stator. En effet, il possède des bobines reliées à des bagues. Une liaison électrique était alors possible avec le rotor afin de permettre un démarrage rotorique avec un contrôle sur la vitesse. Le rotor était court-circuité après le démarrage. Son principe de fonctionnement se rapprochait de celui de la machine synchrone, mais avec le développement des variateurs, ce rotor n'est plus utilisé aujourd'hui.

Donnons, en complément, deux définitions essentielles à la compréhension de la conception et du fonctionnement de la machine asynchrone.

Ferromagnétique : Propriété intrinsèque d'un matériau, qui lorsqu'il est soumis à un champ magnétique permet de s'aimanter très fort à un autre matériau.

Effet de peau : L'effet de peau est un phénomène électromagnétique qui fait varier la quantité de matière nécessaire à la circulation des courants. En effet, lorsque la fréquence est élevée, le courant circule en surface des conducteurs. Lorsque la fréquence du courant qui circule dans le conducteur se rapproche de la fréquence du courant d'induction, le courant induit circule sur un maximum de matière du conducteur ce qui a également pour effet d'augmenter sa résistivité.

1.4.3 PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT DE LA MACHINE ASYNCHRONE

Tel que mentionné précédemment, la machine asynchrone est constituée principalement d'un stator et d'un rotor. Ces éléments sont fabriqués à l'aide de matériaux spéciaux et de manière à ce que le moteur à induction puisse fonctionner de la meilleure des manières possibles. Le stator, partie fixe de la machine, est constitué de $3p$ (où p désigne le nombre de paires de pôles) bobines alimentées par un système de tension et de courant triphasé de fréquence f fournies soit par le réseau électrique, soit par le variateur. Le déphasage entre les tensions et les courants des trois phases est de $2\pi/3$ radians. Cependant, chaque p série comporte trois bobines qui sont séparées de $2\pi/3$ les unes des autres. Ainsi, nous pouvons ramener l'explication du principe de fonctionnement de la machine asynchrone à 3 enroulements que nous notons "a", "b" et "c". La Figure 1.3 illustre une schématisation symbolique du stator.

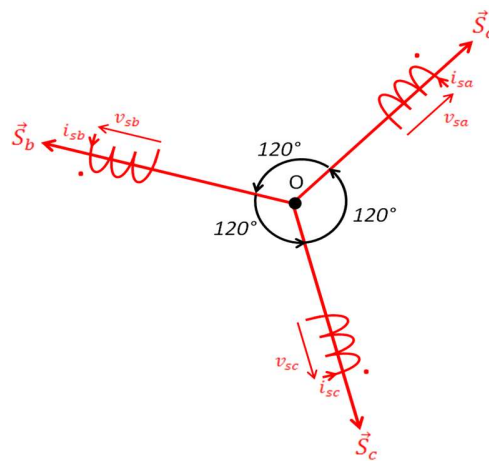


Figure 1.3 – Schématisation symbolique du stator de la machine asynchrone triphasée

Les courants qui traversent les bobines du stator créent un champ magnétique tournant \vec{B}_s dans l'entrefer tel que :

$$\vec{B}_s = B_0 \cos(2\pi ft), \quad (1.4.1)$$

où B_0 est l'amplitude maximum du champ magnétique, f dénote la fréquence d'alimentation de la machine asynchrone, et t représente la fonction temporelle de l'oscillation. L'entrefer est l'espace vide entre le stator et le rotor tel qu'illustré à la Figure 1.4.

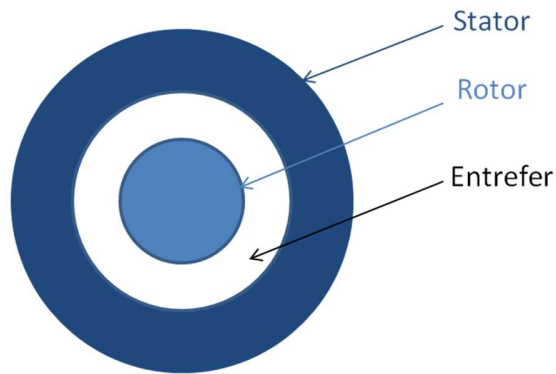


Figure 1.4 – Représentation 2D de l'entrefer entre le stator et le rotor

Ce champ tournant possède une vitesse de rotation dite de synchronisme et égale à :

$$n_s = \frac{f}{p} \text{ [tr/s]}, \quad (1.4.2)$$

ou

$$\Omega_s = \omega_s = \frac{2\pi f}{p} \text{ [rad/s]}, \quad (1.4.3)$$

où n_s est le nombre de tours par seconde de champ tournant, f dénote la fréquence d'alimentation de la machine asynchrone, p représente le nombre de paires de pôles, et Ω_s (ou ω_s) est la vitesse du champ tournant en radians par seconde.

Le champ magnétique créé par le stator tourne autour du rotor (à l'arrêt lors du démarrage) afin de créer grâce à son flux des courants induits dans les barres du rotor. D'après la loi de Lenz [20], les courants induits s'opposent par leurs effets à la cause qui leur a donné naissance. La circulation des courants dans la cage du rotor est possible, car le circuit est fermé, et par conséquent, des forces de Laplace en résultent. Cette force est différente en tout point de la cage. Ce phénomène permet de créer un couple et de faire démarrer le moteur asynchrone. En effet, si le flux du champ magnétique du stator n'était pas variant autour du rotor, les courants rotoriques seraient égaux, ainsi que les forces de Laplace qui se compenseraient. S'il n'existe aucune différence de force, la somme des forces serait nulle ainsi que le couple. Le moteur ne pourrait donc pas démarrer.

Le nombre de pôles au rotor doit être égal au nombre de pôles au stator. Pour une cage d'écureuil, cette condition est automatiquement vraie. En effet, la cage d'écureuil est conçue pour qu'elle soit symétrique. Ainsi deux barres distantes de π/p constituent une spire et ont des forces électromotrices opposées.

Heureusement, la vitesse de rotation mécanique du rotor ne rattrape jamais la vitesse de synchronisme du champ tournant. Ainsi, il subsiste une différence de force, et donc de couple grâce à la condition :

$$n_s > n_m, \quad (1.4.4)$$

où n_s est le nombre de tours par seconde de champ tournant, et n_m représente le nombre de tours par seconde du rotor (ou de l'arbre de sortie).

Cette différence de vitesse définie ce que nous appelons le glissement donné par l'équation (1.4.5) :

$$g = \frac{n_s - n_m}{n_s} = \frac{\Omega_s - \Omega_m}{\Omega_s}, \quad (1.4.5)$$

où g représente le ratio du glissement de la machine asynchrone.

Le glissement est également un des critères à l'origine des courants rotoriques puisqu'il réside dans la différence de grandeur entre n_s et n_m . Par conséquent, la fréquence des courants rotoriques proportionnelle au glissement peut être exprimée par la relation (1.4.6) ou (1.4.7) :

$$n_r = n_s - n_m \quad (1.4.6)$$

ou

$$f_r = pgn_s = \frac{p(n_s - n_m)}{n_s} \cdot n_s = g \cdot f_s, \quad (1.4.7)$$

où f_r est la fréquence des courants rotoriques et f_s est la fréquence des courants statoriques.

Il faut savoir que les courants rotoriques de fréquence f_r créés une induction rotorique tournante d'une vitesse égale à :

$$\Omega_r = \omega_r = \frac{2\pi f_r}{p} = \frac{2\pi g f_s}{p}, \quad (1.4.8)$$

où Ω_r (ou ω_r) est la vitesse du champ tournant du rotor en radians par seconde.

Les inductions statoriques et rotoriques créent le couple électromagnétique noté C_e (ou T_e) qui en fonction du principe fondamental de la dynamique sera égale aux couples mécaniques résistants.

1.5 INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

Dans le titre de ce projet de thèse et dans la Section 1.1 de ce présent chapitre, le terme intelligence artificielle a été employé sans jamais être clairement défini. L'un des premiers à avoir traité du sujet de l'intelligence artificielle (IA ou *Artificial Intelligence (AI)* en anglais) est John McCarthy, chercheur et professeur dans les célèbres institutions que sont le *Massachusetts Institute of Technology (MIT)*, l'université de Stanford et de Princeton. En 1971, il reçut le prix Turing (équivalent du prix Nobel ou de la médaille Fields dans le domaine de l'informatique) pour ses travaux et nombreuses contributions en intelligence artificielle et systèmes intelligents. Cependant, qu'est-ce que l'intelligence artificielle ? Selon McCarthy [21], qui a introduit le terme pour la première fois en 1955, l'intelligence artificielle est de réaliser des programmes informatiques qui tentent d'imiter le raisonnement animal, de haut niveau humain ou des problèmes (ex. : NP-complet, MU Puzzle) afin de rendre les machines intelligentes par les sciences et l'ingénierie. Ainsi, à l'aide des mathématiques telles que la logique booléenne ou les probabilités, nous pouvons rendre un programme intelligent (programmer un raisonnement) de manière à ce qu'il décide adéquatement de la suite des événements, ou de la décision finale.

Nous pouvons réaliser une liste constituant les branches de l'IA. L'IA peut se présenter comme étant une combinaison de :

- logique : l'IA logique est un mode de programmation qui permet de juger d'une situation spécifique à partir d'un ensemble de relations mathématiques logiques. Ainsi, le programme décide de ce qu'il faut faire à l'étape $t + 1$ grâce aux informations au temps t ,
- recherche : la puissance computationnelle pure d'un ordinateur dépasse largement celle d'un humain. Par conséquent, nous pouvons programmer toutes les situations possibles d'un événement et estimer la plus probable en fonction des actions passées,
- reconnaissance de similarité : l'ordinateur, ou plus exactement le programme, peut, à l'aide des outils adéquats, reconnaître des similarités entre deux situations à partir de forme bidimensionnelle ou tridimensionnelle,
- inférence : l'inférence est un raisonnement logique de possibilités, ou plutôt de déduction qui opère en fonction des connaissances du programme.

Également, il y a le raisonnement, l'apprentissage par expérience, les heuristiques et la programmation génétique.

L'ensemble de ces branches a permis de concevoir des outils comme les algorithmes évolutionnaires [22, 23] ou encore les algorithmes de classification [24] très présents dans les recherches scientifiques et les applications industrielles.

1.6 RECONNAISSANCE DES DÉFAUTS DE LA MACHINE ASYNCHRONE

Précédemment, nous avons parlé de diagnostic, détection, localisation, estimation et de reconnaissance. L'ensemble de ses termes peut être défini chacun de différentes manières. Par exemple, le mot diagnostic ou détection se réfère uniquement à la présence ou non d'un type de défauts cité à la Section 1.1. Le terme localisation permet de définir quel est le type d'anomalie que le moteur à induction possède. Dans certains travaux [25-27], il veut également dire quelle est la phase de la machine asynchrone qui est défectueuse (ex : défaut statorique). L'estimation signifie que nous essayons de déterminer le degré de sévérité des défauts comme le pourcentage de court-circuit entre spires, le nombre de barres rotoriques rompues ou le pourcentage d'excentricité qu'il y a entre le rotor et le stator. Cette dernière n'a pas été encore très étudiée. C'est pourquoi nous proposons de réaliser de la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone, c'est-à-dire de diagnostiquer, de localiser et d'estimer les anomalies d'un moteur à induction.

1.7 DÉFINITION DU PROJET DE RECHERCHE

Le projet de recherche que nous proposons repose sur plusieurs connaissances scientifiques et d'ingénieries. En effet, afin de concevoir une solution qui reconnaît efficacement les défauts de la machine asynchrone avec l'objectif d'améliorer le processus de maintenance industrielle, nous intégrerons des modèles d'intelligence artificielle comme les algorithmes génétiques et les algorithmes de classification. De

plus, la solution se veut automatisée et adaptative. En d'autres termes, nous cherchons à réaliser un outil scientifique complet (de la réception d'un nouveau moteur à la détection de ses défauts) qui verra les opérateurs intervenir le moins possible et permettra de s'adapter à différentes puissances de moteur (résistances différentes, inductances différentes,...) à induction, ce qui constituera une contribution majeure dans ce domaine. Une autre contribution concerne l'étude dans la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone opérant à l'aide d'une commande contrôlant le couple et possédant un asservissement de vitesse. En effet, cette dernière condition de fonctionnement est très peu, voire pas du tout, étudiée par les chercheurs. Avec plus de précision, le projet de thèse devra répondre aux questions suivantes :

- Quelle est la manière la plus efficace d'adapter la solution de reconnaissance des défauts de la machine asynchrone aux différentes puissances de moteur ?
- Quel est le moyen le plus adéquat d'extraire les informations caractéristiques des défauts du moteur ?
- Quelle est la stratégie la mieux adaptée afin d'obtenir un taux de reconnaissance proche de 100 % et une estimation assez précise du degré de sévérité du défaut de la machine asynchrone ?
- Quels sont les algorithmes de classification les plus performants afin de réaliser le diagnostic, la détection et l'estimation des défauts des machines asynchrones ?
- Quels sont les effets des composantes extérieures (couple, commande,...) sur les phénomènes reliés aux anomalies du moteur ?

1.8 ORGANISATION DU PROJET DE RECHERCHE

La suite de ce projet de thèse comporte 5 chapitres. Le Chapitre 2 présente une revue de littérature des outils utilisés et nécessaires au développement de la solution proposée. Celui-ci est structuré de manière à suivre les étapes afin d'approcher la solution finale à l'issue de ce projet de recherche. Ainsi, les modèles mathématiques pour la simulation des défauts de la machine asynchrone seront d'abord développés. Puis, les approches qui permettent d'estimer les paramètres (résistances, inductances,...) de la machine asynchrone seront détaillées. Ensuite, un état de l'art est donné pour les outils de traitements et d'extraction des informations. Après, une description des algorithmes de classification présents dans les travaux de la communauté scientifique sur la détection des défauts du moteur à induction est présentée. Pour finir le Chapitre 2, une partie détaille également les conditions d'opération de la machine asynchrone dans l'industrie (commandes, asservissements). Le Chapitre 3 donne les résultats concernant l'identification des paramètres de la machine asynchrone. Dans celui-ci, plusieurs algorithmes d'identification sont testés et comparés. De plus, nous avons réalisé plusieurs contributions scientifiques évaluées par les pairs [28-30]. Le Chapitre 4 qui représente la plus grande partie de ce projet de recherche présente les performances et analyses des reconnaissances des défauts du moteur à induction. De surcroît, plusieurs conditions de fonctionnement du moteur et algorithmes de classification ont été exploités ce qui constitue la plus grande valeur ajoutée de cette thèse. Cette dernière partie a donné lieu à plusieurs publications dans des conférences internationales [18, 31]. Notons également que deux autres articles de journaux ont été soumis dans des revues IEEE très réputées. Pour finir, le Chapitre 5

conclut sur les travaux qui ont été menés pendant ce doctorat de 3 ans. De surcroît, il est également donné différentes perspectives de recherche sur la suite de ce sujet de thèse.

CHAPITRE 2

REVUE DE LITTÉRATURE

2.1 INTRODUCTION

La détection des défauts de la machine asynchrone est un des principaux axes de recherches de la communauté scientifique et industrielle afin d'améliorer grandement les programmes de maintenance. L'objectif de cette bonification est d'éviter la majorité des arrêts non planifiés des lignes de production ayant d'importantes conséquences économiques pour les entreprises manufacturières [32]. En effet, grâce à l'étude des défauts de la machine asynchrone, différentes stratégies de détection (traitement des signaux et algorithmes de reconnaissance) ont émergé et permettent, dans la plupart des situations, d'identifier le type de défauts [33-36], et parfois de localiser et d'estimer la sévérité des anomalies [27, 37, 38]. Pour ce faire, nous retrouvons dans la littérature deux principales tendances de recherches [17, 26, 39-45]. La première tendance est dite « expérimentale » [17, 26, 39, 40] et n'est pas très appréciable en raison des coûts financiers qu'elle occasionne. Ces dépenses sont principalement dues à l'achat et à la modification (mise en place des défauts) de la

machine à induction ainsi qu'aux capteurs et au système d'acquisition temps réel des signaux que requiert cette approche. De surcroît, les études expérimentales sont généralement basées sur l'analyse d'une seule machine asynchrone, ce qui rend impossible l'application de la solution de détection des défauts aux autres moteurs à induction possédant des paramètres (résistances, inductances,...) différents. La seconde tendance est dite « théorique » [41-45] et repose sur l'exploitation de modèles mathématiques de la machine asynchrone. Cette approche reproduit les défauts moteurs et analyse les signaux résultants des modèles de simulation. L'avantage de cette méthode est son adaptabilité aux différentes machines asynchrones en remplaçant facilement les valeurs des paramètres de celles-ci. Cependant, des erreurs d'approximation entre les moteurs simulés et les authentiques machines à induction peuvent survenir.

Néanmoins, les deux stratégies de recherche dans le domaine des défauts des machines asynchrones présentent le même schéma d'étude illustré à la Figure 2.1. Ce schéma d'étude est défini par un système qu'est le moteur à induction. Tel que mentionné dans le paragraphe précédent, celui-ci peut être physiquement réel ou mathématiquement modélisé. Le système en question permet d'obtenir différentes natures de signaux (mécaniques et électriques) en fonction des capteurs utilisés (ex : piézoélectriques, courants, codeur incrémental). Par la suite, ces signaux sont traités par différents outils tels que la transformée de Fourier rapide (*Fast Fourier Transform – FFT*) ou encore la transformée en ondelettes discrète (*Wavelet Discrete Transform – WDT*). Après le ou les différents conditionnements subis par les signaux, ceux-ci peuvent être utilisés afin d'extraire des caractéristiques particulières (ex :

caractéristiques fréquentielles) liées aux différents défauts moteurs. Pour finir, ces attributs extraits sont exploités par la partie qui réalise la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone reposant généralement sur des algorithmes de classification comme les machines à vecteur de support (*Support Vector Machine – SVM*) ou les réseaux de neurones artificiels (*Artificial Neural Network – ANN*).

La revue de littérature présentée dans cette thèse se décompose en cinq parties choisies en fonction de nos objectifs et de notre stratégie de recherche présentés dans le Chapitre 1 et dans la présente section. De plus, nous rappelons qu’aucun des outils n’était disponible ou n’avait été développé avant le début de cette thèse. Ainsi, la grande majorité des illustrations dans ce Chapitre 2 sont issues du travail que nous avons réalisé par nos propres soins.

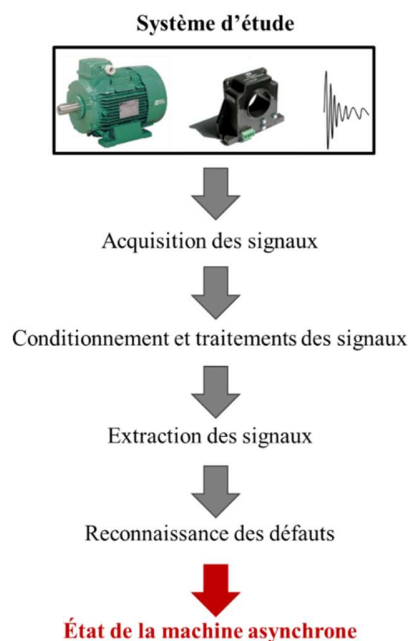


Figure 2.1 – Schéma de principe dans la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone

Cette thèse reposera sur l'exploitation des modèles mathématiques de la machine asynchrone défectueuse dans l'objectif de reconnaître efficacement les anomalies du moteur à induction. Pour rappel, nous nous concentrerons sur les défauts de court-circuit entre spires au stator et ceux de barres rotoriques cassées. Ce chapitre est organisé comme suit : la Section 2.2 présente les modèles mathématiques des défauts de la machine asynchrone afin de simuler (dans l'environnement MATLAB/SIMULINK) son comportement en présence des anomalies. La Section 2.3 présente les techniques couramment utilisées afin d'estimer les paramètres moteurs. Puis, la Section 2.4 décrit les outils de traitements des signaux qui sont utilisés dans le domaine de la détection des défauts. Dans cette même section, nous décrirons également les processus d'extraction des caractéristiques. Ensuite, la Section 2.5 traite des algorithmes de détection les plus fréquemment utilisés. Pour finir, la Section 2.6 offre un inventaire des méthodes de contrôle de la machine asynchrone (systématiquement utilisées pour les applications à vitesse et à couple variables) qui possèdent une influence non négligeable sur les formes des signaux du moteur, et par conséquent, sur l'efficacité des algorithmes pour la reconnaissance des défauts.

2.2 MODÉLISATION DES DÉFAUTS DE LA MACHINE ASYNCHRONE

La modélisation des défauts de la machine asynchrone permet de simuler le comportement de celle-ci en présence d'anomalies électriques (ex : court-circuit entre spires, court-circuit entre phases) et mécaniques (roulements endommagés, présence d'excentricité,...). L'objectif principal, en utilisant ces modèles, est de mettre

rapidement en place et à moindre coût une ou des techniques de reconnaissance des anomalies du moteur à induction. De plus, ces méthodes de détection, de localisation et d'estimation des défauts doivent être adaptatives et efficaces afin d'extraire au maximum les avantages de la modélisation par rapport à la recherche expérimentale. Ceci est rendu possible par l'exploitation mathématique qui permet des modifications aisées des paramètres de la machine asynchrone. Dans la suite de cette section, nous présentons les modèles de la machine asynchrone les plus utilisés dans la littérature en présence des défauts au stator et au rotor. En ce qui concerne les défauts d'excentricité et de roulement, ils sont présentés brièvement en Annexe IV.

2.2.1 MODÉLISATION DES DÉFAUTS STATORIQUES

Les défauts statoriques de la machine asynchrone sont considérés comme des anomalies préoccupantes par les industriels puisqu'ils occasionnent d'importants coûts de maintenance. En effet, ils constituent, d'après une étude menée par IEEE [46, 47], environ 40 % des défauts du moteur à induction. Les recherches liées à leurs détections représentent une part importante dans la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone.

Le stator de la machine à induction est exposé à différentes contraintes (thermiques, électriques, mécaniques, et environnementales) affectant sévèrement les conditions de fonctionnement de celle-ci. De plus, la combinaison de ces contraintes entraîne généralement l'apparition des différents défauts statoriques (ex : court-circuit entre spires, court-circuit entre phases). Selon différentes études [48-50], les contraintes peuvent être classifiées comme suit :

1) **Contraintes thermiques** : ces contraintes peuvent être dues à un vieillissement ou une surcharge thermique. Dans le cas du vieillissement thermique, les propriétés thermiques des matériaux d'isolation qui composent la machine asynchrone se dégradent avec des fonctionnements de longue durée aux très hautes températures. Les enroulements du stator deviennent alors plus vulnérables aux autres contraintes (contraintes diélectriques, mécaniques, environnementales,...). Afin d'éviter ce phénomène, il est possible de réduire la température de fonctionnement de la machine asynchrone, ou alors, de choisir un matériau possédant une classe d'isolation plus élevée augmentant la durée de vie thermique. Dans le cas de la surcharge thermique, elle peut être causée en raison des variations des tensions, d'un déséquilibre d'alimentation sur les phases, ou d'une exposition répétée au démarrage forcé de la machine dans un temps très court. Celles-ci entraînent une augmentation de la température dans les enroulements affectant alors les propriétés d'isolation. Bien évidemment, il existe encore d'autres causes qui affectent cette propriété physique telle que la température ambiante ou encore le dysfonctionnement du ventilateur.

2) **Contraintes électriques** : ces contraintes peuvent être issues de quatre phénomènes majeurs que sont l'effet Corona (décharge électrique partielle qui apparaît quand le potentiel électrique du matériau dépasse une valeur dite « critique »), l'effet de la propriété diélectrique du matériau (le matériau ne conduit plus les charges électriques, et par conséquent, la température augmente fortement), l'effet *Tracking* (décharge électrique partielle qui apparaît suivant les conditions environnementales ayant un impact sur la machine asynchrone),

et l'effet des conditions transitoires des tensions (surtensions) réduisant la durée de vie des enroulements.

3) **Contraintes mécaniques** : ces contraintes sont principalement liées à des événements mécaniques tels que les mouvements des bobines produits par les courants circulants dans les enroulements (phénomène de vibrations) ou les contacts physiques répétés avec le rotor (laminage des enroulements) qui affectent les propriétés d'isolation du matériau.

4) **Contraintes environnementales** : ces contraintes, également appelées contaminations, sont dues aux conditions d'opération de la machine asynchrone. En effet, le moteur doit rester propre et sec à l'extérieur et à l'intérieur afin d'éviter l'effet *Tracking* décrit dans les contraintes électriques. De plus, la présence de matériaux étrangers peut affecter la dissipation de la chaleur entraînant alors une augmentation de la température pendant les fonctionnements de la machine asynchrone. Il existe également des éléments qui affectent la durée de vie des enroulements comme les moisissures ou les produits chimiques.

Finalement, l'apparition des anomalies au stator est influencée par l'ensemble de ces contraintes, et les défauts statoriques créés peuvent se présenter sous la forme :

- d'une détérioration de l'isolation des matériaux composant les enroulements,
- de court-circuit entre spires,
- de court-circuit entre bobines,
- de court-circuit entre phases,

- de court-circuit entre une bobine et la terre au sens électrique (ex : le bâti de la machine asynchrone),
- d'alimentation (une phase peut ne pas être alimentée).

La Figure 2.2 illustre les défauts statoriques excepté celui d'isolation. De surcroît, l'anomalie du stator liée à la propriété d'isolation peut être uniquement détectée à l'aide des approches thermiques comme l'utilisation d'une caméra thermique, ou analysée par la méthode des éléments finis.

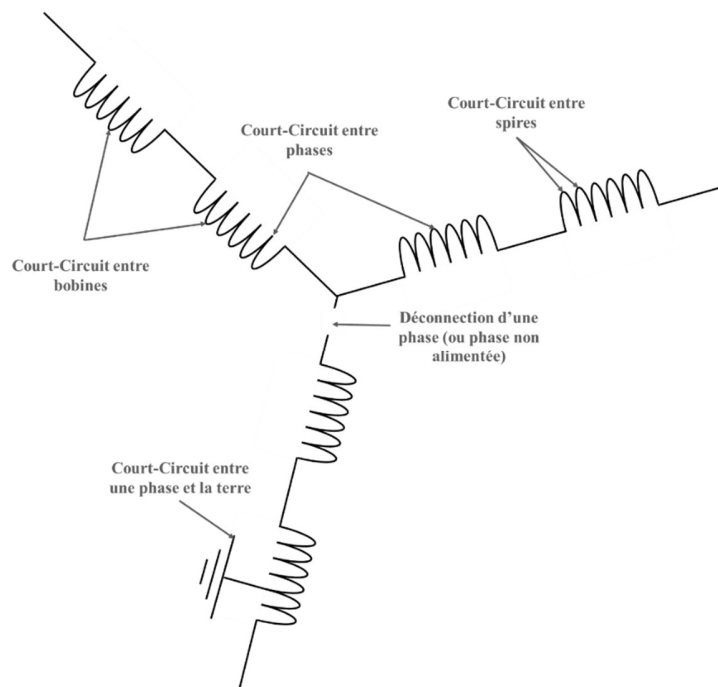


Figure 2.2 – Schémas des défauts de la machine asynchrone

Nous retrouvons dans la littérature plusieurs modélisations de la machine asynchrone en présence de défauts statoriques [41, 51-55]. En effet, il y a le modèle basé sur la représentation mathématique des trois phases du moteur à induction [41, 51], ceux qui reposent sur les référentiels de Concordia [53, 56] et de Park [52, 57], et ceux qui sont exprimés à partir de lois électriques et électromagnétiques plus

complexes généralement dédiées pour les études utilisant la méthode des éléments finis [54, 58].

Dans cette section, nous décrivons le modèle qui revient le plus souvent dans la littérature [41, 51], c'est-à-dire, celui qui exprime la machine asynchrone en présence de défauts statoriques en fonction des trois phases. Il est évident que ce modèle possède quelques lacunes, car il est impossible d'inclure toutes les imperfections (ex : légère asymétrie de la machine, effets capacitifs, phénomène de saturation) de l'authentique machine asynchrone. De plus, les performances de simulation augmentent en fonction du niveau de complexité du modèle alors que l'objectif est de réaliser une méthode de reconnaissance des défauts adaptative et raisonnable en termes de temps de calcul.

Par conséquent, nous décrivons, dans un premier temps, le modèle de la machine asynchrone dite « *saine* » puis le modèle de la machine asynchrone en présence de défauts statoriques.

MODÈLE SAIN

Les équations matricielles (2.2.1) et (2.2.2) expriment les relations électriques du stator et du rotor du moteur à induction à rotor bobiné. Ces équations matricielles sont également celles utilisées dans le modèle de la machine asynchrone en présence de défauts.

$$[V] = [R][I] + \frac{d}{dt}([Φ]), \quad (2.2.1)$$

$$[Φ] = [L][I], \quad (2.2.2)$$

où $[V]$, $[R]$, $[I]$, $[\Phi]$ et $[L]$ représentent respectivement les matrices des tensions d'alimentation, des résistances, des courants, des flux et des inductances de la machine asynchrone au stator et au rotor pour chacune de ses trois phases.

Les différentes grandeurs des équations (2.2.1) et (2.2.2) sont données par :

$$[V] = \begin{bmatrix} [V_s] \\ [V_r] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [v_{s_a} \ v_{s_b} \ v_{s_c}]^T \\ [0 \ 0 \ 0]^T \end{bmatrix}, \quad (2.2.3)$$

$$[R] = \begin{bmatrix} [R_s] & [0]_{3 \times 3} \\ [0]_{3 \times 3} & [R_r] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} R_{s_a} & 0 & 0 \\ 0 & R_{s_b} & 0 \\ 0 & 0 & R_{s_c} \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} R_{r_a} & 0 & 0 \\ 0 & R_{r_b} & 0 \\ 0 & 0 & R_{r_c} \end{bmatrix} \end{bmatrix}, \quad (2.2.4)$$

$$[I] = \begin{bmatrix} [I_s] \\ [I_r] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [i_{s_a} \ i_{s_b} \ i_{s_c}]^T \\ [i_{r_a} \ i_{r_b} \ i_{r_c}]^T \end{bmatrix}, \quad (2.2.5)$$

$$[\Phi] = \begin{bmatrix} [\Phi_s] \\ [\Phi_r] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [\phi_{s_a} \ \phi_{s_b} \ \phi_{s_c}]^T \\ [\phi_{r_a} \ \phi_{r_b} \ \phi_{r_c}]^T \end{bmatrix}, \quad (2.2.6)$$

$$[L] = \begin{bmatrix} [L_{ss}] & [L_{sr}] \\ [L_{rs}] & [L_{rr}] \end{bmatrix}, \quad (2.2.7)$$

où les indices "s" et "r" sont respectivement les grandeurs liées au stator et au rotor, les indices "a", "b" et "c" dénotent successivement chacune des trois phases de la machine asynchrone pour le stator et le rotor, $[L_{ss}]$ représente les inductances propres des phases statoriques et les coefficients des inductances mutuelles entre deux phases du stator, $[L_{rr}]$ est la matrice des inductances propres des phases rotoriques et les

coefficients des inductances mutuelles entre deux phases du rotor, et $[L_{sr}]$ est la matrice des inductances mutuelles entre une phase du stator et une phase du rotor.

Les trois matrices d'inductances présentées dans l'expression (2.2.7) sont détaillées par les expressions (2.2.8)-(2.2.10) :

$$[L_{ss}] = \begin{bmatrix} L_{ms} + L_{fs} & -\frac{L_{ms}}{2} & -\frac{L_{ms}}{2} \\ -\frac{L_{ms}}{2} & L_{ms} + L_{fs} & -\frac{L_{ms}}{2} \\ -\frac{L_{ms}}{2} & -\frac{L_{ms}}{2} & L_{ms} + L_{fs} \end{bmatrix}, \quad (2.2.8)$$

$$[L_{rr}] = \begin{bmatrix} L_{mr} + L_{fr} & -\frac{L_{mr}}{2} & -\frac{L_{mr}}{2} \\ -\frac{L_{mr}}{2} & L_{mr} + L_{fr} & -\frac{L_{mr}}{2} \\ -\frac{L_{mr}}{2} & -\frac{L_{mr}}{2} & L_{mr} + L_{fr} \end{bmatrix}, \quad (2.2.9)$$

$$[L_{sr}] = [L_{rs}]^T = L_m \begin{bmatrix} \cos(\theta_m) & \cos\left(\theta_m + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_m - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta_m - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta_m) & \cos\left(\theta_m + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta_m + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_m - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta_m) \end{bmatrix}, \quad (2.2.10)$$

où L_{fs} et L_{fr} sont respectivement les inductances de fuite d'une phase statorique et d'une phase rotorique, L_{ms} et L_{mr} dénotent successivement les inductances de magnétisation d'une phase du stator et du rotor, L_m représente le coefficient de l'inductance mutuelle maximale entre une phase du stator et du rotor, et θ_m correspond à la position mécanique du rotor par rapport au référentiel fixe du stator.

Afin de compléter le modèle de la machine asynchrone saine avec pour objectif la simulation de son comportement, il est nécessaire d'exprimer également les

grandeurs électromécaniques et mécaniques de celle-ci. Les équations (2.2.11)-(2.2.13) expriment ces grandeurs.

$$T_{em} = \frac{p}{2} [I_s]^T \left(\frac{d}{d\theta_m} [L_{sr}] \right) [I_r], \quad (2.2.11)$$

$$J \frac{d}{dt} \theta_m + f_v \Omega_m = T_{em} - T_r, \quad (2.2.12)$$

$$\frac{d}{dt} \theta_m = \Omega_m, \quad (2.2.13)$$

où T_{em} est le couple électromagnétique fourni par le moteur, J dénote l'inertie du rotor et de l'arbre moteur, θ_m et Ω_m représentent respectivement la position et la vitesse de rotation mécanique du rotor telle que $\theta_m = p\theta$ avec θ correspondant à la position électrique des grandeurs rotoriques et p étant le nombre de paires de pôles, f_v est le frottement visqueux du rotor avec l'air, et pour finir T_r est le couple résistant appliqué sur l'arbre moteur.

Les Figure 2.3 et Figure 2.4 illustrent la vitesse de rotation mécanique du rotor et le couple électromagnétique de la machine asynchrone (MAS) obtenus à partir de la simulation du modèle MATLAB/SIMULINK (paramètres de simulation sont donnés dans l'Annexe I) que nous avons développé dans ce projet de recherche. De plus, nous pouvons ajouter que le moteur est directement alimenté sur le réseau électrique triphasé en considérant que les tensions d'alimentation sont de parfaites sinusoïdes d'amplitude 220 Volts et de fréquence 60 Hertz. La Figure 2.5 montre que les courants statoriques de la machine asynchrone sont également de parfaites sinusoïdes équilibrées entre elles.

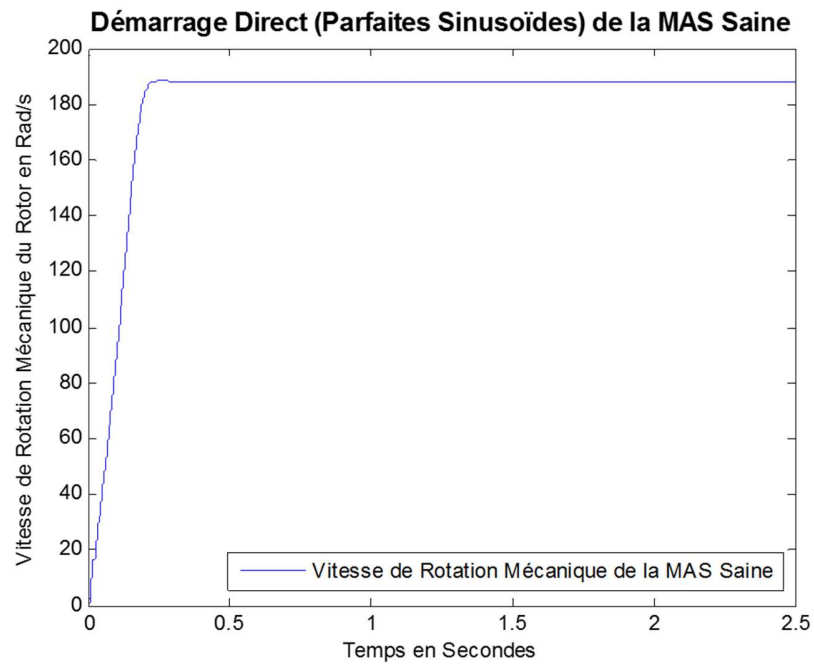


Figure 2.3 – Vitesse de rotation mécanique du rotor pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) du moteur à induction et avec un couple de charge nul

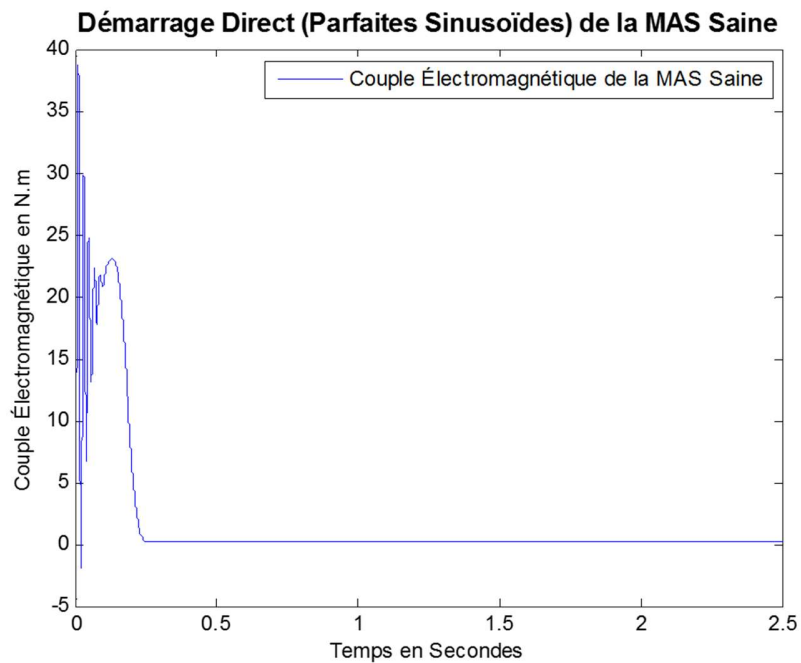


Figure 2.4 – Couple électromagnétique de la machine asynchrone pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et avec un couple de charge nul

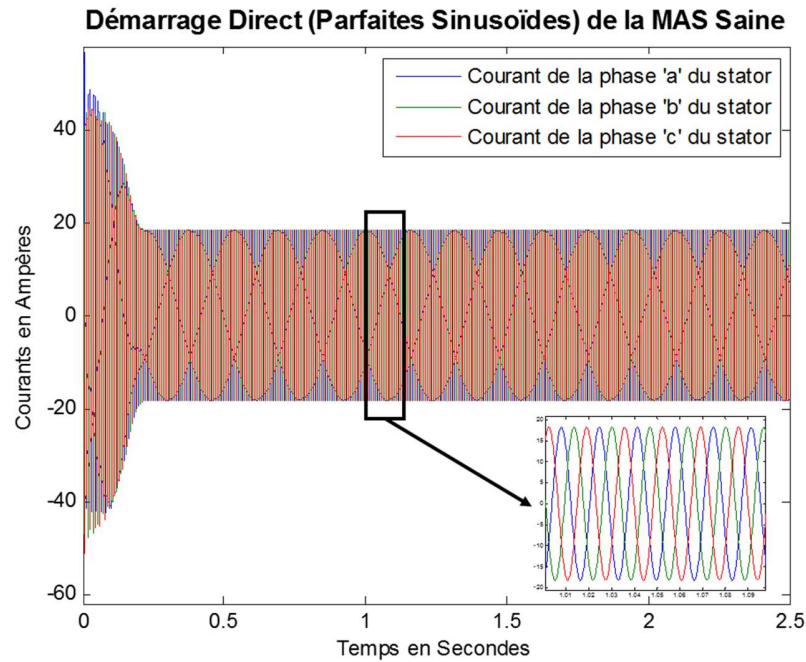


Figure 2.5 – Courants statoriques de la machine asynchrone pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et avec un couple de charge nul

L'alimentation directe, en considérant les tensions d'alimentation comme de parfaites sinusoïdes, est considérée comme un cas idéal. Néanmoins, cette condition est exploitée dans ce projet de recherche au même titre que le démarrage direct à l'aide d'un onduleur à modulation de largeur d'impulsion (MLI).

L'onduleur (appelé aussi convertisseur statique) MLI est un dispositif d'électronique de puissance permettant de convertir une source d'alimentation continue en une source d'alimentation alternative. Dans notre cas et au vu de la topologie de la machine asynchrone qui est triphasée, nous utiliserons un onduleur de tension triphasée illustré sur la Figure 2.6. Celui-ci est alimenté par une source de tension continue constituée de deux générateurs fournissant une tension égale à $E/2$.

Puis, la conversion continue-alternative est possible grâce à la commande des interrupteurs T_i et T'_i (avec $i = a, b, c$) bloquant ou laissant passer la tension. Ces interrupteurs peuvent être des MOSFET (*Metal Oxide Semiconductor Field Effect Transistor*), IGBT (*Insulated Gate Bipolar Transistor*) ou encore des GTO (*Gate Turn-Off thyristor*), et sont choisis selon la puissance et la fréquence requises du système [59].

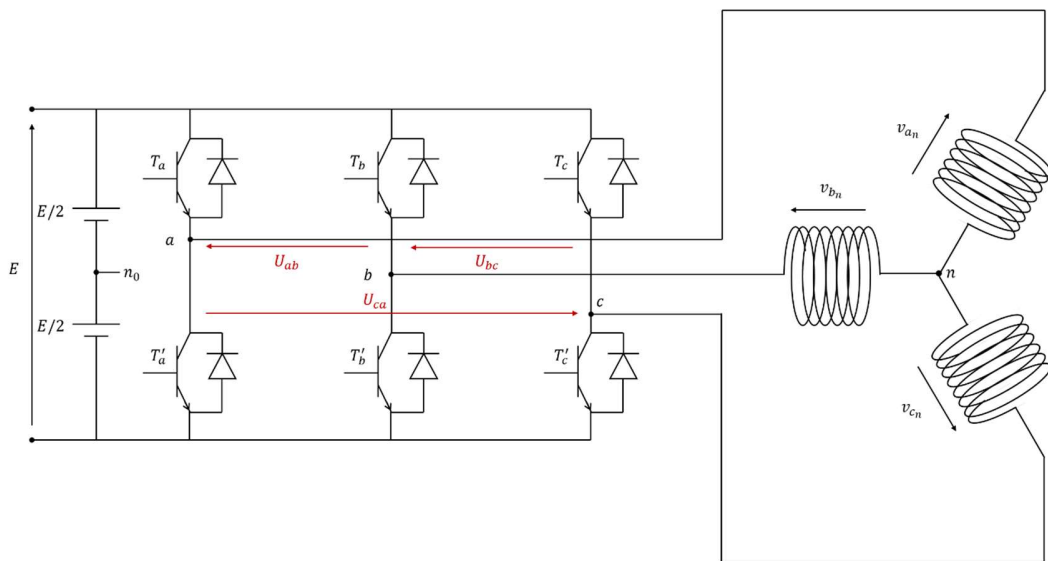


Figure 2.6 – Onduleur de tension triphasé alimentant une charge triphasée

En ce qui concerne la commande des interrupteurs, ils sont commandés selon le principe de la MLI, c'est-à-dire que nous avons trois signaux de référence déphasés entre eux de $\pm 2\pi/3$ et un signal appelé la porteuse (généralement un signal triangle) qui, lorsqu'ils se rencontrent, envoie l'information S_i et S'_i (avec $i = a, b, c$) de bloquer ou de conduire la tension. Une description plus détaillée du principe de fonctionnement de l'onduleur MLI est donnée dans [60].

Finalement, les tensions délivrées à la charge triphasée sont exprimées mathématiquement par (2.2.14) :

$$\begin{bmatrix} V_{an} \\ V_{bn} \\ V_{cn} \end{bmatrix} = \frac{E}{3} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_a \\ S_b \\ S_c \end{bmatrix}. \quad (2.2.14)$$

Avec les mêmes paramètres de la machine asynchrone que précédemment (Annexe I), nous avons réalisé la simulation du moteur alimenté par un onduleur MLI. Celui-ci est défini par un signal triangle de fréquence égale à 1000 Hertz et trois signaux de références déphasés entre eux de $\pm 2\pi/3$ d'amplitude 220 Volts et de fréquence 60 Hertz. Les Figure 2.7, Figure 2.8 et Figure 2.9 illustrent les grandeurs de la machine asynchrone obtenues à partir de cette simulation.

Il apparaît clairement que la vitesse de rotation mécanique du rotor, le couple électromagnétique et les courants ne sont plus de parfaits signaux. En effet, l'ouverture et la fermeture des interrupteurs de l'onduleur créent des harmoniques de courants reliés à la fondamentale des signaux de références de fréquence égale à 60 Hertz. Ceux-ci se propagent donc dans les grandeurs de la machine telles que la vitesse et du couple électromagnétique.

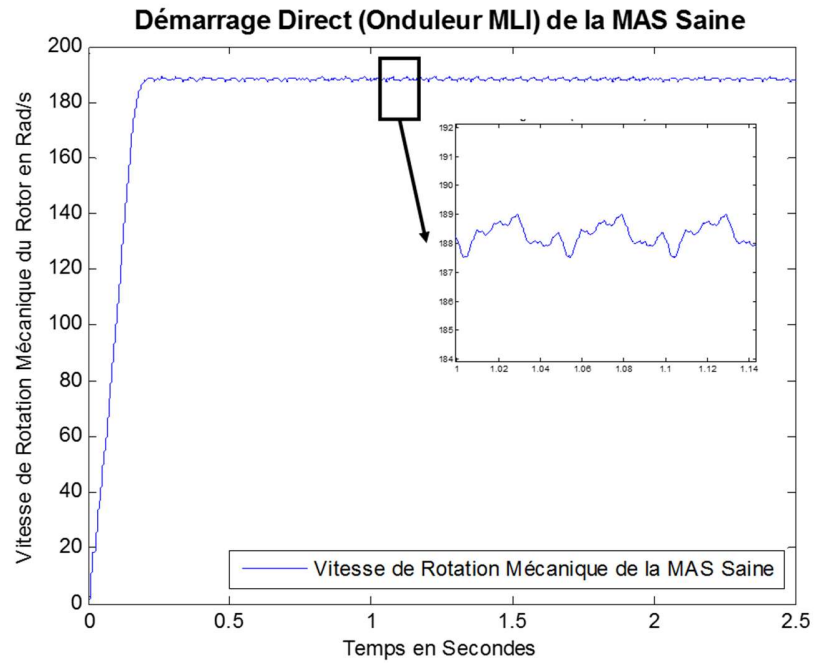


Figure 2.7 – Vitesse de rotation mécanique du rotor pour un démarrage direct (onduleur MLI) du moteur à induction et avec un couple de charge nul

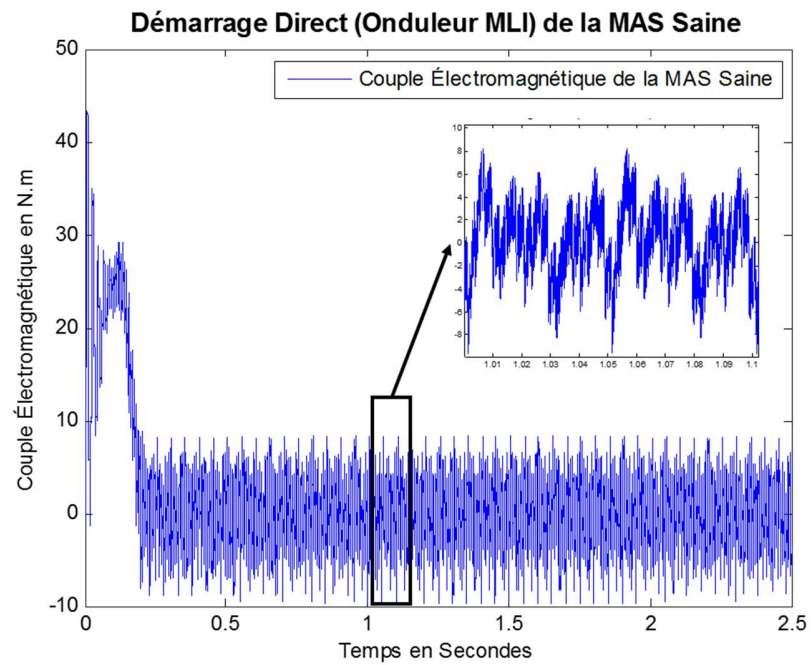


Figure 2.8 – Couple électromagnétique de la machine asynchrone pour un démarrage direct (onduleur MLI) et avec un couple de charge nul

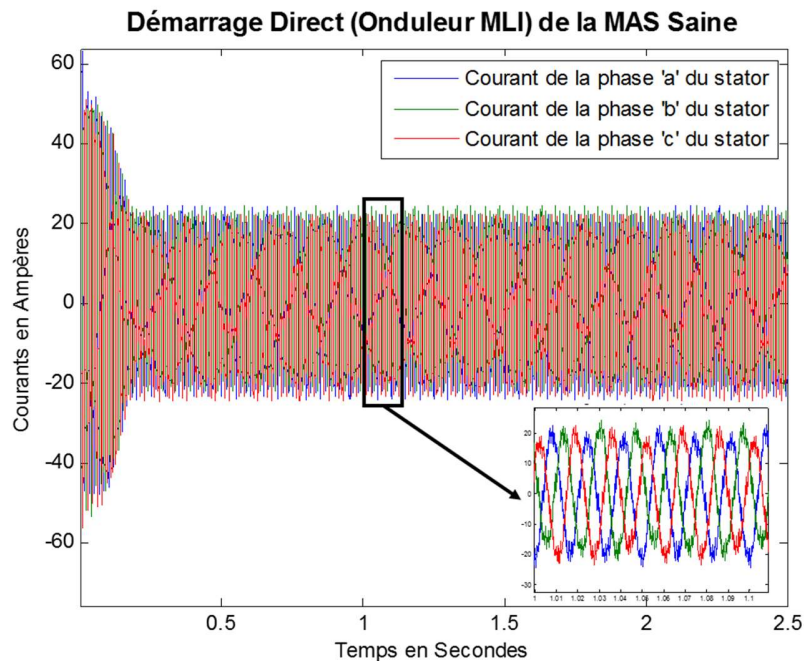


Figure 2.9 – Courants statoriques de la machine asynchrone pour un démarrage direct (onduleur MLI) et avec un couple de charge nul

MODÈLE DU COURT-CIRCUIT ENTRE SPIRES ET ENTRE BOBINES SUR UNE SEULE PHASE

Le modèle de la machine asynchrone en présence de courts-circuits entre spires au stator peut également être décrit par les équations (2.2.1)-(2.2.2) et (2.2.11)-(2.2.13). La différence entre la présente modélisation et celle de la machine asynchrone saine se situe dans les matrices des différentes grandeurs (résistives, inductives, courants, ...). La Figure 2.10 illustre ce phénomène pour un défaut de court-circuit entre spires sur la phase "a" du stator. Afin d'illustrer cela mathématiquement, nous exprimons ci-après les matrices utilisées dans les équations (2.2.1)-(2.2.2) et (2.2.11)-(2.2.13) pour un défaut de court-circuit entre spires sur la phase "a" de la machine asynchrone.

$$[V] = \begin{bmatrix} [V_s] \\ [V_r] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [v_{s_{a1}} \ v_{s_{a2}} \ v_{s_b} \ v_{s_c}]^T \\ [0 \ 0 \ 0]^T \end{bmatrix}, \quad (2.2.15)$$

$$[I] = \begin{bmatrix} [I_s] \\ [I_r] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [i_{s_a} \ (i_{s_a} - i_f) \ i_{s_b} \ i_{s_c}]^T \\ [i_{r_a} \ i_{r_b} \ i_{r_c}]^T \end{bmatrix}, \quad (2.2.16)$$

$$[R_s] = \begin{bmatrix} (1 - c_{sc})R_{s_a} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & c_{sc}R_{s_a} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_{s_b} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & R_{s_c} \end{bmatrix}, \quad (2.2.17)$$

$$[L_{ss}] = L_{ms} \begin{bmatrix} (1 - c_{sc})^2 & (1 - c_{sc})c_{sc} & -\frac{(1 - c_{sc})}{2} & -\frac{(1 - c_{sc})}{2} \\ c_{sc}(1 - c_{sc}) & c_{sc}^2 & -\frac{c_{sc}}{2} & -\frac{c_{sc}}{2} \\ -\frac{(1 - c_{sc})}{2} & -\frac{c_{sc}}{2} & 1 & -1/2 \\ -\frac{(1 - c_{sc})}{2} & -\frac{c_{sc}}{2} & -1/2 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.2.18)$$

$$+ L_{fs} \begin{bmatrix} (1 - c_{sc}) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & c_{sc} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$[L_{sr}] = [L_{rs}]^T$$

$$= L_m \begin{bmatrix} (1 - c_{sc})\cos(\theta_m) & (1 - c_{sc})\cos\left(\theta_m + \frac{2\pi}{3}\right) & (1 - c_{sc})\cos\left(\theta_m - \frac{2\pi}{3}\right) \\ c_{sc}\cos(\theta_m) & c_{sc}\cos\left(\theta_m + \frac{2\pi}{3}\right) & c_{sc}\cos\left(\theta_m - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta_m - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta_m) & \cos\left(\theta_m + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta_m + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_m - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta_m) \end{bmatrix}, \quad (2.2.19)$$

où c_{sc} représente le ratio de court-circuit entre spires sur la phase "a" de la machine asynchrone, $v_{s_{a1}}$ est la tension aux bornes de la partie de l'enroulement saine et égale à $v_{s_{a1}} = (1 - c_{sc})v_{s_a}$ et $v_{s_{a2}}$ correspond à la tension des spires en court-circuit telle

que $v_{s_{a2}} = 0$ Volt. De plus amples explications concernant l'obtention des coefficients de court-circuit sont données dans [18].

Concernant les autres matrices qui ont été décrites dans le modèle de la machine asynchrone saine et qui n'ont pas été exprimées dans cette partie, elles n'ont subi aucune modification. Les Figure 2.11 et Figure 2.12 illustrent la vitesse de rotation mécanique du rotor et le couple électromagnétique de la machine asynchrone obtenus à partir de la simulation du modèle MATLAB/SIMULINK (paramètres de simulation sont donnés dans l'Annexe I) en présence d'un défaut de court-circuit entre spires (CCS) de 10% sur la phase "a". La simulation a été obtenue en alimentant directement le moteur sur le réseau électrique triphasée en considérant que les tensions d'alimentation sont de parfaites sinusoïdes d'amplitude 220 Volts et de fréquence 60 Hertz. La Figure 2.13 montre que les courants statoriques de la machine asynchrone sont également de parfaites sinusoïdes, mais déséquilibrée entre elles en amplitude.

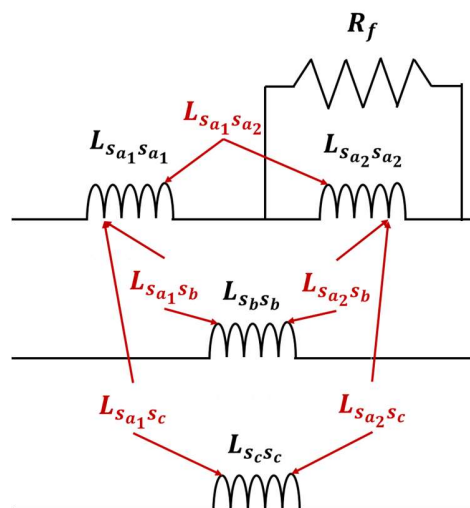


Figure 2.10 – Schéma électrique équivalent du stator de la machine asynchrone avec un défaut de court-circuit sur la phase "a"

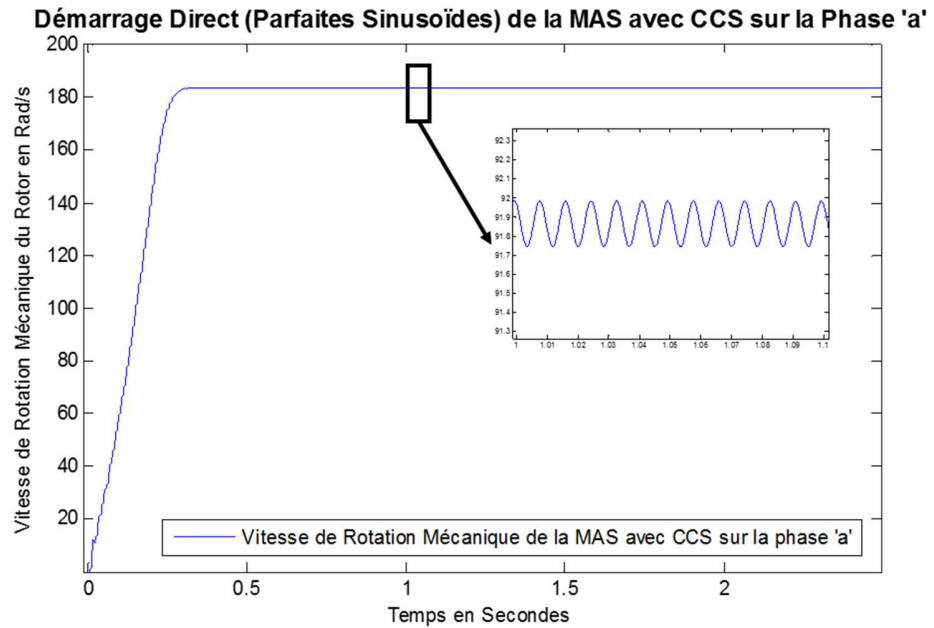


Figure 2.11 – Vitesse de rotation mécanique du rotor pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) du moteur à induction avec un défaut de court-circuit entre spires de 10 % sur la phase "a" et avec un couple de charge nul

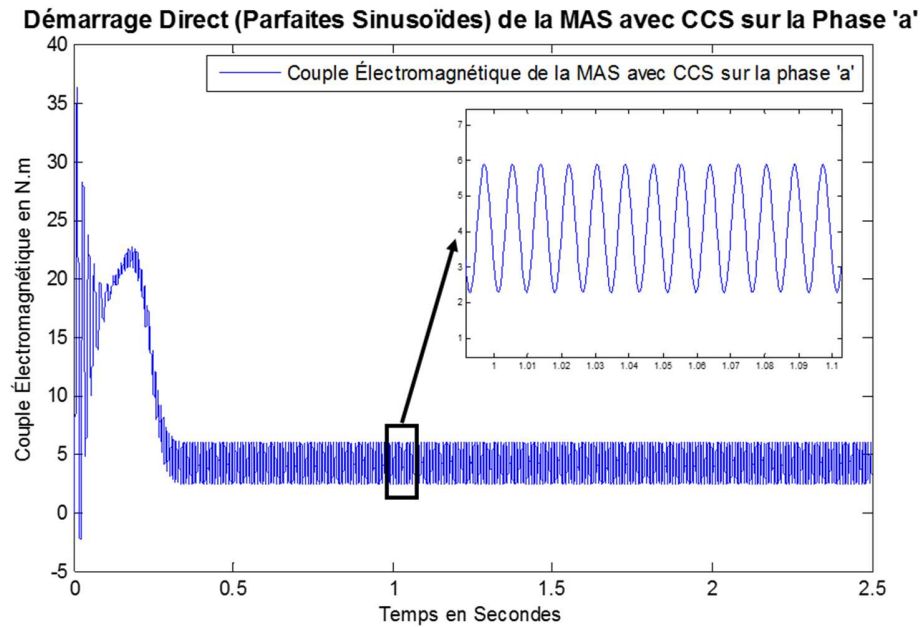


Figure 2.12 – Couple électromagnétique de la machine asynchrone avec un défaut de court-circuit entre spires de 10 % sur la phase "a" pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et avec un couple de charge nul

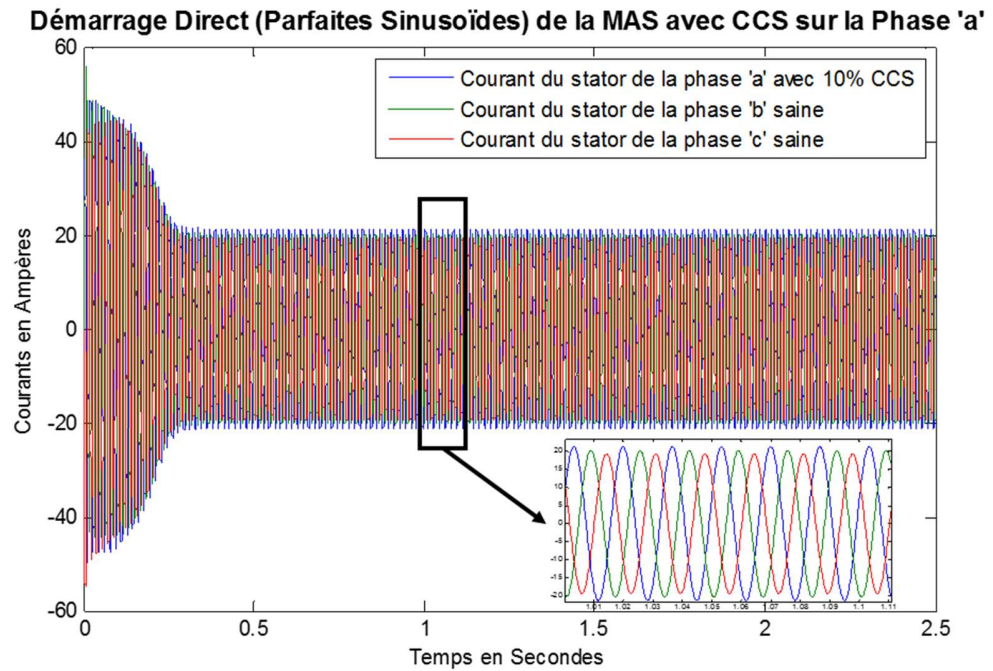


Figure 2.13 – Courants statoriques de la machine asynchrone avec un défaut de court-circuit entre spires de 10 % sur la phase "a" pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et avec un couple de charge nul

Nous observons, à partir de la simulation du défaut de court-circuit sur la phase "a", l'apparition d'ondulations (vibrations mécaniques) sur la vitesse de rotation mécanique du rotor et dans le couple électromagnétique de la machine asynchrone. En effet, ce phénomène est dû au déséquilibre en amplitude des courants statoriques. Ce déséquilibre entre les courants au stator est entraîné principalement par la diminution de la résistance de la phase "a".

Afin de comprendre mieux les phénomènes liés à un défaut de court-circuit entre spires au stator, nous avons réalisé plusieurs autres simulations en aggravant la quantité de spires court-circuitées. La Figure 2.14 illustre la conséquence d'une augmentation du pourcentage de court-circuit sur la vitesse de rotation mécanique du

rotor. Il apparaît très clairement, sur la Figure 2.14, que l'augmentation de la sévérité de court-circuit entre spires dans une phase du stator accroît le temps de démarrage du moteur (temps pour atteindre sa vitesse nominale) et les oscillations (vibrations). De surcroît, nous observons également une diminution de la vitesse nominale que peut atteindre la machine (augmentation du glissement de la machine asynchrone).

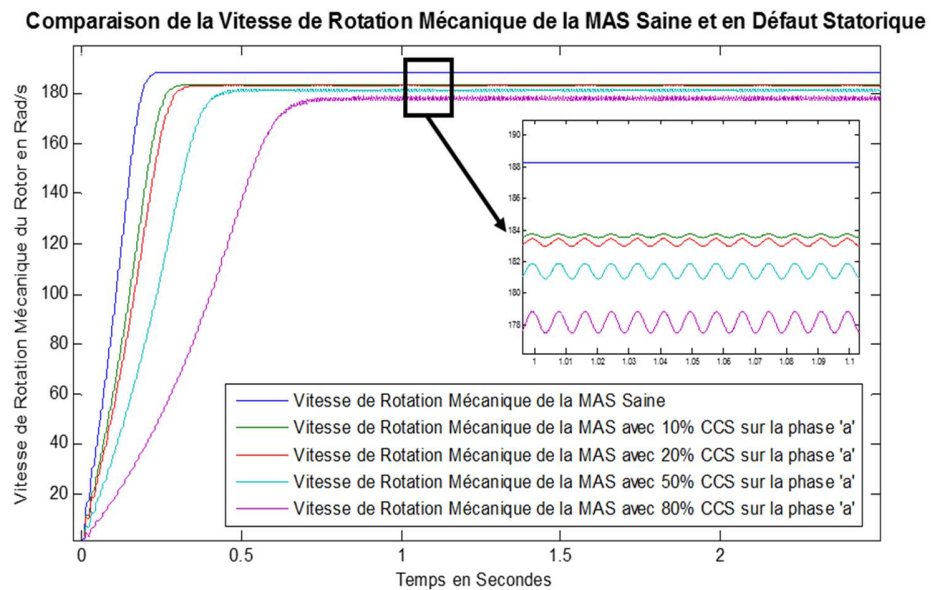


Figure 2.14 – Vitesses de rotation mécanique du rotor pour différents pourcentages de court-circuit entre spires avec un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et avec un couple de charge nul

Par analogie avec la simulation précédente illustrée sur les Figure 2.12 et Figure 2.13, une augmentation du pourcentage de court-circuit entraînera une augmentation des amplitudes des oscillations du couple électromagnétique, mais aussi, une augmentation du déséquilibre des courants statoriques avec une grande valeur de courant dans la phase en défaut concernée.

Avec les mêmes paramètres de la machine asynchrone (Annexe I), nous avons également simulé un défaut de court-circuit entre spires de 20% dans la phase "a" du stator. La différence est que dans la présente simulation, le moteur est alimenté par l'onduleur MLI. Les Figure 2.15, Figure 2.16 et Figure 2.17 illustrent la vitesse, le couple et les courants statoriques du moteur.

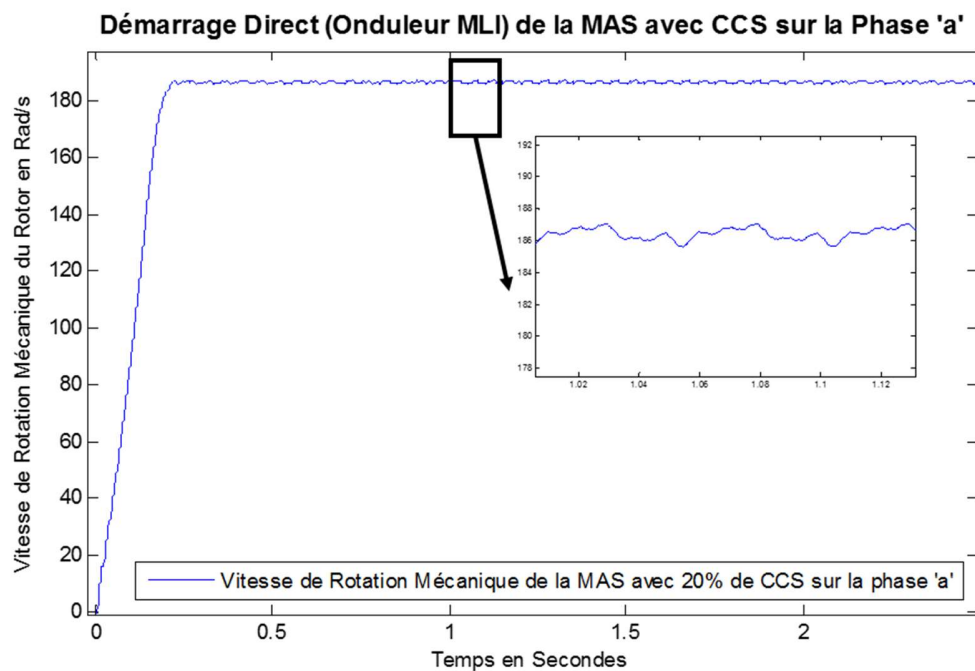


Figure 2.15 – Vitesse de rotation mécanique du rotor pour un démarrage direct (onduleur MLI) du moteur à induction avec un défaut de court-circuit entre spires de 20 % sur la phase "a" et avec un couple de charge nul

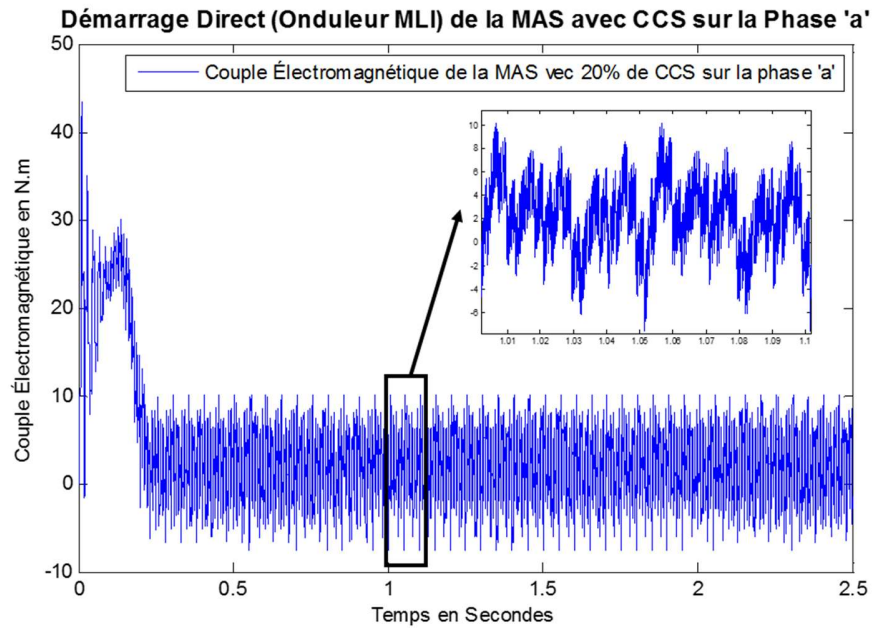


Figure 2.16 – Couple électromagnétique de la machine asynchrone avec un défaut de court-circuit entre spires de 20 % sur la phase "a" pour un démarrage direct (onduleur MLI) et avec un couple de charge nul

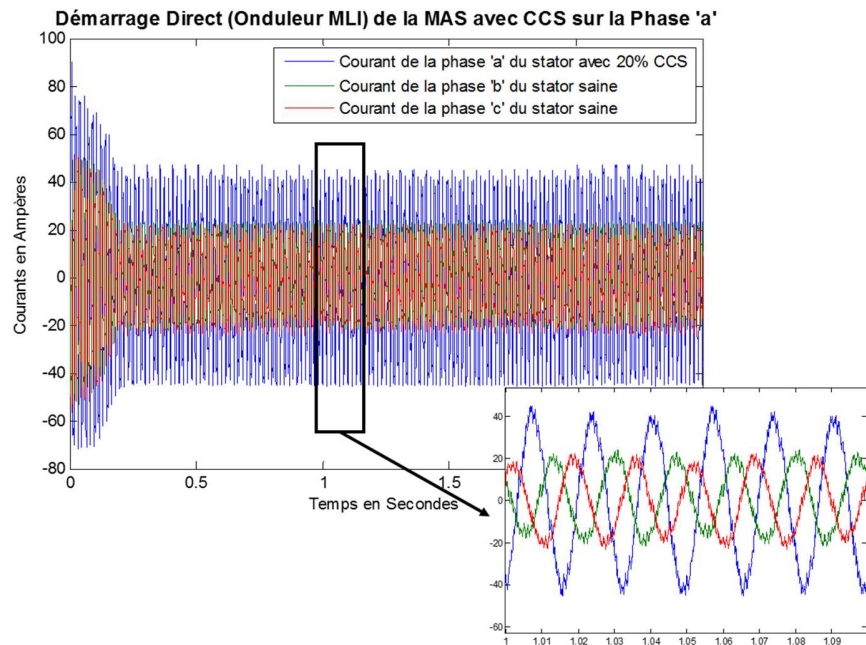


Figure 2.17 – Courants statoriques de la machine asynchrone avec un défaut de court-circuit entre spires de 20 % sur la phase "a" pour un démarrage direct (onduleur MLI) et avec un couple de charge nul

Dans ce cas d'étude (alimentation avec un onduleur MLI), il est plus difficile d'observer une différence notable entre le cas sain et celui des défauts de court-circuit au stator. Afin d'observer plus facilement l'impact d'un court-circuit entre spires sur les grandeurs de la machine asynchrone, les chercheurs utilisent des méthodes d'analyse fréquentielle. Cette partie est donnée plus en détail à la Section 2.4.

MODÈLE DU COURT-CIRCUIT ENTRE DEUX PHASES

Le court-circuit entre deux phases peut se modéliser grâce au même principe que décrit précédemment. En effet, prenons l'exemple d'un court-circuit entre les phases "a" et "b" de la machine asynchrone. Les équations (2.2.1)-(2.2.2) et (2.2.11)-(2.2.13) restent inchangées, et comme précédemment, nous avons une modification au niveau des vecteurs et des matrices de celles-ci.

$$[V] = \begin{bmatrix} [V_s] \\ [V_r] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [v_{sa1} \ v_{sa2} \ v_{sb1} \ v_{sb2} \ v_{sc}]^T \\ [0 \ 0 \ 0]^T \end{bmatrix}, \quad (2.2.20)$$

$$[I] = \begin{bmatrix} [I_s] \\ [I_r] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [i_{sa} \ (i_{sa} - i_f) \ i_{sb} \ (i_{sb} - i_f) \ i_{sc}]^T \\ [i_{ra} \ i_{rb} \ i_{rc}]^T \end{bmatrix}, \quad (2.2.21)$$

$$[R_s] = \begin{bmatrix} (1 - c_{sc_a})R_{s_a} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & c_{sc_a}R_{s_a} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & (1 - c_{sc_b})R_{s_b} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & c_{sc_b}R_{s_b} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & R_{s_c} \end{bmatrix}, \quad (2.2.22)$$

$$\begin{aligned}
[L_{ss}] = L_{ms} & \begin{bmatrix} (1-c_{sc_a})^2 & c_{sc_a}(1-c_{sc_a}) & \frac{(1-c_{sc_a})(1-c_{sc_b})}{2} & -\frac{(1-c_{sc_a})c_{sc_b}}{2} & -\frac{1-c_{sc_a}}{2} \\ c_{sc_a}(1-c_{sc_a}) & c_{sc_a}^2 & \frac{(1-c_{sc_b})c_{sc_a}}{2} & -\frac{c_{sc_a}c_{sc_b}}{2} & -\frac{c_{sc_a}}{2} \\ \frac{(1-c_{sc_a})(1-c_{sc_b})}{2} & -\frac{(1-c_{sc_b})c_{sc_a}}{2} & (1-c_{sc_b})^2 & (1-c_{sc_b})c_{sc_b} & -\frac{1-c_{sc_b}}{2} \\ \frac{(1-c_{sc_a})c_{sc_a}}{2} & -\frac{c_{sc_a}c_{sc_b}}{2} & (1-c_{sc_b})c_{sc_b} & c_{sc_b}^2 & -\frac{c_{sc_b}}{2} \\ -\frac{1-c_{sc_a}}{2} & -\frac{c_{sc_a}}{2} & -\frac{1-c_{sc_b}}{2} & -\frac{c_{sc_b}}{2} & 1 \end{bmatrix} \\
& + L_{fs} \begin{bmatrix} (1-c_{sc_a}) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & c_{sc_a} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & (1-c_{sc_b}) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & c_{sc_b} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2.2.23)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
[L_{sr}] &= [L_{rs}]^T \\
&= L_m \begin{bmatrix} (1-c_{sc_a})\cos(\theta_m) & (1-c_{sc_a})\cos\left(\theta_m + \frac{2\pi}{3}\right) & (1-c_{sc_a})\cos\left(\theta_m - \frac{2\pi}{3}\right) \\ c_{sc_a}\cos(\theta_m) & c_{sc_a}\cos\left(\theta_m + \frac{2\pi}{3}\right) & c_{sc_a}\cos\left(\theta_m - \frac{2\pi}{3}\right) \\ (1-c_{sc_b})\cos\left(\theta_m - \frac{2\pi}{3}\right) & (1-c_{sc_b})\cos(\theta_m) & (1-c_{sc_b})\cos\left(\theta_m + \frac{2\pi}{3}\right) \\ c_{sc_b}\cos\left(\theta_m - \frac{2\pi}{3}\right) & c_{sc_b}\cos(\theta_m) & c_{sc_b}\cos\left(\theta_m + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta_m + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_m - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta_m) \end{bmatrix}. \quad (2.2.24)
\end{aligned}$$

où c_{sc_a} et c_{sc_b} représentent respectivement les ratios de court-circuit entre spires sur la phase "a" et "b" de la machine asynchrone.

MODÈLE DU DÉFAUT D'ALIMENTATION D'UNE PHASE

Le défaut d'alimentation d'une phase peut être vu comme l'ouverture du circuit électrique où la tension ne circule plus dans les enroulements de la phase du stator. Ainsi, sa modélisation devient très facile puisque les modifications du modèle s'appliquent seulement sur le vecteur des tensions d'alimentation $[V_s]$. L'expression du vecteur (2.2.25) décrit le cas de la phase "a" qui est ouverte.

$$[V_s] = [0 \ v_{s_b} \ v_{s_c}]^T \quad (2.2.25)$$

Il suffit de remplacer la tension sinusoïdale de la phase "a" par la constante nulle.

2.2.2 MODÉLISATION DES DÉFAUTS ROTORIQUES

Les défauts rotoriques de la machine asynchrone représentent une part bien moins importante (seulement 10 % des défauts moteurs) que les défauts statoriques (37 %) et de roulements (41 %) selon les chiffres présentés dans une étude menée par EPRI en 1986 [46, 47]. Ces anomalies peuvent se présenter sous différentes formes (court-circuit entre spires, barre rotorique cassée,...) suivant la nature du moteur (machine asynchrone à rotor bobiné, machine asynchrone à cage d'écureuil). Dans cette revue de littérature, nous nous focalisons sur la machine asynchrone à cage d'écureuil étant donné qu'elle représente la machine la plus utilisée dans l'industrie à cause de sa facilité de mise en œuvre et de sa grande robustesse. Néanmoins, en dépit de ses qualités qui ont permis aux industriels de choisir ce moteur, des défauts (barre rotorique cassée,...) peuvent apparaître pour les raisons suivantes [61] :

- 1) **Contraintes thermiques** : la surcharge thermique entraîne une augmentation de la chaleur dans la cage d'écureuil créant une diffusion de chaleur qui détériore les propriétés mécaniques des matériaux (ex : diminution de la valeur de la limite élastique). Ces dégradations laissent la cage d'écureuil plus vulnérable aux contraintes mécaniques qu'elle peut subir en temps normal.
- 2) **Contraintes magnétiques** : les importantes forces électromagnétiques augmentent les contraintes mécaniques sur les barres et l'anneau du rotor.

3) *Contraintes dynamiques* : les effets sont les mêmes que pour les contraintes magnétiques.

4) *Autres* : il y a également des contraintes environnementales et mécaniques qui entraînent l'apparition de défauts rotoriques.

L'exercice excessif d'une de ces contraintes entraîne l'apparition de défauts rotoriques définis par :

- une (ou des) barre(s) rotorique(s) rompue(s),
- une (ou des) portion(s) d'anneau(x) rompue(s).

Les phénomènes rencontrés lors d'une anomalie du rotor peuvent être des vibrations sur l'arbre moteur, liées directement aux oscillations du couple électromagnétique générées par le déséquilibre électrique qu'entraîne une barre cassée de la cage d'écureuil. Une détection rapide de ces défauts permet d'éviter l'apparition d'autres défauts pouvant survenir sur les roulements par exemple.

Dans la section suivante, nous présentons le modèle de la machine asynchrone à cage d'écureuil qui est le plus utilisé dans la littérature. Ce modèle diffère de la modélisation précédente par les matrices qui expriment les grandeurs au rotor. Le modèle de la machine asynchrone à cage d'écureuil dite « saine » sera décrit en premier, puis les modèles en présence de défauts rotoriques seront donnés par la suite.

MODÈLE SAIN

La simulation de la machine asynchrone dans les conditions de défauts est réalisée grâce au modèle bien connu et décrit dans [62], qui est celui réalisé par la

méthode des circuits électriques magnétiquement couplés. De plus, le courant dans chaque barre est considéré comme une variable indépendante. Ce modèle décrit la cage rotorique avec une matrice résistive et inductive de taille $(N_b + 1) \times (N_b + 1)$, où N_b représente le nombre de barres rotoriques de la cage d'écureuil.

Nous considérons dans la modélisation de cette machine asynchrone les hypothèses suivantes :

- l'entrefer est uniforme,
- la saturation est négligeable,
- les différentes pertes (courants de Foucault et l'effet de peau) sont négligeables.

La cage d'écureuil peut être vue comme $N_b + 1$ circuits électriques indépendants illustrés à la Figure 2.18.

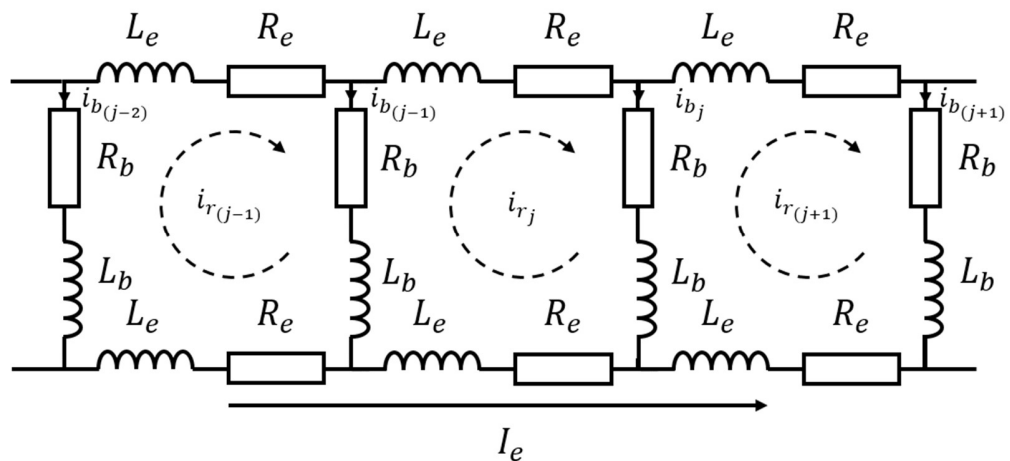


Figure 2.18 – Schématisation électrique équivalente de la cage d'écureuil (point de vue des courants)

L'équation électrique de la boucle du rotor j qui est issue du schéma électrique équivalent de la cage d'écureuil à la Figure 2.18 est :

$$R_e i_{r_j} + R_b i_{b_j} + R_e (i_{b_j} - i_e) - R_b i_{b_{(j-1)}} + \frac{d}{dt} \phi_{r_j} = 0, \quad (2.2.26)$$

où i_{r_j} est le courant traversant la boucle j avec $j = 1, 2, \dots, N_b$, i_e représente le courant dans l'anneau de la cage d'écureuil et i_{b_j} dénote le courant dans la barre rotorique j tel que $i_{b_j} = i_{r_j} - i_{r_{j-1}}$.

Le modèle mathématique de la machine asynchrone à cage d'écureuil est donné par l'équation suivante :

$$[V] = [R][I] + \frac{d}{dt} ([L][I]), \quad (2.2.27)$$

où $[V]$ est le vecteur des tensions que nous pouvons détailler en (2.2.28) :

$$[V] = \begin{bmatrix} [V_s] \\ [V_r] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [v_{s_a} \ v_{s_b} \ v_{s_c}]^T \\ [0 \ 0 \ \dots \ 0]^T_{1 \times (N_b+1)} \end{bmatrix}, \quad (2.2.28)$$

avec N_b est le nombre de barres rotoriques. La notation $1 \times (N_b + 1)$ signifie que nous avons une matrice d'une ligne et de $(N_b + 1)$ colonnes (ou en d'autres termes, un vecteur ligne de $(N_b + 1)$ colonnes).

$[I]$ représente les vecteurs des courants :

$$[I] = \begin{bmatrix} [I_s] \\ [I_r] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [i_{s_a} \ i_{s_b} \ i_{s_c}]^T \\ [i_{r_1} \ i_{r_2} \ \dots \ i_{r_n} \ i_e]^T_{1 \times (N_b+1)} \end{bmatrix}, \quad (2.2.29)$$

$[R]$ est la matrice des résistances statoriques et rotoriques donnée par :

$$[R] = \begin{bmatrix} [R_s] & [0]_{3 \times (N_b+1)} \\ [0]_{(N_b+1) \times 3} & [R_r] \end{bmatrix}, \quad (2.2.30)$$

avec $[R_s]$ qui est la matrice des résistances statoriques exprimée en (2.2.31) :

$$[R_s] = \begin{bmatrix} R_{s_a} & 0 & 0 \\ 0 & R_{s_b} & 0 \\ 0 & 0 & R_{s_c} \end{bmatrix}, \quad (2.2.31)$$

où les différentes résistances des enroulements sur les trois phases (a, b, c) sont normalement identiques telles que $R_{s_a} = R_{s_b} = R_{s_c}$.

En ce qui concerne la matrice $[R_r]$, elle représente les résistances rotoriques et est de taille $(N_b + 1) \times (N_b + 1)$. L'expression (2.2.32) décrit cette matrice :

$$[R_r] = \begin{bmatrix} R_{rr} & -R_b & 0 & \cdots & 0 & -R_b & -R_e \\ -R_b & R_{rr} & -R_b & \cdots & 0 & 0 & -R_e \\ 0 & -R_b & R_{rr} & \cdots & 0 & 0 & -R_e \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & R_{rr} & -R_b & -R_e \\ -R_b & 0 & 0 & \cdots & -R_b & R_{rr} & -R_e \\ -R_e & -R_e & -R_e & \cdots & -R_e & -R_e & N_b R_e \end{bmatrix}, \quad (2.2.32)$$

avec $R_{rr} = 2(R_e + R_b)$, R_e est la résistance d'une portion d'anneau et R_b est la résistance d'une barre rotorique.

En ce qui concerne les inductances, nous pouvons procéder de la même manière que pour les résistances. En effet, la matrice des inductances est donnée par :

$$[L] = \begin{bmatrix} [L_{ss}] & [L_{sr}] \\ [L_{rs}] & [L_{rr}] \end{bmatrix}, \quad (2.2.33)$$

où $[L_{ss}]$ et $[L_{rr}]$ sont respectivement les matrices d'inductance du stator et du rotor et $[L_{sr}] = [L_{rs}]^T$ est la matrice des inductances mutuelles entre les phases statoriques et les boucles du rotor.

La matrice des inductances statoriques $[L_{SS}]$ est symétrique avec les éléments qui la constituent considérés comme constant pendant la simulation :

$$[L_{SS}] = \begin{bmatrix} L_{S_a S_a} & L_{S_a S_b} & L_{S_a S_c} \\ L_{S_b S_a} & L_{S_b S_b} & L_{S_b S_c} \\ L_{S_c S_a} & L_{S_c S_b} & L_{S_c S_c} \end{bmatrix}, \quad (2.2.34)$$

où $L_{S_i S_i}$ est l'inductance propre de la phase i du stator et $L_{S_i S_j} = L_{S_j S_i}$ correspond à l'inductance mutuelle entre la phase i et j du stator avec $i = a, b, c$ et $j = a, b, c$.

De plus, nous considérons que la machine asynchrone est équilibrée et l'inductance totale (propre) d'une phase du stator est la somme de l'inductance de magnétisation L_{ms} et de l'inductance de fuite L_{fS} telle que :

$$L_{S_a S_a} = L_{S_b S_b} = L_{S_c S_c} = L_{ms} + L_{fS}. \quad (2.2.35)$$

Pour la matrice des inductances rotoriques, nous avons également une matrice de taille $(N_b + 1) \times (N_b + 1)$ qui s'exprime comme suit :

$$[L_r] = \begin{bmatrix} L_{r_1 r_1} & L_{r_1 r_2} - L_b & L_{r_1 r_3} & \cdots & L_{r_1 r_{N_b-1}} & L_{r_1 r_{N_b}} - L_b & -L_e \\ L_{r_2 r_1} - L_b & L_{r_2 r_2} & L_{r_2 r_3} - L_b & \cdots & L_{r_2 r_{N_b-1}} & L_{r_2 r_{N_b}} & -L_e \\ L_{r_3 r_1} & L_{r_3 r_2} - L_b & L_{r_3 r_3} & \cdots & L_{r_3 r_{N_b-1}} & L_{r_3 r_{N_b}} & -L_e \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ L_{r_{N_b-1} r_1} & L_{r_{N_b-1} r_2} & L_{r_{N_b-1} r_3} & \cdots & L_{r_{N_b-1} r_{N_b-1}} & L_{r_{N_b-1} r_{N_b}} - L_b & -L_e \\ L_{r_{N_b} r_1} - L_b & L_{r_{N_b} r_2} & L_{r_{N_b} r_3} & \cdots & L_{r_{N_b} r_{N_b-1}} - L_b & L_{r_{N_b} r_{N_b}} & -L_e \\ -L_e & -L_e & -L_e & \cdots & -L_e & -L_e & N_b L_e \end{bmatrix}, \quad (2.2.36)$$

où $L_{r_i r_i} = L_{mr} + 2(L_b + L_e)$ représente l'inductance propre de la boucle rotorique i , L_{mr} est l'inductance de magnétisation d'une boucle rotorique, L_b correspond à l'inductance de fuite d'une barre rotorique, L_e est l'inductance de fuite d'une portion

d'anneau et $L_{r_i r_j} = L_{r_j r_i}$ représente l'inductance mutuelle entre les boucles rotoriques i et j avec $i = 1, 2, \dots, N_b$ et $j = 1, 2, \dots, N_b$.

La matrice $[L_{sr}]$ est une matrice de taille $(3 \times N_b)$ et représente les inductances mutuelles entre une phase statorique i et une boucle rotorique j . Elle est exprimée par :

$$[L_{sr}] = \begin{bmatrix} L_{m_{s_a r_1}} & L_{m_{s_a r_2}} & L_{m_{s_a r_3}} & \cdots & L_{m_{s_a r_{N_b}}} \\ L_{m_{s_b r_1}} & L_{m_{s_b r_2}} & L_{m_{s_b r_3}} & \cdots & L_{m_{s_b r_{N_b}}} \\ L_{m_{s_c r_1}} & L_{m_{s_c r_2}} & L_{m_{s_c r_3}} & \cdots & L_{m_{s_c r_{N_b}}} \end{bmatrix}, \quad (2.2.37)$$

où $L_{m_{s_i r_j}}$ représente l'inductance mutuelle entre la phase statorique i et la boucle rotorique j de la machine asynchrone avec $i = a, b, c$ et $j = 1, 2, \dots, N_b$.

Nous observons différentes grandeurs (inductances) qui doivent être connues pour pouvoir simuler la machine asynchrone. Ainsi, elles doivent être calculées préalablement afin de déterminer les différentes matrices d'inductances que nous avons vues ci-dessus. Pour ce faire, ce modèle utilise l'approche des fonctions d'enroulement (*Winding Functions Approach – WFA*) que nous retrouvons un peu partout dans la littérature [63, 64].

L'expression (2.2.38) utilise ces fonctions d'enroulement ($N_i(\theta_m, \phi)$ pour la phase i et $N_j(\theta_m, \phi)$ pour la phase j de la machine asynchrone) et permet de calculer les différentes inductances (mutuelles et de magnétisation) telles que :

$$L_{ij} = \mu_0 r l \int_0^{2\pi} N_i(\theta_m, \phi) N_j(\theta_m, \phi) g^{-1}(\theta_m) d\phi, \quad (2.2.38)$$

où L_{ij} est l'inductance entre une phase i et j , μ_0 représente la permittivité du vide ($\mu_0 = 4\pi \cdot 10^{-7}$), r et l dénotent respectivement le rayon et la longueur du circuit magnétique actif et g^{-1} est la fonction de perméance (fonction inverse de l'entrefer).

La Figure 2.19 illustre une fonction d'enroulement d'une phase du stator pour une machine avec une paire de pôles. En effet, nous parlons d'une fonction, car il en existe un grand nombre du fait de l'architecture et de la répartition des enroulements dans les encoches du stator.

De plus, en simplifiant au maximum le degré de complexité de cette fonction, elle peut être approchée en négligeant les harmoniques d'espace et les effets des encoches du stator. De surcroît, nous ne prenons pas en compte les coefficients d'étalement, d'inclinaison et de bobinage. En effet, ces paramètres sont généralement exploités pour des modèles de la machine asynchrone en éléments finis développés à l'aide d'un logiciel de FEM (ex : FLUX2D) et très coûteux en temps de calcul [65, 66].

L'expression (2.2.39) donne cette fonction d'enroulement simplifiée pour les trois phases du stator :

$$N_{s_j}(\phi) = \frac{N_s}{2} \cos\left(p\phi - j\frac{2\pi}{3}\right), \quad (2.2.39)$$

où $N_{s_j}(\phi)$ est la fonction d'enroulement d'une des trois phases statoriques ("a", "b" ou "c") avec $j = 0,1,2$, N_s représente le nombre de spires sur une phase du stator, p dénote le nombre de paires de pôles et ϕ est la position angulaire autour du stator.

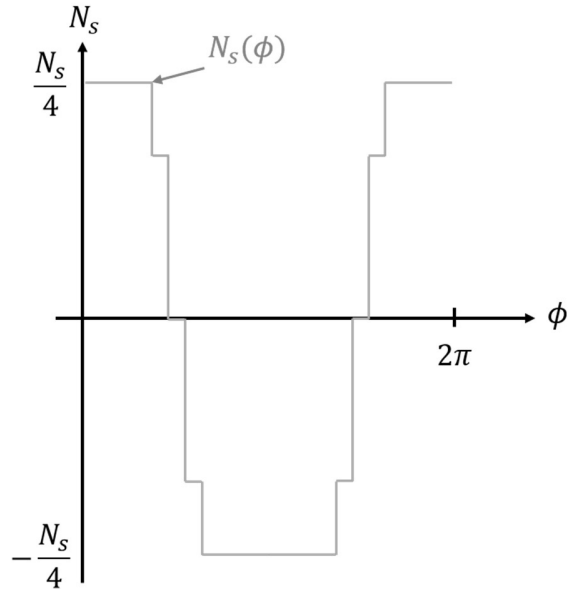


Figure 2.19 – Fonction d’enroulement d’une phase du stator de la machine asynchrone possédant une paire de pôles

Pour le rotor, la fonction d’enroulement est légèrement différente du fait de la cage d’écureuil. Celle-ci est (rappelons-le constituée de boucles rotoriques) définie par une fonction de Heaviside illustrée à la Figure 2.20 et exprimée par (2.2.40) :

$$N_{r_j}(\theta_m, \phi) = \begin{cases} -\frac{\alpha_r}{2\pi} & \text{pour } 0 < \phi \leq \theta_j \text{ et } \theta_{j+1} < \phi \leq 2\pi \\ 1 - \frac{\alpha_r}{2\pi} & \text{pour } \theta_j < \phi \leq \theta_{j+1} \end{cases}, \quad (2.2.40)$$

où $N_{r_j}(\theta_m, \phi)$ est la fonction d’enroulement d’une boucle du rotor avec $j = 1, 2, \dots, N_b$, α_r représente l’angle mécanique entre deux barres adjacentes tel que $\alpha_r = 2\pi/N_b$ (l’angle entre θ_j et θ_{j+1}) et θ_m est l’angle mécanique de rotation du rotor tel que $\theta_j = \theta_m + (j - 1)\alpha_r$.

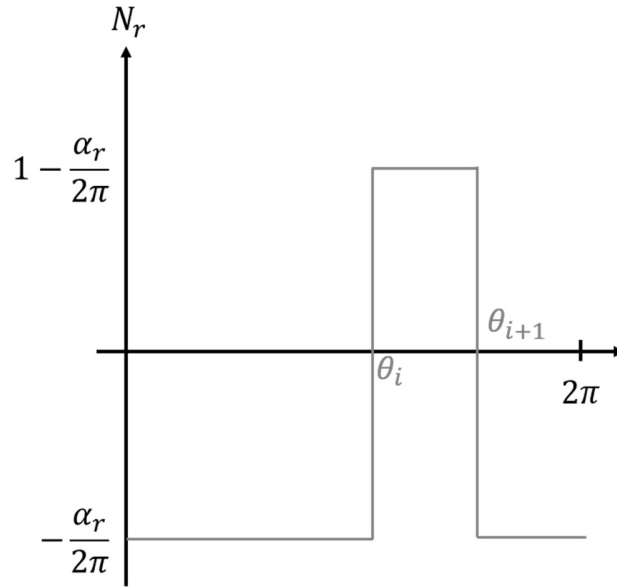


Figure 2.20 – Fonction d’enroulement d’une boucle du rotor de la machine asynchrone

Finalement, en utilisant l’équation (2.2.38) et en remplaçant successivement les fonctions d’enroulement $N_i(\theta_m, \phi)$ et $N_j(\theta_m, \phi)$ par les expressions (2.2.39) et (2.2.40), nous obtenons les relations suivantes qui permettent de calculer les différentes inductances. De plus, nous supposons que l’entrefer est constant et donc la fonction de perméance est également une constante. L’inductance de magnétisation d’une phase statorique L_{ms} est donnée par :

$$L_{ms} = \frac{4\mu_0 r l N_s^2}{p^2 g_0 \pi}, \quad (2.2.41)$$

où g_0 est l’épaisseur moyenne de l’entrefer.

L’inductance mutuelle entre deux phases statoriques i et j est égale à :

$$L_{s_i s_j} = L_{s_j s_i} = -\frac{2\mu_0 r l N_s^2}{p^2 g_0 \pi} = -\frac{L_{ms}}{2}, \quad (2.2.42)$$

avec $i = a, b, c, j = a, b, c$ et $i \neq j$.

L'inductance de magnétisation d'une boucle rotorique est exprimée par (2.2.43) :

$$L_{mr} = \frac{2\pi\mu_0 r l (N_b - 1)}{g_0 N_b^2} = \frac{\mu_0 r l \alpha_r}{g_0} \left(1 - \frac{\alpha_r}{2\pi}\right). \quad (2.2.43)$$

L'inductance mutuelle entre deux boucles rotoriques i et j avec $i = 1, 2, \dots, N_b$ et $j = 1, 2, \dots, N_b$ est :

$$L_{r_i r_j} = L_{r_j r_i} = -\frac{2\pi\mu_0 r l}{g_0 N_b^2} = -\frac{\mu_0 r l \alpha_r^2}{g_0 2\pi}. \quad (2.2.44)$$

Pour finir, l'inductance mutuelle entre une phase du stator i et une boucle du rotor j est donnée par l'expression (2.2.45) :

$$L_{m_{s_i r_j}} = \frac{4\mu_0 r l N_s}{p^2 g_0 \pi} \sin\left(p \frac{\alpha_r}{2}\right) \cos\left(\theta_m + p(j-1)\alpha_r - (i-1)\frac{2\pi}{3}\right), \quad (2.2.45)$$

où θ_m est la position mécanique du rotor et avec $i = 1, 2, 3$ (correspondant aux phases "a", "b" et "c") et $j = 1, 2, \dots, N_b$.

Pour la partie électromécanique et mécanique de la machine asynchrone, les relations (2.2.11) – (2.2.13) seront utilisées. Finalement, le modèle présenté est celui de la machine asynchrone avec sa cage d'écurieuil dans les conditions ou celle-ci est saine. Ci-dessous, nous présentons, sur les Figure 2.21, Figure 2.22 et Figure 2.23, les résultats de la simulation de ce modèle moteur (les paramètres sont donnés en Annexe

II) en illustrant la vitesse de rotation mécanique du rotor et le couple électromagnétique déployé par la machine asynchrone. De plus, comme précédemment, le moteur est alimenté directement à partir du réseau électrique d'amplitude 220 Volts et de fréquence 60 Hertz en considérant les tensions comme de parfaites sinusoïdes.

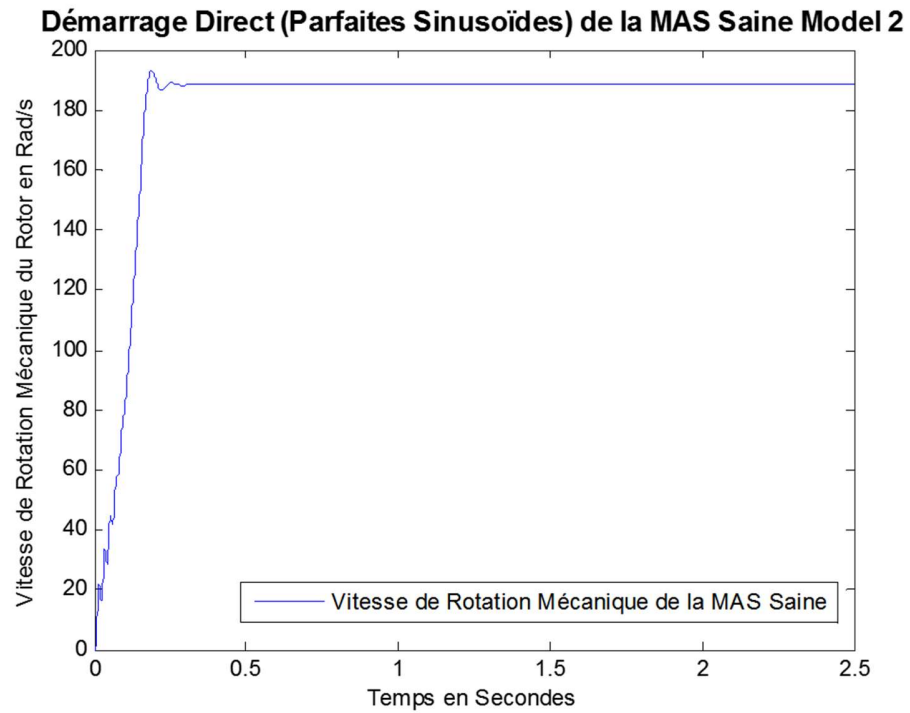


Figure 2.21 – Vitesse de rotation mécanique du rotor pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) du moteur à induction et avec un couple de charge nul

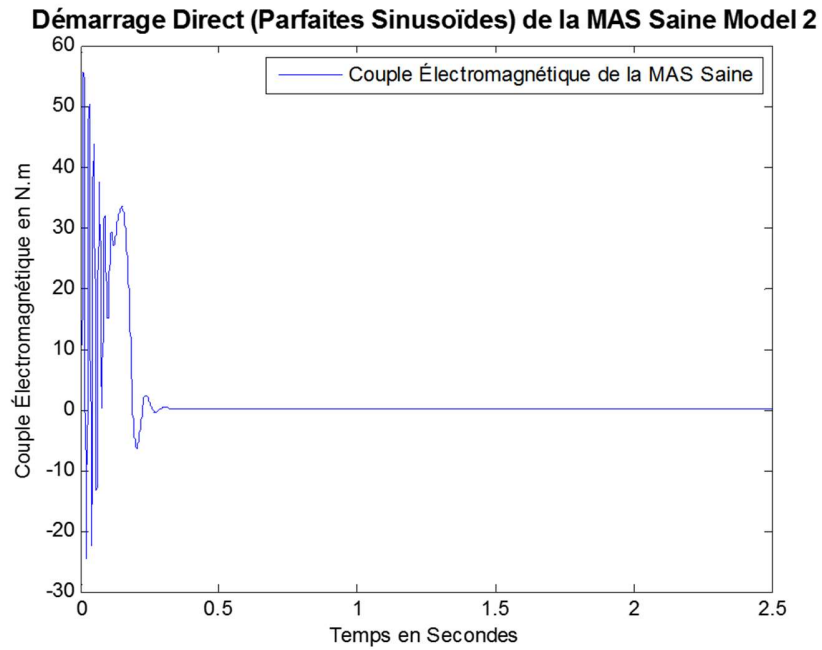


Figure 2.22 – Couple électromagnétique de la machine asynchrone pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et avec un couple de charge nul

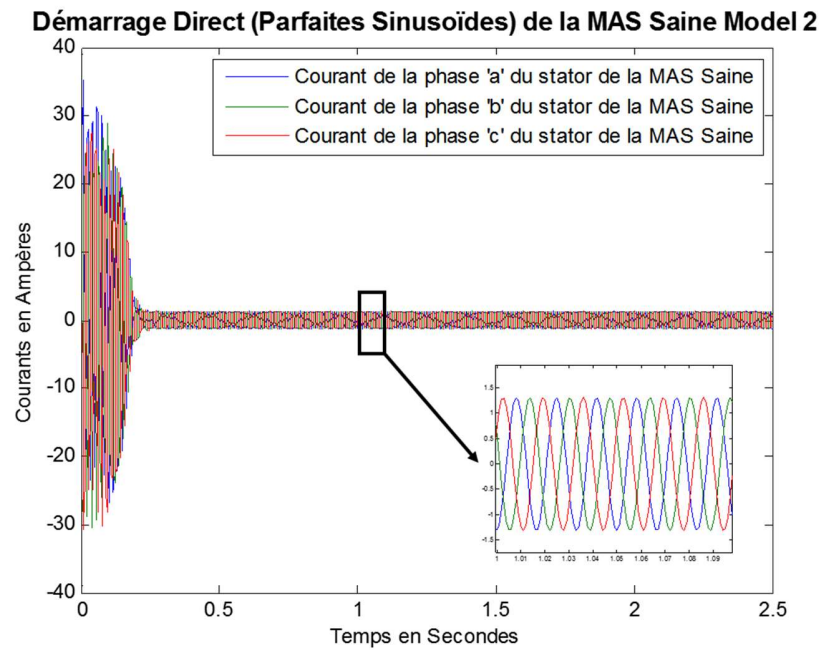


Figure 2.23 – Courants statoriques de la machine asynchrone pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et avec un couple de charge nul

De même qu’avec le modèle précédent (Section 2.2.1), nous avons également réalisé une simulation du démarrage direct par l’intermédiaire d’un onduleur MLI de tension avec des signaux de références d’amplitude 220 Volts et de fréquence 60 Hertz, et un signal triangle de fréquence 1000 Hertz. Les Figure 2.24, Figure 2.25 et Figure 2.26 illustrent le comportement de la machine asynchrone.

Afin de simuler un défaut rotorique d’une barre ou d’une portion d’anneau rompue, il existe deux différentes modélisations. La première, et la plus simple, consiste simplement à remplacer la valeur résistive de la barre rompue par une valeur plus grande telle que $R_{b_{rompue}} = kR_b$ avec $k > 1$ [67], telle qu’illustrée en Annexe III. La deuxième un peu plus complexe revient à éliminer toutes relations, dans les différentes équations, de la boucle rotorique qui a disparu avec la barre cassée [68].

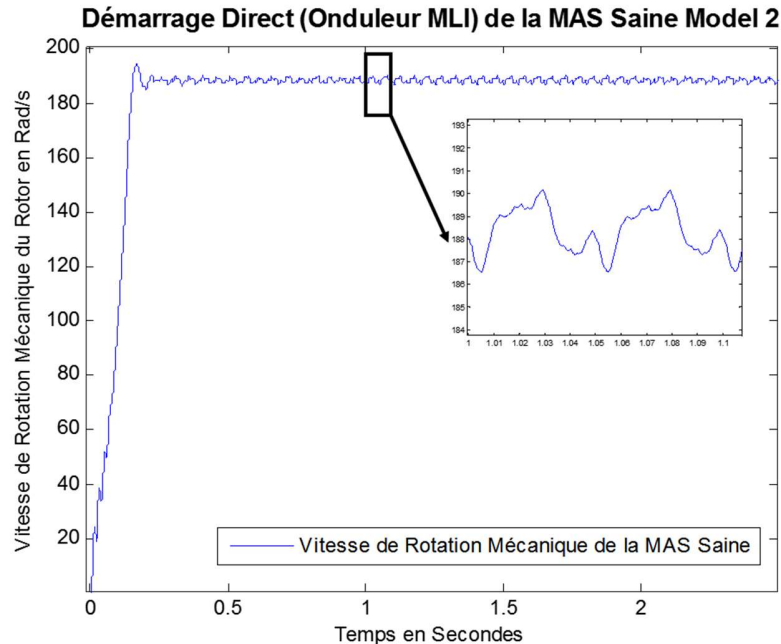


Figure 2.24 – Vitesse de rotation mécanique du rotor pour un démarrage direct (onduleur MLI) du moteur à induction et avec un couple de charge nul

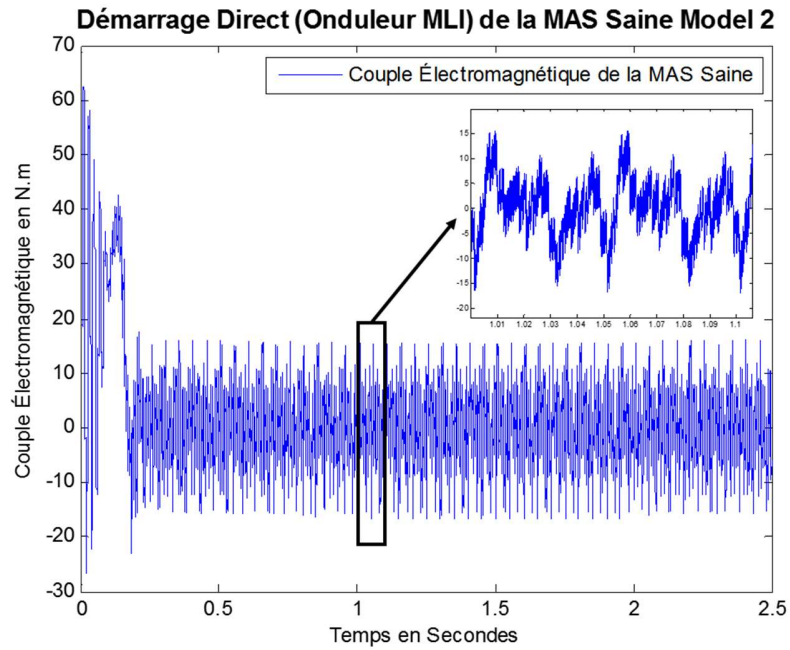


Figure 2.25 – Couple électromagnétique de la machine asynchrone pour un démarrage direct (onduleur MLI) et avec un couple de charge nul

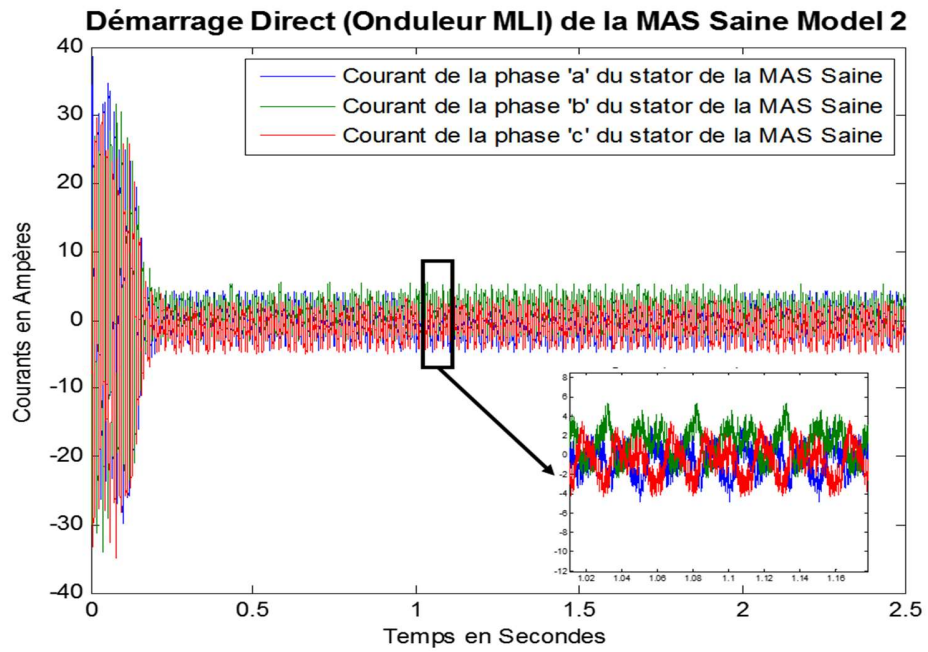


Figure 2.26 – Courants statoriques de la machine asynchrone pour un démarrage direct (onduleur MLI) et avec un couple de charge nul

DEUXIÈME MODÉLISATION DE LA BARRE CASSÉE

Le deuxième modèle de simulation, présenté dans [68], considère que la barre est complètement rompue. Considérons que la barre k est complètement rompue telle qu'illustrée sur la Figure 2.27.

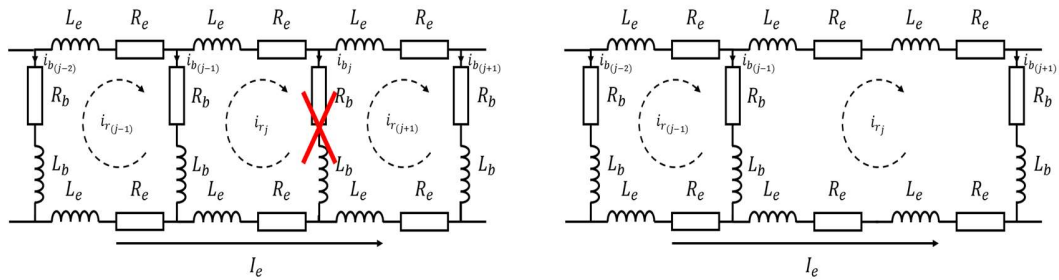


Figure 2.27 – Schéma électrique équivalent de la cage d'écureuil de la machine asynchrone avec la barre k rompue

Ce défaut occasionne dans cette modélisation une diminution du nombre d'équations au rotor. En effet, la barre k voit les courants de la boucle i_{rj} et $i_{r_{j+1}}$ la traverser. Par conséquent, si la barre k est complètement rompue, la boucle de courant i_{rj} parcourra une boucle deux fois plus grande (ou large) et la boucle du courant $i_{r_{j+1}}$ sera éliminée.

Pour la simulation de ce modèle, il faut donc réduire le nombre d'équations égal au nombre de barres rompues. Par conséquent, il faudra recalculer les matrices des résistances rotoriques, des inductances rotoriques et des inductances mutuelles entre le stator et le rotor. Pour cela, nous nous servons encore une fois de l'approche des fonctions d'enroulement pour les inductances. Cette approche, quelque peu complexe, dépend principalement de l'architecture et de la géométrie de la machine asynchrone.

Néanmoins, l'objectif de cette thèse n'étant pas de réaliser un modèle presque parfait du moteur à induction, des approximations et des hypothèses seront utilisées.

Commençons par exprimer la nouvelle matrice des résistances du rotor pour une cage d'écureuil de N_b barres avec une barre rompue. La matrice des résistances rotorique saine est de taille $(N_b + 1) \times (N_b + 1)$ (telle qu'exprimée par (2.2.32)), alors qu'en présence d'une barre cassée sa taille devient $N_b \times N_b$. Prenons l'exemple de la barre numéro 3 qui est rompue. La nouvelle matrice s'exprimera telle que :

$$[R_r] = \begin{bmatrix} R_{rr} & -R_b & 0 & \cdots & 0 & -R_b & -R_e \\ -R_b & R_{rr} & -R_b & \cdots & 0 & 0 & -R_e \\ 0 & -R_b & \mathbf{R_{rrf}} & \cdots & 0 & 0 & -R_e \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & R_{rr} & -R_b & -R_e \\ -R_b & 0 & 0 & \cdots & -R_b & R_{rr} & -R_e \\ -R_e & -R_e & -R_e & \cdots & -R_e & -R_e & nR_e \end{bmatrix}, \quad (2.2.46)$$

où $R_{rrf} = 2(R_b + 2R_e)$.

En généralisant ce cas où n barres successives sont rompue, la nouvelle expression de R_{rrf} sera :

$$R_{rrf} = 2(R_b + (n + 1)R_e). \quad (2.2.47)$$

En ce qui concerne les inductances, nous utilisons l'approche des fonctions d'enroulement et la relation (2.2.38). Pour le stator, la fonction d'enroulement ne subit aucun changement par rapport au cas sain et donc elle peut être exprimée par (2.2.39). Pour le rotor, toutes les boucles rotoriques saines peuvent être exprimées par la fonction de Heaviside (2.2.40). En ce qui concerne la boucle du rotor qui traverse une section

deux fois plus large de la cage d'écureuil, nous aurons une modification mineure de la fonction de Heaviside illustrée à la Figure 2.28 et donnée par l'expression (2.2.48).

$$N_{r_j}(\theta_m, \phi) = \begin{cases} -\frac{\alpha_r}{2\pi} & \text{pour } 0 < \phi \leq \theta_j \text{ et } \theta_{j+2} < \phi \leq 2\pi \\ 1 - \frac{\alpha_r}{2\pi} & \text{pour } \theta_j < \phi \leq \theta_{j+2} \end{cases}, \quad (2.2.48)$$

où l'angle mécanique entre θ_j et θ_{j+2} est égal à $2\alpha_r$.

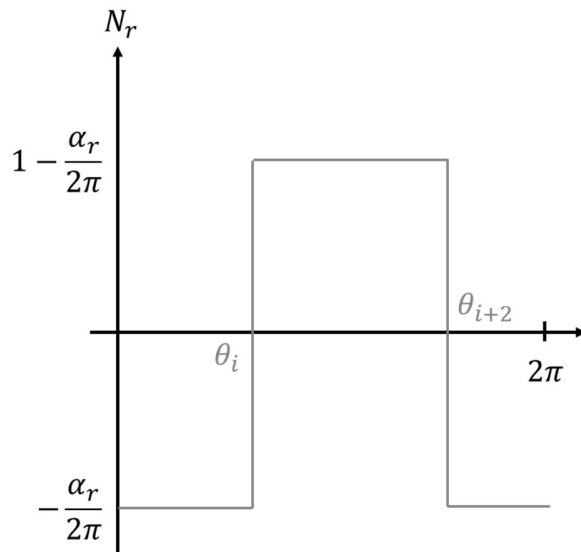


Figure 2.28 – Fonction d'enroulement de la boucle du rotor modifiée par la barre rompue

Après la généralisation des inductances du rotor et les inductances mutuelles entre le stator et le rotor, nous obtenons les équations (2.2.49) – (2.2.51) qui permettent ainsi de redéfinir les matrices d'inductances pour n barres successives rompues :

$$L_{mrb} = \frac{\mu_0 r l \alpha_r}{g_0} \left((n+1) - (2n+1) \frac{\alpha_r}{2\pi} \right), \quad (2.2.49)$$

$$L_{r_i r_b} = -\frac{\mu_0 r l \alpha_r^2}{g_0} \frac{\alpha_r^2}{2\pi} (n+1), \quad (2.2.50)$$

$$L_{m_{s_i r_b}} = \frac{4\mu_0 r l N_s}{p^2 g_0 \pi} \sin\left(p(n+1) \frac{\alpha_r}{2}\right) \cos\left(\theta_m + p\left(b + \frac{n}{2} - 1\right) \alpha_r - (i - 1) \frac{2\pi}{3}\right), \quad (2.2.51)$$

où L_{mr_b} est l'inductance de magnétisation de la boucle rotorique la plus grande, $L_{r_i r_b} = L_{r_b r_i}$ représente l'inductance mutuelle entre toutes les boucles rotoriques et la boucle rotorique en défaut et $L_{m_{s_i r_b}} = L_{m_{r_b s_i}}$ dénote l'inductance mutuelle entre une des trois phases du stator (avec $i = 0,1,2$) et la boucle du rotor en défaut.

La matrice des inductances du rotor (2.2.36) de taille $(N_b + 1) \times (N_b + 1)$ devient une matrice de taille $(N_b + 1 - n) \times (N_b + 1 - n)$ où n est le nombre de barres successives rompues. Prenons l'exemple de la barre numéro 3 qui est rompue. La nouvelle matrice des inductances du rotor s'exprimera telle que :

$$[L_r] = \begin{bmatrix} L_{r_1 r_1} & L_{r_1 r_2} - L_b & \mathbf{L_{r_1 r_3}} & \cdots & L_{r_1 r_{N_b-1}} & L_{r_1 r_{N_b}} - L_b & -L_e \\ L_{r_2 r_1} - L_b & L_{r_2 r_2} & \mathbf{L_{r_2 r_3}} - L_b & \cdots & L_{r_2 r_{N_b-1}} & L_{r_2 r_{N_b}} & -L_e \\ \mathbf{L_{r_3 r_1}} & \mathbf{L_{r_3 r_2}} - L_b & \mathbf{L_{r_3 r_3}} & \cdots & \mathbf{L_{r_3 r_{N_b-1}}} & \mathbf{L_{r_3 r_{N_b}}} & -L_e \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ L_{r_{N_b-1} r_1} & L_{r_{N_b-1} r_2} & \mathbf{L_{r_{N_b-1} r_3}} & \cdots & L_{r_{N_b-1} r_{N_b-1}} & L_{r_{N_b-1} r_{N_b}} - L_b & -L_e \\ L_{r_{N_b} r_1} - L_b & L_{r_{N_b} r_2} & \mathbf{L_{r_{N_b} r_3}} & \cdots & L_{r_{N_b} r_{N_b-1}} - L_b & L_{r_{N_b} r_{N_b}} & -L_e \\ -L_e & -L_e & -L_e & \cdots & -L_e & -L_e & N_b L_e \end{bmatrix}, \quad (2.2.52)$$

où $L_{r_3 r_3} = L_{mr_b} + 2(L_b + 2L_e)$ est l'inductance propre de la boucle du rotor modifiée et $L_{r_3 r_i} = L_{r_i r_3}$ est l'inductance mutuelle entre les boucles rotoriques et la boucle du rotor modifiée calculée à partir de l'expression (2.2.50).

La généralisation de l'expression pour l'inductance propre de la boucle du rotor modifiée $L_{r_b r_b}$ pour n barres successives rompues est :

$$L_{r_b r_b} = L_{m r_b} + 2(L_b + (n + 1)L_e). \quad (2.2.53)$$

Pour les inductances mutuelles entre les phases du stator et les boucles rotoriques, la matrice (2.2.37) de taille $(N_b + 1) \times 3$ ou $3 \times (N_b + 1)$ deviendra une matrice de taille $(N_b + 1 - n) \times 3$ ou $3 \times (N_b + 1 - n)$. Dans notre exemple, les éléments en rouge et en gras sont les inductances mutuelles calculées à l'aide de l'expression (2.2.51) :

$$[L_{Sr}] = \begin{bmatrix} L_{m_{s_a r_1}} & L_{m_{s_a r_2}} & \mathbf{L_{m_{s_a r_3}}} & \cdots & L_{m_{s_a r_{N_b}}} \\ L_{m_{s_b r_1}} & L_{m_{s_b r_2}} & \mathbf{L_{m_{s_b r_3}}} & \cdots & L_{m_{s_b r_{N_b}}} \\ L_{m_{s_c r_1}} & L_{m_{s_c r_2}} & \mathbf{L_{m_{s_c r_3}}} & \cdots & L_{m_{s_c r_{N_b}}} \end{bmatrix}. \quad (2.2.54)$$

Il est important de noter que pour les calculs des inductances, les différents indices liés aux boucles du rotor dans le cas sain doivent être respectés dans le cas où une ou des boucles du rotor ont disparu. Par exemple, dans l'exemple où la barre 3 est rompue, la boucle rotorique 4 disparaît. Les indices seront alors $i = 1, 2, 3, 5, 6, \dots, N_b$. De plus, il faut rappeler que les expressions des inductances peuvent différer selon les relations que nous utilisons pour les fonctions d'enroulements et selon l'architecture et la géométrie de la machine asynchrone.

Ci-après, nous pouvons observer les résultats des simulations de la machine asynchrone en présence de défauts de barres rompues. Les Figure 2.29, Figure 2.30 et Figure 2.31 illustrent la vitesse, le couple et les courants statoriques de la machine asynchrone en présence d'une barre rompue. Les paramètres de simulation du moteur

à induction sont donnés en Annexe II. De plus, la machine est alimentée directement à partir du réseau électrique avec des tensions parfaitement sinusoïdales d'amplitude 220 Volts et de fréquence 60 Hertz et un couple résistant de 10 N·m est appliqué au temps $t = 0.5$ seconde.

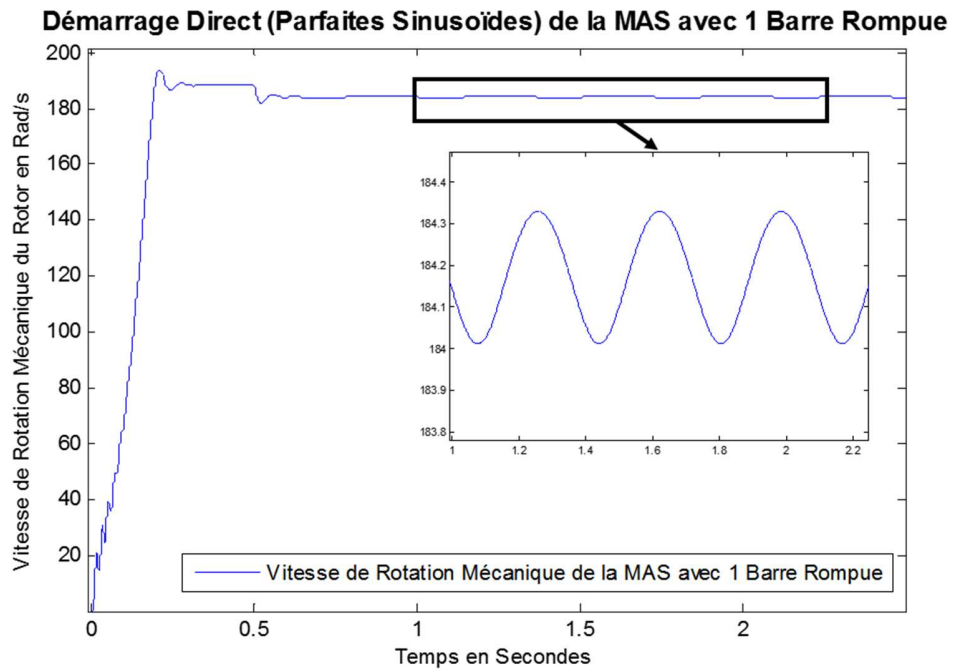


Figure 2.29 – Vitesse de rotation mécanique du rotor pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) du moteur à induction avec 1 barre rompue et un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde

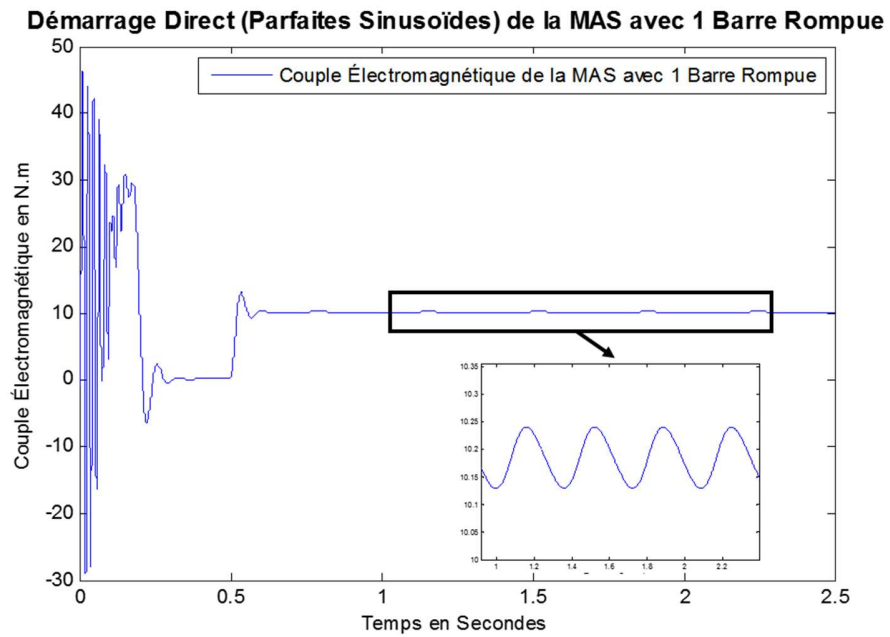


Figure 2.30 – Couple électromagnétique de la machine asynchrone pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) du moteur à induction avec 1 barre rompue et un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde

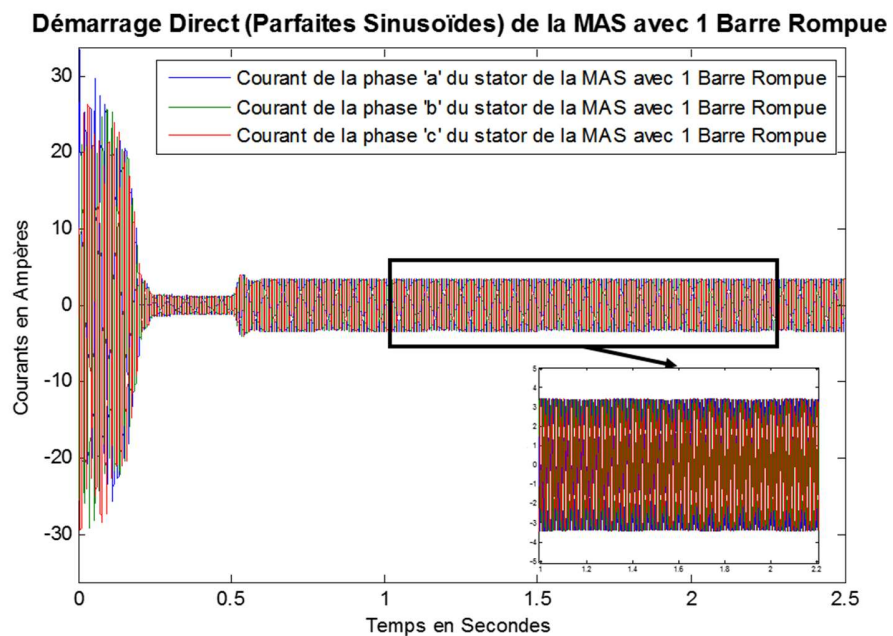


Figure 2.31 – Courants statoriques de la machine asynchrone pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) du moteur à induction avec 1 barre rompue et un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde

Nous observons des oscillations bien distinctes sur les différentes grandeurs de la machine asynchrone. Celles-ci sont la conséquence du déséquilibre électrique de la boucle de courant qui parcourt une largeur deux fois plus grande que les autres boucles de courant du rotor. Ci-contre, les Figure 2.32 et Figure 2.33 illustrent la différence qui réside dans la vitesse de rotation et le couple électromagnétique entre plusieurs barres rompues avec les mêmes conditions de simulation que précédemment.

Comparaison de la Vitesse de Rotation Mécanique de la MAS Saine et en Défaut Rotorique

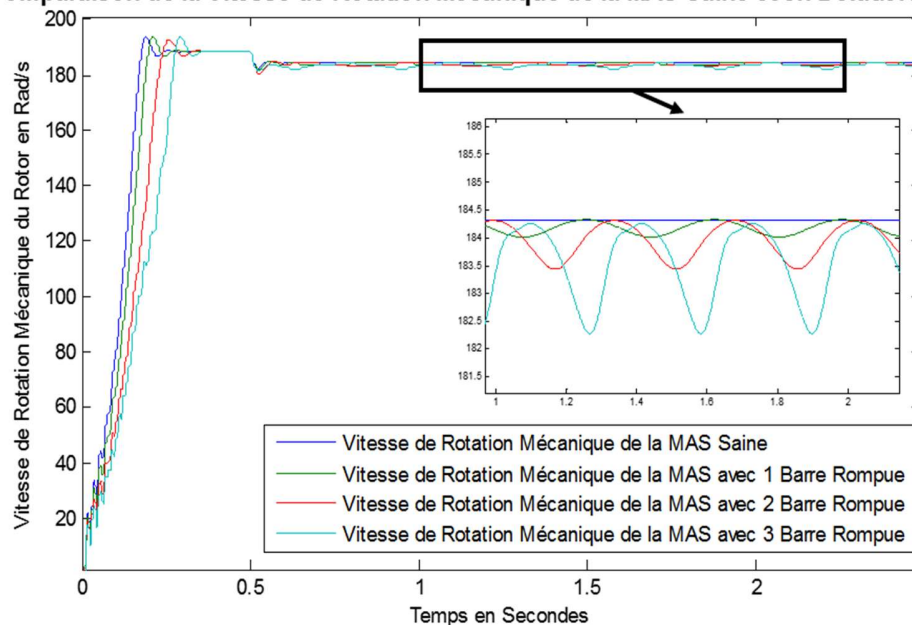


Figure 2.32 – Comparaison du comportement de la vitesse de rotation mécanique de la MAS sous différents nombres de barres rompues pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde

Comparaison du Couple Électromagnétique de la MAS Saine et en Défaut Rotorique

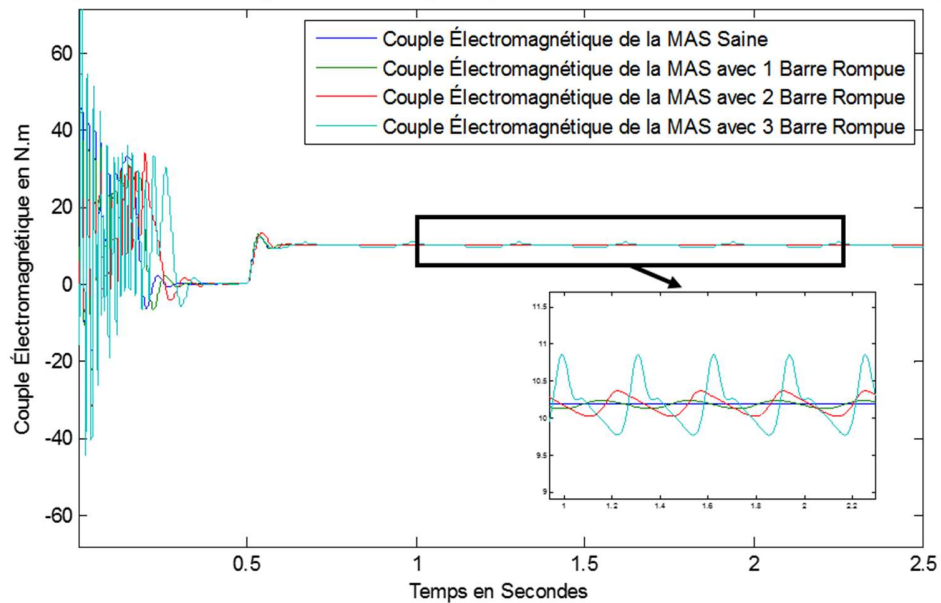


Figure 2.33 – Comparaison du comportement du couple électromagnétique de la MAS sous différents nombres de barres rompues pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde

Nous avons également réalisé les mêmes simulations, mais en alimentant la machine asynchrone avec un onduleur MLI possédant un signal triangle de 1000 Hertz et des signaux de référence d'amplitude 220 Volts et de fréquence 60 Hertz. Il apparaît sur les Figure 2.34 et Figure 2.35 (similaire avec la méthode 1), que les caractéristiques (oscillations) sont également difficilement observables. Ainsi, il est nécessaire d'utiliser des outils du traitement des signaux afin d'extraire des attributs. Rappelons que cette partie sera traitée dans la Section 2.4.

Comparaison de la Vitesse de Rotation Mécanique de la MAS Saine et en Défaut Rotorique

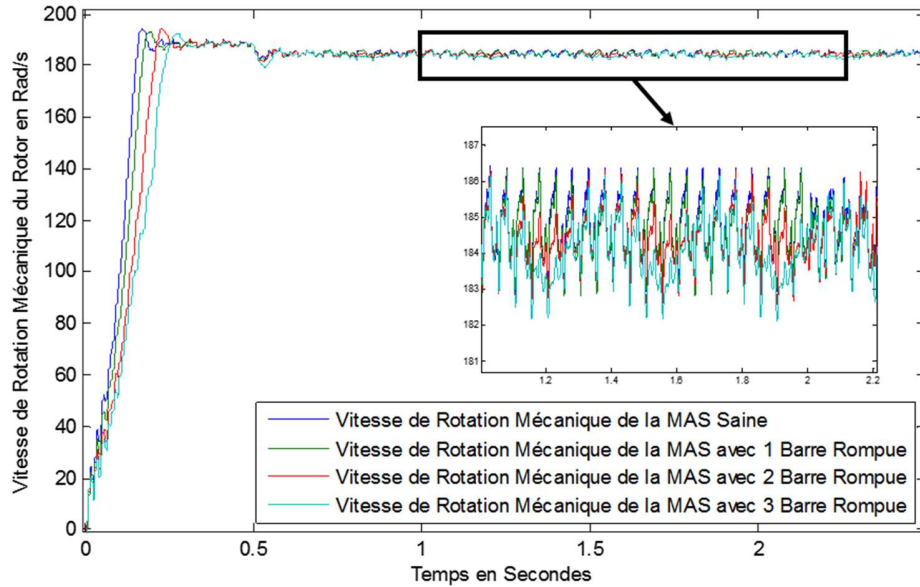


Figure 2.34 – Comparaison du comportement de la vitesse de rotation mécanique de la MAS sous différents nombres de barres rompues pour un démarrage direct (onduleur MLI) et un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde

Comparaison du Couple Électromagnétique de la MAS Saine et en Défaut Rotorique

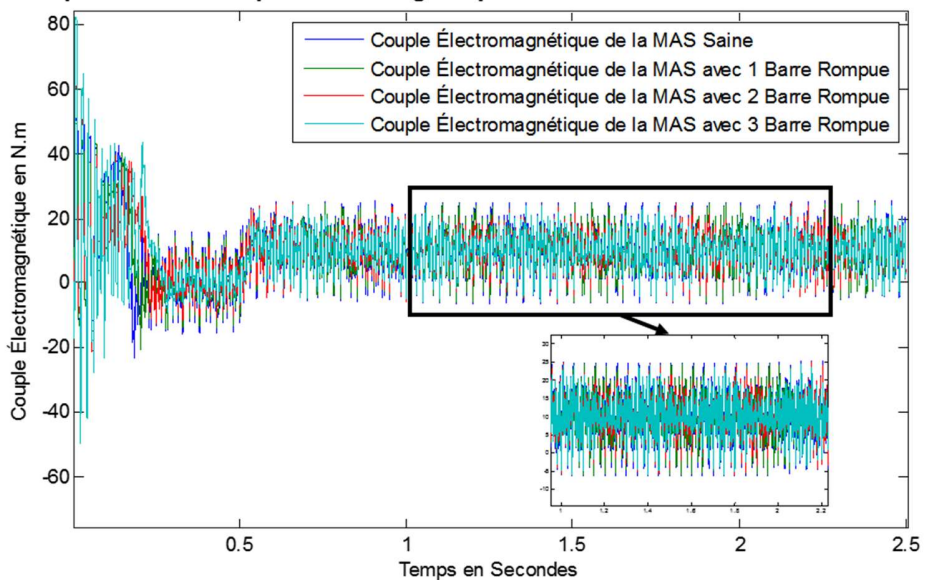


Figure 2.35 – Comparaison du comportement du couple électromagnétique de la MAS sous différents nombres de barres rompues pour un démarrage direct (onduleur MLI) et un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde

2.2.3 CONCLUSION

Dans cette section, nous avons présenté les différents modèles des défauts de la machine asynchrone. Deux d'entre eux, c'est-à-dire les défauts de court-circuit entre spires au stator et les défauts de barres rompues ont été modélisés dans ce projet de recherche afin d'en réaliser leurs détections. En ce qui concerne les défauts d'excentricité et de roulement, nous n'avons pas pu les développer, car leur complexité mathématique et numérique demande une attention particulière. De plus, nous avons décidé de nous concentrer, d'abord, sur les défauts statoriques et rotoriques pour les raisons suivantes :

- l'étude des défauts au stator est la moins répandue dans la littérature et cette anomalie, à elle seule, représente 36% des défauts de la machine asynchrone selon l'étude proposée par EPRI [7],
- les défauts rotoriques de barres rompues ont un modèle très proche de celui des défauts du stator permettant ainsi sa prise en main rapide,
- et la présente thèse est une étude qui tente de prouver le concept que les modèles d'intelligence artificielle sont exploitables pour la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone.

Le traitement des deux autres types de défauts, à lui seul, constituerait un travail de même envergure que la présente thèse.

2.3 IDENTIFICATION DES PARAMÈTRES MOTEURS

Ces dernières décennies, les industriels et chercheurs ont réalisé des efforts importants afin d'améliorer et d'optimiser les asservissements (courants, flux, couple, vitesse, position,...) des moteurs présents dans les systèmes de production (ex : enroulement-déroulement de bande, machine-outil). De ce fait, de nombreuses méthodes de calcul (commande $H-\infty$, LQ, LQG,...) [69-72] et stratégies (ex : commande centralisée, décentralisée) [73, 74] ont émergé en vue de déterminer les paramètres des correcteurs (ex : P, PI, PID) utilisés dans les commandes de ces machines. Cependant, le point commun pour l'ensemble de ces approches et les conditions initiales nécessaires à la réalisation de ces stratégies de contrôle sont une connaissance précise des paramètres (résistances, inductances,...) de la machine asynchrone. La connaissance précise de ces paramètres moteurs permet également de gérer la consommation électrique de la meilleure manière possible (ex : sauver 5% de puissance électrique), de concevoir des installations électriques avec la plus grande précision (ex. : conception pour une exploitation optimale de la durée de vie des machines électriques), et dans certains cas de prédire (détecter) les défauts de la machine asynchrone le plus efficacement possible (ex. : optimisation de la maintenance prédictive). Le seul moyen d'obtenir une connaissance précise des paramètres moteurs est de les demander directement au constructeur des machines asynchrones ou de les déterminer à partir de méthodes calculatoires et complexes. Ce sont ces approches computationnelles qui nous intéressent dans ce projet de recherche.

Ainsi, nous retrouvons dans la littérature deux principaux axes de recherche dans l'identification des paramètres du moteur à induction. La première est définie comme une méthode « *off-line* » (identification par mesure directe, exploitation d'algorithmes d'optimisation) [75-78] et la seconde est appelée « *on-line* » (estimation à partir d'observateur, de filtre de Kalman) [79-81].

2.3.1 ÉTAT DE L'ART GÉNÉRAL

Il existe un nombre important de travaux qui traite de l'identification de paramètres de la machine asynchrone. Comme brièvement énoncé précédemment, deux axes majeurs de recherche peuvent être trouvés dans la littérature scientifique.

Le premier axe de recherche est basé sur des méthodes « *off-line* » qui peuvent se décomposer en deux approches principales. En effet, il y a les méthodes de mesure [75, 76, 82] et les procédures d'identification utilisant les algorithmes d'optimisation [77, 78, 83, 84]. Les méthodes de mesure [75] consistent à effectuer une série d'acquisitions de grandeur (courants, flux, vitesse,...) en bloquant le rotor et en appliquant aucune force résistive. L'inconvénient principal de cette approche est l'effort important qu'elle nécessite en termes d'équipement (capteur de courant, de flux,...) et de main-d'œuvre. Néanmoins, il existe aujourd'hui des évolutions de cette méthode qui automatisent au maximum la procédure d'identification des paramètres évitant au maximum l'exploitation des opérateurs, mais les équipements de mesure sont toujours nécessaires [76]. De l'autre côté, plusieurs travaux reposent sur l'utilisation d'algorithmes d'optimisation comme les algorithmes génétiques [84, 85], les algorithmes d'optimisation par essaims particulaires [86], les algorithmes

d'optimisation basés sur l'analyse de fonction [83], et récemment l'algorithme d'optimisation qui simule le comportement du phénomène de recuit [78]. Bien que le nombre d'inconvénients puisse paraître important dans cette sous-catégorie d'estimation des paramètres de la machine à induction, des solutions existent. En effet, ce sont des méthodes dites itératives qui nécessitent un temps d'identification souvent long. Cependant, aujourd'hui, le parallélisme computationnel peut être réalisé ce qui permet de gagner du temps. De plus, les algorithmes évolutionnaires comparés aux algorithmes d'analyse numérique ont l'avantage d'éviter les minimums locaux et sont définis par la communauté scientifique comme de puissants outils pour l'optimisation globale des systèmes. Pour finir, la littérature possède quelques zones d'ombres concernant les conditions des tests qui ont été effectués comme la définition des valeurs limites de l'espace de recherche. Par conséquent, l'efficacité dans l'estimation des paramètres de la machine asynchrone n'a pas été totalement démontrée et une investigation plus sérieuse doit être réalisée.

La seconde famille de travaux montre des approches traitant l'identification des paramètres du moteur à induction avec des techniques « *on-line* » comme l'algorithme des moindres carrés récursif (RLS) [79, 87], l'observateur de Luenberger étendu [88], ou le filtre de Kalman étendu [80, 81]. Ces méthodes sont utilisées afin de réestimer les paramètres de la machine asynchrone pendant son exploitation. En effet, sous certaines contraintes (ex : température, électrique), les valeurs des paramètres peuvent varier. Toutes les méthodes trouvées dans la littérature montrent de bons résultats dans la réestimation des paramètres moteurs, mais ne permettent pas d'estimer les valeurs des paramètres. De plus, il y a plusieurs inconvénients avec ces méthodes comme la

sensibilité au bruit, les erreurs de mesures, et requièrent une capacité computationnelle et une mémoire importantes [89] pour le fonctionnement temps réel.

Ainsi, au vu de l'état de l'art dans le domaine de l'identification des paramètres de la machine asynchrone et de nos objectifs de recherche, nous allons développer l'approche qui semble être la plus prometteuse, et qui peut nous servir dans la suite des futurs travaux (ex : optimisation de la détection des défauts moteurs, optimisation de la commande de la machine pour allonger la durée de vie de celle-ci), c'est-à-dire les algorithmes génétiques.

2.3.2 ALGORITHMES D'OPTIMISATION

L'optimisation d'un système industriel (ex : roll-to-roll, éolienne, machine-outil) peut être réalisée à l'aide d'algorithmes d'optimisation qui permettent de chercher les paramètres optimaux maximisant ou minimisant la ou les fonctions (appelées « *fonctions objectives* ») qui définissent le système. Ces paramètres sont appelés « *variables objectives* » et représentent une solution. Cependant, il existe un ensemble de solutions liées à un problème que nous notons S . Cet ensemble de solutions S définit l'espace de solutions (également appelé l'espace de recherche). Cet espace de recherche peut être défini par des paramètres réels, complexes, discrets, continus ou encore par d'autres définitions mathématiques des variables. Cependant, la grande majorité des problèmes auxquels nous devons faire face sont définis par des paramètres continus et réels.

Décrivons, mathématiquement, le principe d'optimisation (cas de la maximisation) d'une fonction $f([X])$ où $[X]$ représente le vecteur contenant les variables objectives telles que $[X] = [x_1, x_2, \dots, x_n]$. La fonction $f([X])$ appelée la fonction objective (« *fonction de qualité* », « *fitness function* » ou « *cost function* ») permet de mesurer la qualité (ou le « score ») d'une solution $[X]$. La solution optimale que nous notons $[X^*]$ possède un meilleur score que toutes les autres solutions admissibles $[X]$ appartenant à l'espace de solution S . Cette condition (valable uniquement pour les problèmes mono-objectifs) donnée par (2.3.1) est la définition même de la solution optimale de la fonction $f([X])$.

$$f([X^*]) > f([X]), \forall [X] \in S \subseteq \mathbb{R}^n. \quad (2.3.1)$$

Afin de résoudre les problèmes d'optimisation, nous avons recours à des algorithmes d'optimisation qui permettent de rechercher la solution optimale. Il existe un nombre important d'algorithmes reposant sur plusieurs concepts différents. En effet, nous retrouvons plusieurs familles d'algorithmes qui sont illustrées à la Figure 2.36. La classification des familles d'algorithmes donnée à la Figure 2.36 n'est pas absolue, car il en existe d'autres.

La classification des algorithmes d'optimisation se divise en deux grandes familles que sont les méthodes déterministes et les méthodes stochastiques. En effet, les méthodes déterministes reposent sur des bases calculatoires (ex : de trajectoire) afin de trouver la solution aux problèmes d'optimisation, alors que les méthodes stochastiques sont basées sur des distributions aléatoires de solutions afin de réaliser une optimisation à partir d'une population de solutions.

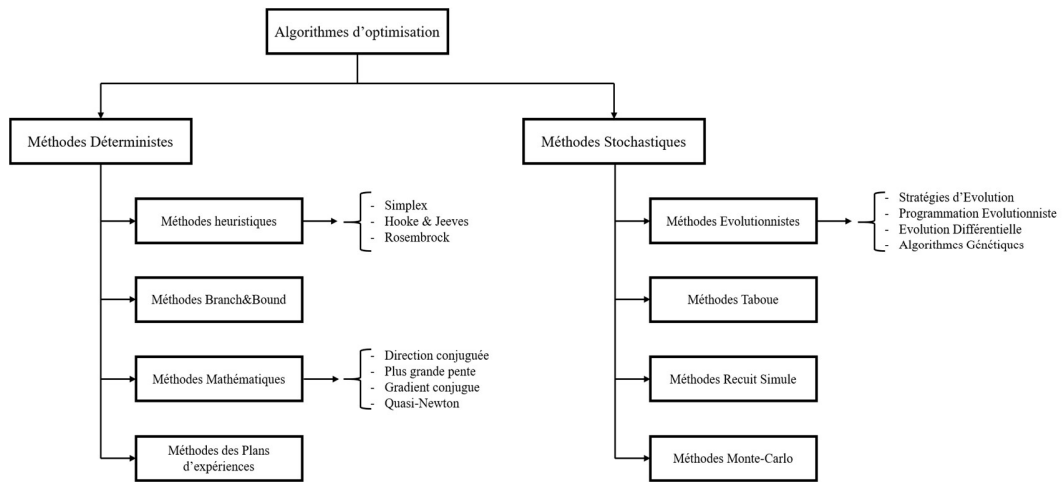


Figure 2.36 – Classification des algorithmes d'optimisation par familles

L'ensemble des algorithmes listés à la Figure 2.36 possède des critères d'appréciation en fonction de la nature (ex : linéaire, non linéaire, dérivative) du problème à optimiser. Ces caractéristiques peuvent constituer un autre critère de classification des algorithmes. Ainsi, ayant l'objectif de trouver l'optimum global, nous nous tournons vers les méthodes d'optimisation stochastiques qui permettent d'éviter au maximum les optimums locaux. En effet, la grande majorité des méthodes déterministes sont de puissants algorithmes d'optimisation locale. Dans ce projet de recherche, nous choisirons plus particulièrement de développer les algorithmes génétiques qui connaissent, depuis les dernières années, un grand succès dans leur utilisation. Ce choix est également guidé par l'efficacité démontrée des algorithmes génétiques dans les problèmes mono et multi-objectifs et du large panel d'algorithmes proposés dans la littérature qui permettront une investigation plus étendue afin d'arriver à identifier les paramètres de la machine asynchrone le plus efficacement possible.

2.3.3 LES ALGORITHMES GÉNÉTIQUES

Les algorithmes génétiques sont des heuristiques (ou métaheuristiques) fortement utilisés dans la résolution des problèmes d'optimisation. Ce sont des méthodes stochastiques qui s'inspirent du processus de l'évolution naturelle biologique décrit par Darwin [90]. Ils ont été développés informatiquement pour la première fois par John Holland en 1973 [91], et popularisés à travers les travaux de David Goldberg en 1989 [92] et grâce à la puissance computationnelle des ordinateurs permettant leurs exploitations. Depuis, un nombre important de travaux ont permis de concevoir des algorithmes génétiques plus évolués et plus efficaces comme le célèbre *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II* (NSGA II) développé par Deb *et al.* [22] qui permet de gérer les problèmes multi-objectifs définis par un ensemble de fonctions objectives à optimiser. Ces algorithmes appartiennent à la classe des algorithmes évolutionnaires qui sont utilisés pour trouver des solutions approximées d'optimisation à des problèmes complexes quand la solution exacte ne peut être calculée par les méthodes classiques (ex. : Newton-Raphson, Gradient conjugué) basées sur la détermination de fonction dérivée [93, 94]. De plus, les algorithmes génétiques sont de puissantes méthodes d'optimisation globale, c'est-à-dire que par leur propriété stochastique et leur notion de population, ils évitent de tomber dans un minimum local.

Le processus classique de fonctionnement des algorithmes génétiques repose sur trois principales étapes que sont l'évaluation, la sélection et la reproduction. La Figure 2.37 illustre le processus de fonctionnement d'un algorithme génétique.

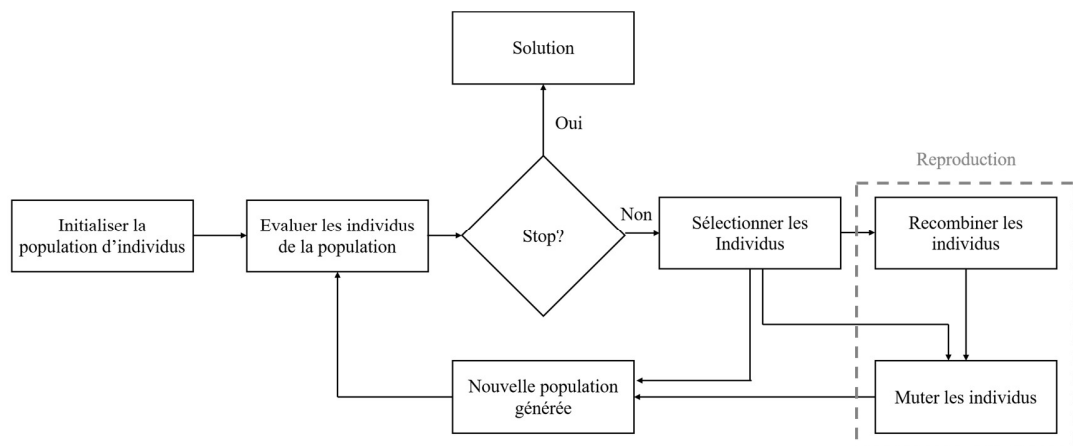


Figure 2.37 – Processus de fonctionnement d'un algorithme génétique

Afin d'expliquer les différentes étapes, nous allons introduire le vocabulaire essentiel à la compréhension des algorithmes génétiques.

Variable : Le terme variable aussi connu sous le nom de gène (ou de variable objective) est une des valeurs de l'individu quand celui-ci en possède plusieurs. En général, nous les notons x_i et constitue un vecteur tel que $[x_1, x_2, \dots, x_n]$. Elles appartiennent à l'espace de solution S de n dimension. Dans le cas de valeurs réelles $x_i \in S \subseteq \mathbb{R}^n$.

Individu : Un individu appelé également chromosome est une solution de l'espace de recherche S constituant la population. Le chromosome est constitué de n gènes (ou variables) et peut être noté comme suit $[X] = [x_1, x_2, \dots, x_n]$. Ainsi, $[X] \in S \subseteq \mathbb{R}^n$.

Population : Le terme population désigne un ensemble constitué de N solutions $[X]$ qui sont générées aléatoirement à partir des différentes contraintes $g_i([X])$ définissant les limites de l'espace de recherche S . La population peut être notée mathématiquement par $P = \{[X_1], [X_2], \dots, [X_N]\}$. Nous avons une nouvelle population P de N individus à chaque génération.

Génération : Une génération peut être définie comme l'état à un instant t (ou itération i) d'une population P . De plus, lors du processus d'optimisation, il y a un nombre fixe ou non (selon le critère d'arrêt choisi du mécanisme de maximisation ou de minimisation) de générations. Ainsi, les notations P_t et P_{t+1} correspondent respectivement à l'état de la population à la génération t et à la génération $t + 1$.

Grâce aux différents termes définis ci-dessus, il nous est maintenant possible de décrire le processus de fonctionnement des algorithmes génétiques.

Initialisation

La phase d'initialisation correspond à la création aléatoire de N individus $[X]$ (sous les contraintes $g_i([X])$) qui constituent la population P à la génération 0 du mécanisme d'optimisation par algorithme génétique. Cette population est notée P_0 .

Évaluation

L'étape de l'évaluation de la population P_0 est définie par le calcul du score y pour les N individus grâce à la fonction objective $f([X])$. En d'autres termes, les valeurs x_i avec $i = 1, 2, \dots, n$, et telles que $[X] = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, correspondent aux entrées (variables) de la fonction de coût préalablement choisie par l'utilisateur et sa sortie y (généralement une valeur) mesure la performance de l'individu $[X]$ par rapport au problème d'optimisation.

Sélection

La phase de sélection intervient après que les individus (appelés *Parents*) de la population P_0 ont été affectés d'un score y à partir de l'évaluation de la fonction

objective $f([X])$. Cette étape est nécessaire pour la phase suivante de reproduction (composée des sous-phases de croisement et de mutation) d'individus (appelés *Enfants*) à partir des *Parents* qui ont été sélectionnés. Le processus de sélection désigné également par l'expression *sélection d'accouplement* repose sur le mécanisme de sélection naturelle et le principe par Darwin « *survie du plus fort* ». En d'autres termes, seuls les individus les plus forts ont une chance de survivre. À partir de cette notion, il a été développé plusieurs stratégies de sélection comme la méthode de la roulette (*Roulette Wheel Selection – RWS* ou *Proportionnal Selection*), la sélection par rang (*rank selection*) qui procède de la même manière qu'un changement d'échelle afin de redistribuer les proportionnalités des individus, la sélection par tournoi (*tournament selection*), l'élitisme (*elitism*) [95] et d'autres encore un peu moins connues [96]. Ces méthodes de sélection permettent de remplir la population d'individus sélectionnés (*mating pool*) que nous notons P_{s_0} par un nombre d'individus préalablement fixé par l'utilisateur. L'ensemble de ces méthodes de sélection permet de modifier l'exploration des solutions pour les étapes suivantes en augmentant ou en diminuant la pression de sélection des individus les plus forts.

Reproduction

Le processus de reproduction est destiné à choisir aléatoirement, parmi la population d'individus sélectionnés P_{s_0} , deux individus (possibilité de reproduction avec plus de deux *Parents*) pour lui faire subir une recombinaison (*crossover*) et une mutation selon une probabilité de recombinaison et une probabilité de mutation. Il en résulte généralement deux nouveaux individus que nous appelons *Enfants* (*Offsprings*). Cette opération est répétée jusqu'à ce qu'une nouvelle population P de N individus

soit générée. La nouvelle population résultante est associée à la génération 1 que nous notons P_1 . Les mécanismes de recombinaison et de mutation ont également été très étudiés, et plusieurs stratégies d'opération ont été mises en place.

Recombinaison

Le processus de recombinaison, également appelé « *crossover* », repose sur le mécanisme de reproduction naturelle entre deux *Parents*. En effet, selon le processus naturel de reproduction, certains gènes du parent 1 et du parent 2 se retrouvent dans le chromosome de l'enfant. Les opérations de recombinaison existantes dans les algorithmes génétiques imitent ce mécanisme. Les différentes approches de « *crossover* » que nous retrouvons dans le large spectre de la littérature à ce sujet peuvent être séparées en deux catégories distinctes. La première catégorie regroupe les opérations de recombinaison utilisées généralement pour les données codées en binaire comme « *single-point crossover* », « *two-point crossover* » ou encore « *uniform crossover* » [96]. La seconde rassemble les mécanismes de recombinaison pour les données réelles. Nous retrouvons les méthodes de l'« *arithmetic crossover* » [97], du « *blend- α crossover* » [98], ou encore du « *Simulated Binary crossover (SBX)* » [99]. Dans la majorité des opérations de recombinaison, il est sélectionné deux *Parents* afin de créer deux *Enfants*. Certaines opérations comme le « *simplex crossover* » [100] permettent de sélectionner plus de deux *Parents*.

Mutation

Le mécanisme de mutation est généralement composé d'une probabilité très faible de l'ordre de 0.01. En effet, les mutations naturelles d'un individu se réalisent au

travers de plusieurs générations afin de s'adapter à son environnement de vie. Les opérations qui essaient d'imiter ce processus particulier sont la mutation uniforme (« *uniform mutation* »), la mutation de frontière (« *boundary mutation* ») [96], ou encore la mutation polynomiale (« *polynomiale mutation* ») [101].

Puis, la nouvelle population P_1 constituée de N individus *Enfants* est à son tour évaluée et deviennent les *Parents* pendant l'étape de sélection, et une nouvelle population P_{t+1} d'individus *Enfants* est générée grâce à l'étape de reproduction. Le processus de l'algorithme génétique réitère les étapes d'évaluation, de sélection et de reproduction jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit rencontré. L'utilisateur peut définir plusieurs critères d'arrêts comme le nombre de générations maximal ou une valeur de la fonction objective à atteindre que nous rencontrons couramment dans la littérature. D'autres critères moins courants existent comme la valeur en pourcentage de la diversité des individus de la population.

L'ensemble des brèves explications données constitue le fonctionnement classique d'un algorithme génétique mono-objectif. Cependant, dans la vie courante, les chercheurs travaillent très rarement sur des problèmes où une seule fonction objective doit être optimisée. Dans la généralité des cas, les problèmes sont multi-objectifs, et nous allons présenter dans la sous-section suivante les algorithmes génétiques multi-objectifs pour la résolution des problèmes à plusieurs fonctions à optimiser.

2.3.4 LES ALGORITHMES GÉNÉTIQUES MULTI-OBJECTIFS

Les problèmes d'optimisation multi-objectifs, également appelés les problèmes d'optimisation multicritère, sont définis par un ensemble de M fonctions de coût qui doit être optimisé par les solutions approximées après un nombre d'itérations. Néanmoins, dans ce cas d'étude, il n'existe pas une seule solution optimale, mais un ensemble de solutions noté $S_E \in S \subseteq \mathbb{R}^n$. Comme pour le cas des algorithmes génétiques mono-objectifs, les algorithmes génétiques multi-objectifs recherchent des variables qui optimisent l'ensemble des fonctions $F([X])$ appartenant au domaine $P \subseteq \mathbb{R}^M$ exprimées telles que :

$$F([X]) = \{f_1([X]), f_2([X]), \dots, f_M([X])\}, \quad (2.3.2)$$

où $[X] = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ est le vecteur des variables objectives admissibles appartenant à l'espace de solutions S défini par $S \subseteq \mathbb{R}^n$, n et M représentent respectivement le nombre de variables objectives et le nombre d'objectifs à optimiser.

De plus, l'ensemble des paramètres doit satisfaire les fonctions de contraintes (d'égalité et d'inégalité) $g_i([X])$ définissant la région viable avec toutes les solutions admissibles. Ces possibles fonctions de contraintes sont données par (2.3.3) et (2.3.4). La Figure 2.38 montre les régions viables d'une optimisation de deux fonctions objectives notées f_1 et f_2 avec $F([X]) \in P \subseteq \mathbb{R}^2$ à partir de deux variables objectives x_1 et x_2 telles que $[X] = [x_1, x_2] \in S \subseteq \mathbb{R}^2$.

$$G([X]) = \{g_1(x_1), g_2(x_2), \dots, g_n(x_n)\}, \quad (2.3.3)$$

avec

$$g_i(x_i) \rightarrow \begin{cases} L_{inf_i} \leq x_i \leq L_{sup_i} \\ \text{ou} \\ x_j < x_i \\ \dots \end{cases}, \quad (2.3.4)$$

où i représente l'index de la variable objective avec $i = 1, 2, \dots, n$, $g_i(x_i)$ dénote le système de fonctions de contraintes de la variable de décision i qui peuvent être de plusieurs natures différentes, L_{inf_i} et L_{sup_i} sont respectivement la limite inférieure et supérieure (en termes de valeur) que peut prendre x_i , et x_j représente la valeur de la variable j .

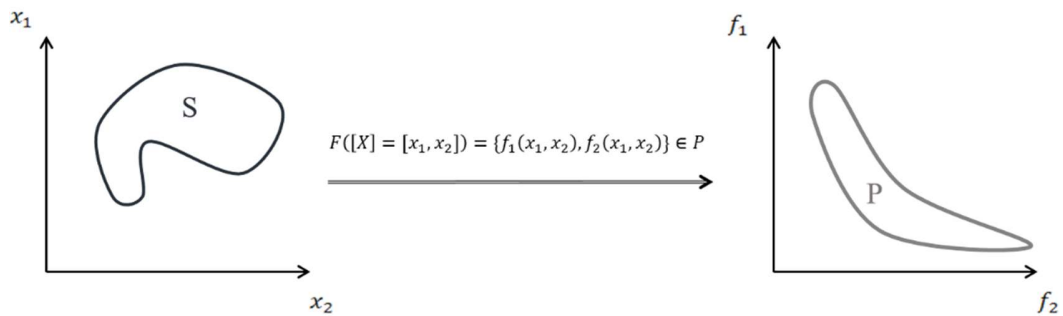


Figure 2.38 – Illustration de l'ensemble S des variables objectives pour lequel il existe un ensemble P de solutions f_1 et f_2

Il existe pour certains problèmes d'optimisation multicritère une solution optimale (idéale) pour chacune des fonctions objectives qu'il est possible d'appliquer. Ceci revient à réaliser une optimisation mono-objectif de chaque critère. Cependant, dans la majorité des cas, cela n'est pas possible et, par conséquent, nous devons réaliser un compromis. Nous devons choisir une solution qui satisfait l'ensemble des objectifs selon des spécifications de conception (étude). Pour cela, la grande majorité des problèmes d'optimisation multicritère repose sur la définition de Pareto [102]. Les notions liées à Pareto, dans un problème d'optimisation multicritère, permettent de définir les solutions optimales (solutions optimales de Pareto) qui constituent le front

de Pareto, illustré à la Figure 2.39 (cas d'une minimisation de l'ensemble des objectifs), en utilisant les principes de solutions dites dominantes et dominées.

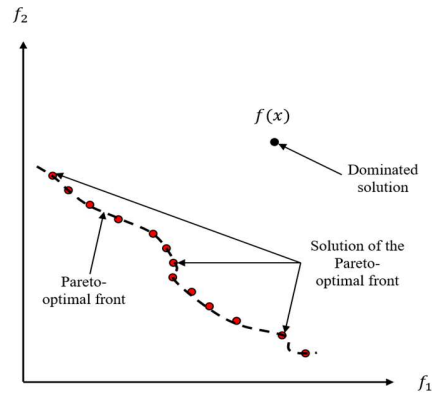


Figure 2.39 – Illustration du front de Pareto des solutions dominantes et d'une solution dominée par les autres solutions pour une optimisation bi-objectifs

Mathématiquement, nous pouvons décrire les notions de solutions dominantes et dominées au sens de Pareto avec les quatre définitions suivantes :

Définition 1 : Soient deux vecteurs, notés $[X_1]$ et $[X_2]$, appartenant à l'espace de solutions $S \subseteq \mathbb{R}^n$. $[X_1]$ est qualifié de solution dominante et $[X_2]$ de solution dominée au sens de Pareto si et seulement si :

$$[X_1] < [X_2] \quad (2.3.5)$$

En d'autres termes, $[X_1]$ domine $[X_2]$ si :

$$\forall x_{1_i} \in [X_1] \text{ et } \forall x_{2_i} \in [X_2], f_j(x_{1_i}) \leq f_j(x_{2_i}), \text{ avec } i = 1, 2, \dots, n \text{ et } j = 1, 2, \dots, M \quad (2.3.6)$$

avec au moins un objectif j tel que :

$$f_j(x_{1_i}) < f_j(x_{2_i}). \quad (2.3.7)$$

Définition 2: Un vecteur de décision $[X^*]$ est une solution optimale de Pareto s'il n'existe aucune autre solution $[X]$ telle que :

$$[X] < [X^*]. \quad (2.3.8)$$

Définition 3: L'ensemble de Pareto, noté PS , est défini comme suit:

$$PS = \{[X] \in S \mid [X] \text{ est une solution optimale de Pareto}\}. \quad (2.3.9)$$

Définition 4: Le front de Pareto, noté PF , est défini comme suit :

$$PF = \{F([X]) \in \mathbb{R}^M, \mid [X] \in PS\}. \quad (2.3.10)$$

L'ensemble des solutions qui constituent les solutions optimales de Pareto PS sont non comparables et ne se dominent pas entre elles. La Figure 2.40 illustre la zone dominante, dominée et les zones non comparables pour un problème bi-objectifs.

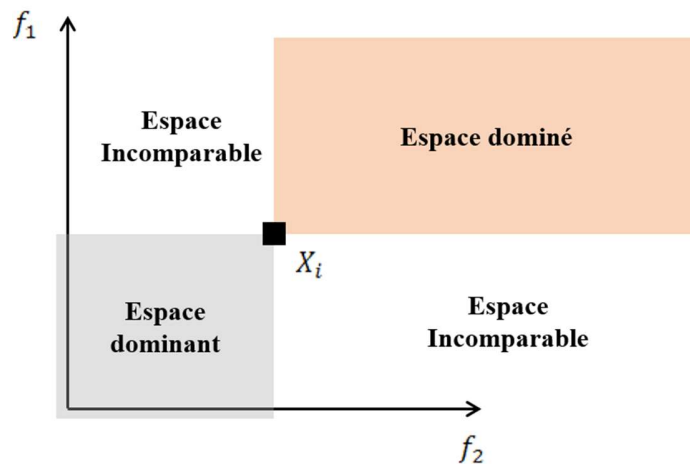


Figure 2.40 – Répartition des espaces (dominant, dominé, incomparable) d'un problème bi-objectifs

Mathématiquement, cela se décrit telle que suit.

Nous avons deux vecteurs notés $[X_1]$ et $[X_2]$ appartenant à l'espace de solutions $S \subseteq \mathbb{R}^n$. $[X_1]$ ne domine pas $[X_2]$ et vice versa si et seulement si :

$$\forall x_{1_i} \in [X_1] \text{ et } \forall x_{2_i} \in [X_2], f_j(x_{1_i}) \leq f_j(x_{2_i}), \text{ avec } i = 1, 2, \dots, n \text{ et } j = 1, 2, \dots, M \quad (2.3.11)$$

avec au moins un objectif j tel que :

$$f_j(x_{1_i}) > f_j(x_{2_i}). \quad (2.3.12)$$

Afin de résoudre ces problèmes d'optimisation multicritère, nous pouvons utiliser les algorithmes évolutionnaires multi-objectifs, et plus particulièrement, les algorithmes génétiques multi-objectifs. Pendant les dernières décennies, ces algorithmes ont connu beaucoup de succès et de nombreuses versions ont été développées. Nous avons le NSGA [103] et sa version améliorée, le NSGA II développé par Deb *et al.* [22] (voir Annexe V), le SPEA II conçu par Zitzler et Thiel [101] (voir Annexe V), le PESA II de Corne *et al.* [104], ou encore, le MOGA II de Poloni [105]. Bien évidemment, il existe encore d'autres versions d'algorithmes évolutionnaires dédiés aux problèmes multicritères.

L'Annexe V décrit deux des algorithmes les plus connus et utilisés (accessibles par le logiciel Mode Frontier) que sont le SPEA II et le NSGA II.

2.3.5 CONCLUSION

Nous avons vu dans cette section un bref aperçu des méthodes d'identification de la machine asynchrone par l'approche des algorithmes génétiques. Un grand nombre

de recherches [86, 106, 107] repose sur la notion d'optimisation mono-objective ce qui constitue une limite dans l'identification des paramètres moteurs. De plus, énoncé dans l'état de l'art de cette section, une zone d'ombre existe quant aux conditions définies pour limiter l'espace de recherche des solutions. Par conséquent, les différents résultats présentés dans les différents travaux doivent être réaffirmés. Ainsi, nous réaliserons l'identification des paramètres de la machine asynchrone à l'aide d'algorithmes génétiques multi-objectifs comme le récent θ -NSGA III, développé par Yuan *et al.* [108], et à l'aide du principe de la boîte noire.

2.4 TRAITEMENTS DES SIGNAUX ET EXTRACTION DES CARACTÉRISTIQUES

Énoncé dans la mise en contexte de ce projet de recherche, l'objectif est de détecter au plus tôt (notion de prévention) les anomalies du moteur à induction. Pour sa réalisation, la méthode d'identification (reconnaissance) d'un phénomène (activité) repose sur les caractéristiques extraites des défauts de la machine asynchrone présentés dans la Section 2.2. Afin d'extraire les caractéristiques (informations utiles) d'un défaut moteur, nous devons utiliser des outils de traitement des signaux. Pour ce faire, nous avons recours au « *monitoring* » (observation des grandeurs physiques et extraction des caractéristiques) des appareils, réalisé grâce à l'exploitation de capteurs, qui fournissent à l'utilisateur des informations contenues dans un signal échantillonné.

Nous allons présenter, dans cette section, les principaux outils de traitements des signaux que nous retrouvons dans la littérature liés au domaine de la détection des défauts de la machine asynchrone.

Depuis quelques décennies, un nombre important de travaux ont été réalisés dans le domaine du diagnostic des défauts moteurs. De ces recherches, trois principales tendances s'en dégagent. La première tendance est basée sur des informations fréquentielles extraites (voir Section 2.4.2) à partir d'outils comme la transformée de Fourier rapide (*Fast Fourier Transform – FFT*) [36, 109-111], la transformée de Fourier à court terme (*Short Time Fourier Transform – STFT*) [112-114] ou encore la transformée en ondelettes continue (*Continuous Wavelet Transform – CWT*) [115, 116]. La seconde tendance que nous pouvons retrouver dans la littérature repose sur l'exploitation de l'énergie contenue dans le signal. Afin de réaliser ceci, les chercheurs ont souvent recours aux méthodes de la décomposition en ondelettes (*Wavelet Decomposition*) [117-120] ou la décomposition en paquet d'ondelettes (*Wavelet Packet Decomposition – WPD*) [118]. Pour finir, la dernière tendance de recherche s'appuie sur l'exploitation de la forme des courants avec principalement les vecteurs de Park [121, 122] et les enveloppes des courants [123]. Nous verrons également que certains travaux fusionnent deux des trois tendances de recherche citées ci-dessus comme les vecteurs de Park étendus [124].

Évidemment, il existe encore d'autres méthodes de traitement des signaux ou d'extraction de caractéristiques moins communes comme le courant de composante inverse [82], la méthode de la covariance maximale [125], l'impédance de composante inverse [126] ou encore du glissement entre les phases [127, 128]. Cependant, notre

stratégie de recherche se reposant sur un type de modèles mathématiques particuliers des défauts de la machine asynchrone (aucune utilisation de grandeurs complexes) présentés dans la Section 2.2 ne nous permet pas d'utiliser ces méthodes, mais n'affecte en rien l'objectif qui correspond à la reconnaissance des défauts.

Cette section est organisée comme suit : la sous-section 2.4.1 présentera les techniques liées à l'approche spectrale dans le diagnostic des défauts moteurs. Nous décrirons d'abord les caractéristiques fréquentielles des différentes anomalies de la machine asynchrone présentées dans la Section 2.2, puis les outils de traitements des signaux qui permettent de les extraire. La sous-section 2.4.2 donnera une description détaillée des outils reposant sur l'extraction d'informations énergétiques liées aux défauts du moteur à induction. Pour finir, la sous-section 2.4.3 développera les méthodes liées à la forme des courants.

2.4.1 L'APPROCHE FRÉQUENTIELLE

L'approche fréquentielle dans la détection des défauts de la machine asynchrone est la méthode la plus répandue dans la communauté scientifique. En effet, le *Motor Signature Currents Analysis (MSCA)* est, à notre connaissance, la plus ancienne des méthodes qui a été mise en place dans ce domaine. Ainsi, un nombre important de travaux ont été réalisés à l'aide de l'approche spectrale et les caractéristiques fréquentielles des différents défauts sont très bien connues. La description spectrale des défauts de la machine asynchrone repose sur des fréquences spécifiques.

CARACTÉRISTIQUES FRÉQUENTIELLES DES DÉFAUTS DE LA MACHINE ASYNCHRONE

Dans des conditions normales (sans défauts) d'exploitation de la machine asynchrone, les représentations spectrales des courants statoriques et rotoriques sont décrites par des fréquences à f et sf , où f dénotent la fréquence d'alimentation et s correspond au glissement du moteur à induction. Ces représentations spectrales se retrouvent modifiées quand une anomalie (défaut statorique, défauts rotoriques,...) apparaît. En effet, chacun des défauts possède une signature spectrale qui lui est propre.

FRÉQUENCES CARACTÉRISTIQUES DES DÉFAUTS DE COURT-CIRCUIT

Selon plusieurs études [110, 129], les harmoniques de fréquences des courants statoriques liées au défaut de court-circuit peuvent être exprimées par l'équation (2.4.1). Néanmoins, dans notre cas d'étude, nous ne pouvons pas exploiter la relation (2.4.1), car ces fréquences caractéristiques du défaut de court-circuit entre spires sont liées au phénomène de saturation et des effets d'encoches de la machine asynchrone. Aucune de ces deux conditions n'est réunie dans notre modélisation présentée à la Section 2.2.

$$f_{cc} = f \left(\frac{n(1-s)}{p} \pm k \right) \text{ avec } n = 1,2,3, \dots \text{ et } k = 1,3,5, \dots \quad (2.4.1)$$

où f_{cc} représentent les fréquences des harmoniques du court-circuit statorique, f dénote la fréquence d'alimentation de la machine asynchrone, s représente le glissement et p est le nombre de paires de pôles du moteur.

La seule composante fréquentielle que nous pouvons exploiter, dans notre recherche, est la fondamentale reposant sur la fréquence d'alimentation de la machine asynchrone. En effet, les courants du stator possèdent la même période que les tensions d'alimentation. Ainsi, pour une alimentation avec de parfaites sinusoïdes, la seule fréquence existante dans le spectre fréquentiel des courants est celle de la fréquence fondamentale. Pour un fonctionnement de la machine asynchrone alimentée par un onduleur MLI, nous aurons la fondamentale et les harmoniques des tensions. La Figure 2.41 illustre le spectre du courant sur la phase "a" de la machine asynchrone pour un fonctionnement sain et en présence de 50% de court-circuit entre spires sur cette même phase du stator. De plus, cette machine asynchrone a été alimentée par un onduleur MLI avec une porteuse (signal de comparaison) de 1000 Hertz et des signaux de références de 220 Volts d'amplitude et de fréquence 60 Hertz. Les signaux de références (signaux d'entrées) sont comparés à la porteuse triangulaire permettant le changement d'état des transistors de l'onduleur. De plus amples explications sont données à la Section 2.6.4.

Nous observons une augmentation des amplitudes du spectre pour le cas en défaut par rapport au cas sain. De plus, la fondamentale et les harmoniques possèdent également des amplitudes plus élevées que pour la machine asynchrone sans court-circuit entre spires. Ce sont les seules informations exploitables dans le traitement des signaux à caractère fréquentiel pour notre modélisation du défaut de court-circuit au stator. Ainsi, il est peut-être plus préférable d'utiliser d'autres méthodes des traitements des signaux que nous verrons dans les sous-sections 2.4.2 et 2.4.3.

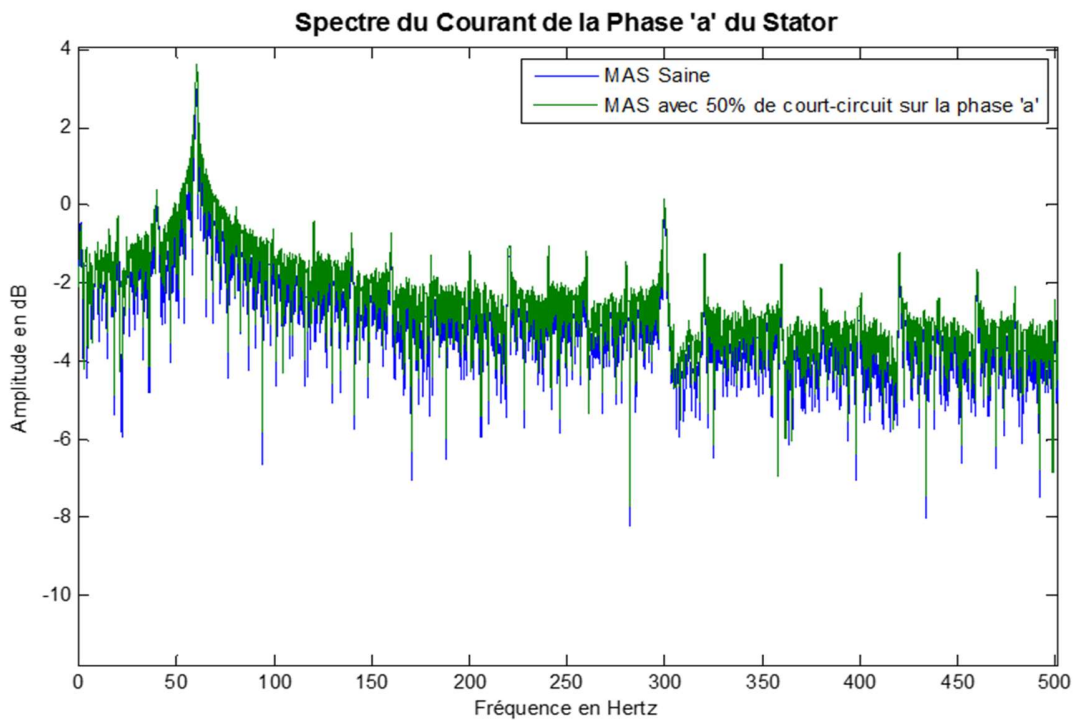


Figure 2.41 – Spectres des courants de la phase "a" du stator pour la machine asynchrone saine et en présence de 50% de court-circuit entre spires sur la même phase du stator

FRÉQUENCES CARACTÉRISTIQUES DES DÉFAUTS ROTORIQUES

Les relations que nous retrouvons le plus souvent dans la littérature [61] afin d'exprimer les composantes fréquentielles liées aux défauts rotoriques sont données par (2.4.2) et (2.4.3).

$$f_{bc_{cs}} = f(1 \pm 2ks) \text{ avec } k = 1,2,3, \dots \quad (2.4.2)$$

$$f_{bc_{cr}} = \pm sf(1 \pm 2s) \text{ avec } k = 1,2,3, \dots \quad (2.4.3)$$

où $f_{bc_{cs}}$ et $f_{bc_{cr}}$ représentent respectivement les fréquences liées aux défauts rotoriques sur les courants du stator et du rotor.

Ces fréquences caractéristiques sont difficilement appréciables compte tenu de l'amplitude des oscillations liée à une rupture de barre du rotor sur les courants du stator. La Figure 2.42 montre le spectre du courant statorique sur la phase "a" en présence de 3 barres rompues. La machine asynchrone est alimentée par un onduleur MLI et entraîne une charge résistive de 10 N·m. De plus, le glissement est égal à $s = 0.0263$.

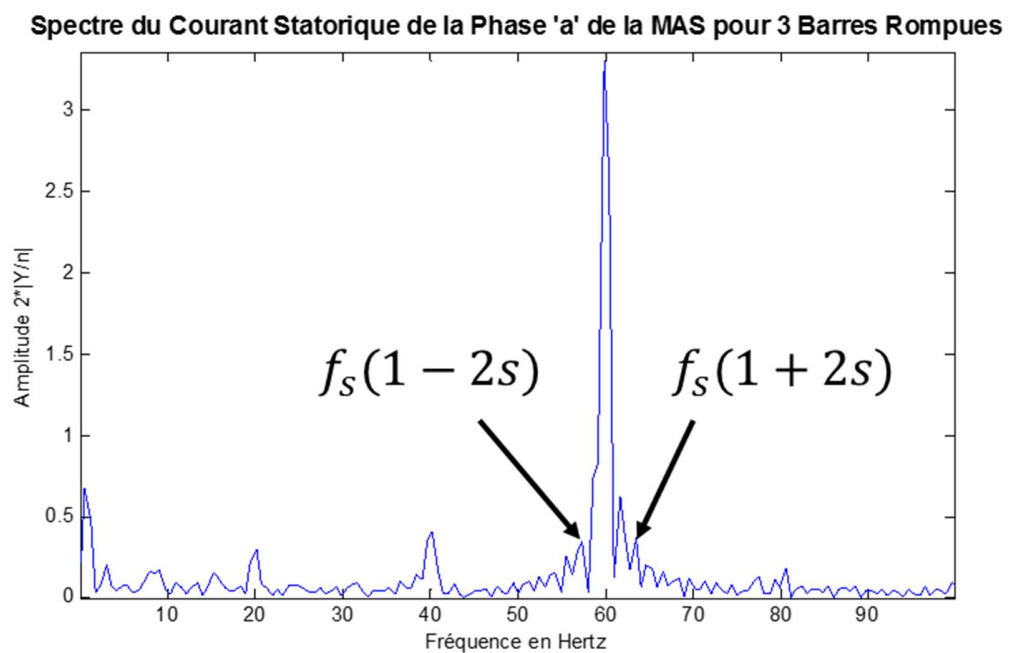


Figure 2.42 – Spectres des courants de la phase "a" du stator pour la machine asynchrone sous les conditions d'un défaut du rotor tel que 3 barres sont rompues

La littérature montre une utilisation des méthodes énergétiques pour le traitement des signaux plus souvent exploitées dans la détection de défaut de barres rompues.

FRÉQUENCES CARACTÉRISTIQUES DES DÉFAUTS
D'EXCENTRICITÉ

Les composantes fréquentielles de la machine asynchrone liées aux défauts d'excentricité statique, dynamique et mixte peuvent s'exprimer par la relation (2.4.4) [130-132]. En effet, celle-ci donne les éléments spectraux qui sont utilisés dans la détection des anomalies d'excentricité de l'entrefer par la méthode MCSA sur les courants statoriques.

$$f_{exc} = f \left((kN_b \pm n_d) \frac{(1-s)}{p} \pm \nu \right) \text{ avec } k = 1,3,5, \dots \quad (2.4.4)$$

où f_{exc} sont les composantes fréquentielles des défauts d'excentricité du rotor par rapport au stator, f est la fréquence fondamentale de l'alimentation, N_b représente le nombre de barres rotoriques, n_d dénote l'ordre de l'excentricité ($n_d = 0$ dans le cas d'une excentricité statique et $n_d = 1,2,3, \dots$ lors de la présence d'une excentricité dynamique), s est le glissement du moteur, p correspond au nombre de paires de pôles, et $\nu = 1,3,5, \dots$ est l'ordre de l'harmonique du stator qui est présent dans l'alimentation contrôlant le moteur.

Nous retrouvons dans différents travaux une autre relation qui exprime certaines composantes fréquentielles liées à ce défaut spécifique. Cette équation néglige les effets d'encoches du stator et du rotor. Par conséquent, l'expression des harmoniques se retrouve simplifiée, et est donnée par (2.4.5) :

$$f_{exc} = |f \pm kf_r| \text{ avec } k = 1,2,3, \dots \quad (2.4.5)$$

où f_r représente la fréquence de rotation du rotor qui est exprimée par (2.4.6):

$$f_r = \frac{(1-s)}{p} f \quad (2.4.6)$$

Dans la Section 2.2, et plus exactement, à la sous-section qui décrit le modèle mathématique des défauts d'excentricité, nous avons également parlé brièvement des défauts d'excentricité causés par le déséquilibre de l'attraction magnétique (*Unbalanced Magnetic Pull (UMP)*). Ces défauts liés aux défauts d'excentricité de l'entrefer peuvent être détectés par l'analyse des vibrations des roulements [132]. En effet, les vibrations des roulements sont directement reliées à la force radiale et aux harmoniques du couple électromagnétique. Par conséquent, les composantes fréquentielles de ces anomalies du moteur sont également exprimées par l'équation (2.4.4) avec $\nu = 0, 2, 4, \dots$.

FRÉQUENCES CARACTÉRISTIQUES DES DÉFAUTS DE ROULEMENT

Énoncé dans la Section 2.2, les défauts de roulement peuvent apparaître sous les contraintes liées à la fatigue du matériau, ou environnementales provoquant des vibrations de la machine. Due à la structure des paliers de roulements, les composantes fréquentielles associées à un bris de cet élément mécanique s'expriment au travers de quatre équations que nous retrouvons dans un nombre important de travaux [133], et qui sont données par (2.4.7) à (2.4.10) :

$$f_{cage} = \frac{1}{2} f_r \left(1 - \frac{D_B \cos(\theta)}{D_p} \right) \quad (2.4.7)$$

$$f_{bext} = \frac{N_b}{2} f_r \left(1 - \frac{D_B \cos(\theta)}{D_p} \right) \quad (2.4.8)$$

$$f_{bint} = \frac{N_b}{2} f_r \left(1 + \frac{D_B \cos(\theta)}{D_p} \right) \quad (2.4.9)$$

$$f_{bf} = \frac{D_p}{2D_B} f_r \left(1 + \frac{D_B^2 \cos^2(\theta)}{D_p^2} \right) \quad (2.4.10)$$

où f_{cage} , f_{bext} , f_{bint} et f_{bf} sont respectivement les composantes fréquentielles des défauts sur la cage, la bague externe, la bague interne et les billes du roulement, f_r est la fréquence de rotation du rotor, N_b dénote le nombre de billes, D_B et D_p représentent le diamètre de la bille et le diamètre primitif de la cage, et θ est l'angle de contact de la bille.

Ces fréquences caractéristiques sont reliées aux vibrations qui n'affectent pas directement les courants statoriques. Cependant, ces vibrations créées un mouvement entre le rotor et le stator entraînant l'apparition de composantes fréquentielles sur les courants du stator exprimées par la relation (2.4.11) :

$$f_{rf} = |f \pm k f_{trf}| \text{ avec } k = 1, 2, 3, \dots \quad (2.4.11)$$

où f_{rf} sont les composantes fréquentielles des défauts de roulement, f correspond à la fréquence d'alimentation et f_{trf} représente la fréquence caractéristique d'un type de défaut de roulement donné par les équations (2.4.7) à (2.4.10).

Le diagnostic de la machine asynchrone en présence de défauts s'effectue à l'aide de ces informations et d'outils qui permettent d'extraire ces caractéristiques.

OUTILS À L'EXTRACTION DES CARACTÉRISTIQUES FRÉQUENTIELLES

Présentées précédemment, les approches fréquentielles sont encore très présentes dans le domaine des détections des défauts de la machine asynchrone. En effet, plusieurs travaux utilisent ces approches afin de construire un vecteur de caractéristiques (extraites à partir des informations décrites dans la section précédente) pour leur classification. Cependant, nous retrouvons également dans de rares cas, des techniques fréquentielles peu utilisées comme l'analyse bispectrale ou l'algorithme de MUSIC (*MUltiple Signal Classification*). Nous allons présenter ces différents outils plus en détail en commençant par la transformée de Fourier.

TRANSFORMÉE DE FOURIER

La transformée de Fourier [134] est un outil commun et peut-être le plus commun dans le traitement des signaux. Il permet d'analyser un signal temporel dans le domaine fréquentiel. En effet, cette transformée réalise la décomposition d'un signal dit « complexe » en une somme de fréquences. En d'autres termes, toutes les fonctions périodiques et stationnaires peuvent être représentées comme une somme de fonctions sinus et cosinus.

Mathématiquement, la transformée de Fourier d'un signal $g(t)$ est définie par la fonction F telle que :

$$\forall f \in \mathbb{R}, F(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(t)e^{-2\pi ift} dt \quad (2.4.12)$$

où F est la transformée de Fourier de la fonction $g(t)$ et peut également être notée $\mathcal{F}[g]$. Sa transformée inverse est notée $\mathcal{F}^{-1}[g]$ et exprimée par :

$$\forall t \in \mathbb{R}, g(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} F(f)e^{2\pi ift} df. \quad (2.4.13)$$

La transformée de Fourier d'un signal $g(t)$ est appelée *Spectre du signal* (ou *Spectrum* en anglais). Cette transformée de Fourier possède des propriétés comme la linéarité ou encore la translation temporelle. Néanmoins, l'objectif de ce document n'est pas d'entrer en profondeur dans les détails mathématiques de la transformée de Fourier.

De plus, la transformée de Fourier est très peu ou quasiment pas utilisée dans le domaine du traitement du signal, puisque nous ne connaissons pas l'expression analytique de la fonction $g(t)$ (ou du signal). Par conséquent, nous aurons besoin de la transformée de Fourier discrète et d'une hypothèse fondamentale nécessaire dans le domaine numérique. L'hypothèse qui doit être vérifiée est la condition de Shannon (ou théorème de Shannon). Nous allons énoncer cette condition avant de décrire la transformée de Fourier discrète.

Théorème de Shannon : *Un signal g réel, avec pour intervalle $[-f_{max}, f_{max}]$ de sa transformée de Fourier entièrement déterminée à partir des valeurs échantillonnées kT_e , avec $0 \leq k < N$, doit répondre aux conditions suivantes:*

$$f_{max} < \frac{1}{2} f_e, \quad (2.4.14)$$

où f_{max} est la fréquence maximale du signal et $f_e = 1/T_e$ représente la fréquence d'échantillonnage de ce signal. En d'autres termes, la fréquence $2f_{max}$ est la fréquence

d'échantillonnage minimale d'un signal continu afin d'éviter toutes pertes d'information (phénomène de repliement). Si cette condition est vérifiée, nous pouvons alors appliquer la transformée de Fourier discrète.

La définition mathématique de la transformée de Fourier discrète (TFD) d'un signal g de N échantillons est :

$$F(k) = \sum_{n=0}^{N-1} g(n)e^{-\frac{2i\pi kn}{N}}, \text{ pour } 0 \leq k < N, \quad (2.4.15)$$

et sa transformée inverse est exprimée par :

$$g(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} F(k)e^{\frac{2i\pi nk}{N}}, \text{ pour } 0 \leq n < N. \quad (2.4.16)$$

Cette transformée permet d'obtenir une représentation discrète du spectre d'un signal. De plus, il est possible d'augmenter la précision de la transformée de Fourier en augmentant le nombre de points, c'est-à-dire, en augmentant la fréquence d'échantillonnage du signal, ou en réalisant une interpolation grâce à la méthode du « *zero-padding* » [135]. Néanmoins, nous n'utiliserons pas cette technique dans le cadre de cette étude.

Pour finir, la transformée de Fourier rapide (TFDR) décrit uniquement le traitement computationnel de celle-ci qui a été introduit par James Cooley et John Tukey en 1965 [136]. Ce processus computationnel permet de passer d'une complexité $O(n^2)$ à $O(n \log(n))$. Aujourd'hui, cet algorithme est implémenté quasiment partout et permet par exemple de réaliser un filtrage avec un filtre à réponse impulsionnelle finie (FIR).

Le principal inconvénient de la transformée de Fourier est sa représentation fréquentielle. En effet, nous ne pouvons alors distinguer l'aspect temporel d'un signal. De plus, les signaux possédant un caractère variable peuvent être influencés par un phénomène de moyennage qui détériore alors la précision en amplitude et fréquentielle de la transformée de Fourier du signal temporel. Afin de réaliser une analyse temps-fréquence d'un signal et de contourner les problèmes de précision, la transformée de Fourier à court terme a été mise en place.

TRANSFORMÉE DE FOURIER À COURT TERME

La transformée de Fourier à court terme (appelée également transformée de Fourier fenêtrée, transformée de Fourier à fenêtre glissante ou *Short-Time Fourier Transform – STFT*) est un outil qui permet de réaliser une analyse du signal en temps-fréquence. Cet outil utilise l'analyse de Fourier vue précédemment sur des intervalles de temps du signal. Cette notion est la définition même de la fenêtre glissante.

Dans le domaine continu, cette transformée peut s'exprimer par :

$$W(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(t)h(t - \tau)e^{-2\pi ift} dt, \quad (2.4.17)$$

où h représente la fonction de la fenêtre et τ est le décalage temporel de celle-ci. Dans le domaine numérique, la transformée de Fourier à fenêtre glissante d'un signal numérique g de N échantillons est donnée par :

$$W(m, f) = \sum_{n=0}^{N-1} g(n)h(n - m)e^{-2\pi ifn}, \quad (2.4.18)$$

où m est le décalage échantillonnal de la fenêtre.

Il existe plusieurs fenêtres et le choix de l'une ou l'autre d'entre elles dépend de la précision que nous voulons apporter à l'analyse du signal. De plus, chacune des fenêtres peut être représentée temporellement et fréquentiellement. Ainsi, dans le domaine temporel, nous aurons une multiplication du signal g avec la fenêtre h , et dans le domaine fréquentiel, nous aurons un produit de convolution entre la transformée de Fourier du signal g et la réponse en fréquence de la fenêtre h . Les fenêtres les plus connues sont :

- la fenêtre de rectangulaire,
- la fenêtre de Blackman,
- la fenêtre de Hamming,
- la fenêtre de Hanning,
- la fenêtre de Kaiser,
- la fenêtre de de Chebyshev,
- la fenêtre de Bartlett.

Il existe encore d'autres fenêtres comme celle de Bartlett-Hann, Bohman, Taylor, triangulaire ou de Tukey.

Encore une fois, cet outil possède des inconvénients. Le principal est l'impossibilité d'obtenir simultanément une bonne résolution temporelle et fréquentielle à cause des relations d'incertitude et de la largeur fixe de cette fenêtre. Cependant, la fenêtre gaussienne permet de minimiser l'encombrement temporel et fréquentiel. La transformée de Fourier à court terme utilisant la fenêtre gaussienne est

aussi connue sous le nom de transformée de Gabor, du nom physicien Denis Gabor. Nous avons également la transformée en ondelettes qui permet de pallier aux inconvénients cités ci-dessus.

L'ANALYSE BISPECTRALE

L'analyse bispectrale est un outil qui appartient à la famille des techniques d'analyse spectrale d'ordre supérieur et permet de rechercher les interactions non linéaires. Elle permet d'obtenir le bispectre représenté par la transformée de Fourier de la triple corrélation (troisième ordre) d'un signal $x(n)$. Celui-ci donne des informations sur les propriétés de non-linéarité qui ne sont pas accessibles par la voie de traitements spectraux classiques. De plus, la précision des résultats de cette analyse est bien supérieure à l'analyse spectrale de puissance (deuxième ordre) en présence de bruit blanc gaussien sur le signal à traiter. L'analyse spectrale du deuxième ordre, également appelé le spectre de puissance (*Power Spectral Density – PSD*), s'exprime telle que :

$$P(f) = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^k X_i(f) X_i^*(f), \quad (2.4.19)$$

où $X(f)$ est la transformée de Fourier et $X^*(f)$ son conjugué d'un signal $x(n)$.

Le bispectre d'un signal [137], très utilisé depuis les années 1980 dans les domaines comme la médecine ou la communication, est en général un nombre complexe qui possède une amplitude et une phase. Plusieurs études pour la détection des défauts de la machine asynchrone ont utilisé cette technique. Il consiste en la transformée de Fourier de la fonction de corrélation du troisième ordre. C'est un ordre de plus que l'analyse spectrale de puissance. Le bispectre se calcule à l'aide de (2.4.20).

Cette méthode mathématique, qui repose sur la transformée de Fourier, examine les relations entre des sinusoides des fréquences primaires f_1 et f_2 , et de la composante de modulation à la fréquence $f_1 + f_2$. Le bispectre est l'équivalent du troisième ordre et fournit des informations de non-linéarité du signal.

$$B(f_1, f_2) = E[X(f_1) \cdot X(f_2) \cdot X^*(f_1 + f_2)]$$

$$= \left| \sum_{i=1}^L X(f_1) \cdot X(f_2) \cdot X^*(f_1 + f_2) \right|, \quad (2.4.20)$$

où $B(f_1, f_2)$ est le bispectre aux fréquences f_1 et f_2 , $X(f_1)$ et $X(f_2)$ représentent respectivement les coefficients de Fourier aux fréquences f_1 et f_2 , $X^*(f_1 + f_2)$ correspond au conjugué complexe de $X(f_1 + f_2)$, et $E[\]$ dénote l'opérateur statistique d'espérance mathématique.

Nous avons également des variantes de l'analyse bispectrale comme la bicohérence qui permet de mesurer les effets de non-linéarité et d'accouplement entre les composantes (signaux). Cette opération réalise une normalisation et donne une valeur comprise entre 0 et 1. Elle est donnée par l'équation (2.4.21) :

$$b^2(f_1, f_2) = \frac{|B(f_1, f_2)|^2}{E[|X(f_1)X(f_2)|^2]E[|X(f_1 + f_2)|^2]}, \quad (2.4.21)$$

Quand les interactions non linéaires parmi les combinaisons de fréquences entre f_1 et f_2 sont importantes, la bicohérence est proche de 1. Dans l'autre cas, elle sera proche de 0.

LA TRANSFORMÉE EN ONDELETTES CONTINUE

La transformée en ondelettes est un outil mathématique de traitement des signaux similaire, mais complémentaire, à la transformée de Fourier à court terme. Le terme *ondelette* fut introduit pour la première fois en 1984 par Jean Morlet [138], qui s'est aperçu de l'insuffisance des informations données par la transformée de Fourier à fenêtre glissante dans l'analyse des signaux sismiques. Cependant, c'est Alfred Haar qui a défini la première ondelette en 1909, appelée *Ondelette de Haar*. Depuis, il existe un nombre important d'ondelettes mères (ou familles d'ondelettes) [139].

Cette transformée permet de décomposer un signal en effectuant une homothétie de l'ondelette. En d'autres termes, nous utilisons une fenêtre glissante avec une longueur pouvant être dilatée ou contractée. Ainsi, l'inconvénient majeur de la fenêtre glissante fixe (résolution temporelle et fréquentielle fixe) pour la transformée de Fourier à court terme n'existe plus dans la transformée en ondelettes. En effet, cette dernière transformée permet d'analyser un signal localement à différentes échelles de temps.

Dans cette section, nous présenterons succinctement les différentes opérations liées aux notions d'ondelettes que nous pouvons réaliser dans l'analyse du signal.

La transformation en ondelettes continue d'une fonction $g(t) \in L^2(\mathbb{R})$ (on dit que $g(t) \in L^2(\mathbb{R})$ si et seulement si $\int_{-\infty}^{\infty} |g(t)|^2 dt$ existe) est mathématiquement définie par l'équation (2.4.21) qui donne les coefficients :

$$c(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(t) \psi_{a,b}^*(t) dt, \quad (2.4.21)$$

où $\psi_{a,b}(t)$ est une fonction obtenue par translation et dilatation de l'ondelette mère Ψ et $\psi_{a,b}^*(t)$ est le conjugué complexe. Cette opération peut être décrite par l'expression (2.4.22) :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad (2.4.22)$$

où $a \in \mathbb{R}_*^+(a > 0)$ représente l'échelle (dilatation) et $b \in \mathbb{R}$ donne la position (translation).

Autre différence majeure, les ondelettes mères ont une intégrale nulle alors les fenêtres utilisées pour la transformée de Fourier à court terme sont d'intégrale non nulle. De plus, l'ondelette doit répondre à un critère d'admissibilité exprimé par (2.4.23) et est défini par $\psi(t) \in L^1(\mathbb{R}) \cap L^2(\mathbb{R})$ (on dit que $g(t) \in L^1(\mathbb{R})$ si et seulement si $\int_{-\infty}^{\infty} |g(t)| dt < +\infty$) :

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\widehat{\Psi}(v)|^2}{|v|} dv < +\infty, \quad (2.4.23)$$

et

$$\|\psi\|_2 = \sqrt{\int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt} = 1. \quad (2.4.24)$$

où $\widehat{\Psi}(v)$ est la transformée de Fourier de Ψ .

De plus, la fonction $\psi(t)$ doit être :

- oscillante,
- d'intégrale nulle,
- de carré intégrable,
- à valeur complexe.

Il existe plusieurs types d'ondelettes mères telles que :

- l'ondelette de Morlet,
- l'ondelette de Haar,
- l'ondelette de Daubechies,
- l'ondelette de Meyer,
- l'ondelette Gaussienne,
- l'ondelette du chapeau mexicain,
- l'ondelette de Shannon.

L'ensemble de ces ondelettes mères possède certaines propriétés comme l'orthogonalité ou la biorthogonalité, qui leur permettent d'être utilisées ou non dans la transformée en ondelettes discrète. Pour de plus amples détails sur la transformée en ondelettes, le lecteur peut consulter les références suivantes [140, 141].

CONCLUSION

Nous avons vu que les analyses spectrales sont des outils très efficaces dans le diagnostic de la machine asynchrone. En effet, grâce aux signatures fréquentielles des différents types de défauts, nous pouvons détecter facilement leurs présences après le traitement des signaux. Cependant, d'autres travaux existent afin d'améliorer cette détection en estimant avec plus ou moins de succès le degré de sévérité des

défectuosités. Les outils utilisés pour cet objectif sont décrits dans les sections 2.4.2 et 2.4.3 qui traitent respectivement des approches énergétiques et des méthodes basées sur les formes des courants afin de reconnaître les défauts de la machine asynchrone.

2.4.2 L'APPROCHE ÉNERGÉTIQUE

La Section 2.4.1 présentait les méthodes d'analyse des signaux basées sur leurs études fréquentielles à l'aide d'outils comme la FFT, la STFT ou encore l'analyse bispectrale. Le principal désavantage de ces approches est qu'elles ne peuvent pas être employées avec précision dans l'estimation des défauts de la machine asynchrone à cause de l'incertitude des données, de la présence de bruit et des phénomènes d'approximation (moyenne). Ainsi, plusieurs recherches ont été menées se reposant sur l'extraction de caractéristiques énergétiques des signaux (ex : courants) issus du moteur. Cette approche repose essentiellement sur la transformée en ondelettes discrète et le principe de décomposition.

LES DÉCOMPOSITIONS EN ONDELETTES

Les deux outils que nous retrouvons principalement dans la littérature afin de détecter, d'estimer et de localiser les anomalies de la machine asynchrone en régime transitoire et permanent sont la décomposition en ondelettes multi-niveaux (*Decomposition Wavelet Transform – DWT*) [114, 142] et la décomposition en paquets d'ondelettes (*Decomposition Wavelet Packet Transform – DWPT*) [143, 144]. Ceux-ci permettent d'analyser et d'extraire les caractéristiques des signaux issus du moteur à

induction, quand celui-ci opère dans un régime transitoire (ex : vitesse variable, couple variable). Cette particularité constitue une force majeure de ces outils.

LA TRANSFORMÉE EN ONDELETTES DISCRÈTE

La transformée en ondelettes discrète (DWT) a été introduite afin de surmonter les problèmes de redondance de la transformée en ondelettes continue (CWT). Elle permet de réduire le temps de calcul de la CWT pour le même résultat. La DWT possède plusieurs implémentations. La plus connue et utilisée aujourd'hui de ces implémentations repose sur l'algorithme en cascade (ou pyramidal) de Mallat [145]. Celui-ci réalise une décomposition du signal avec l'utilisation de deux filtres construits à partir des coefficients d'une des ondelettes mères vue dans la Section 2.4.1. La Figure 2.43 illustre ce processus.

Le processus de décomposition peut s'interpréter comme suit. Le signal $x(n)$ discrétisé que nous voulons traiter à l'aide de la DWT se duplique pour subir un produit de convolution avec un filtre d'ondelettes passe-bas $g(n)$ et passe-haut $h(n)$. Ces filtres sont obtenus grâce aux coefficients de l'ondelette mère choisie. Il en résulte alors deux nouveaux signaux $x'(n)$ et $x''(n)$. Puis, l'échantillonnage de ces deux signaux est divisé par deux grâce à la décimation dyadique pour finalement fournir les deux ensembles de coefficients que nous appelons :

- les coefficients d'approximation notés cA_1 ,
- les coefficients détaillés notés cD_1 .

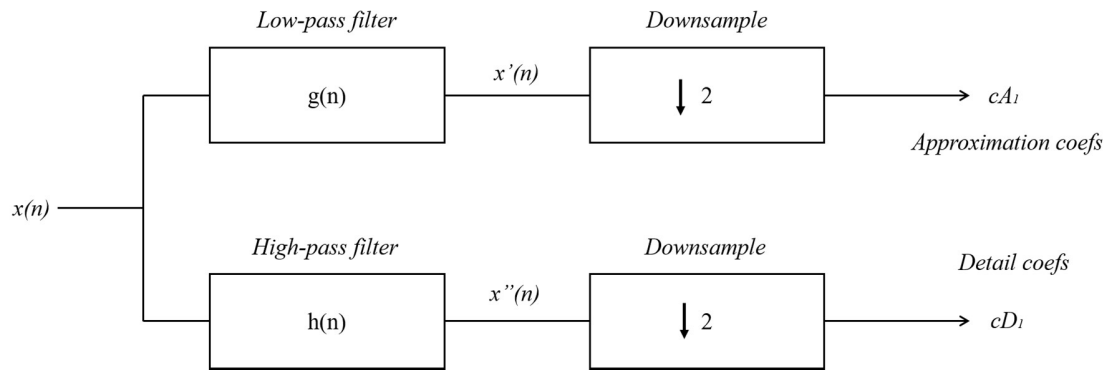


Figure 2.43 - Schéma de principe de la décomposition en ondelettes de premier niveau

Mathématiquement, cela peut se traduire ainsi : nous avons un signal $x(n)$ discrétisé de N points équidistants subissant un produit de convolution avec les filtres passe-bas et passe-haut respectivement donnés par (2.4.25) et (2.4.26) :

$$x'(n) = (x * g)(n) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x(n)g(n - k), \quad (2.4.25)$$

et

$$x''(n) = (x * h)(n) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x(n)h(n - k), \quad (2.4.26)$$

où $g(n)$ et $h(n)$ représentent respectivement les filtres d'impulsion finie passe-bas et passe-haut de longueur $2N$ calculés respectivement grâce aux coefficients de l'ondelette mère subissant les opérations (2.4.27) et (2.4.28) :

$$g(n) = \frac{W}{\|W\|} \quad (2.4.27)$$

et

$$h(n) = (-1)^k g(2N + 1 - k), \text{ avec } k = 1, 2, \dots, 2N \quad (2.4.28)$$

où W représente les coefficients de l'ondelette mère.

LA DÉCOMPOSITION EN ONDELETTES MULTI-NIVEAUX

La décomposition en ondelettes multi-niveaux n'est autre que l'application récursive de la transformée en ondelettes discrètes en utilisant l'algorithme de Mallat. Le processus décrit précédemment est réappliqué successivement sur les coefficients cA_{j-1} obtenus pour le niveau $j - 1$ afin d'obtenir le niveau j souhaité. La Figure 2.44 illustre cette décomposition multi-niveaux. Afin de réaliser une décomposition en ondelettes multi-niveaux adéquate pour un quelconque signal étudié, le nombre de niveaux de décomposition doit être déterminé judicieusement. Pour cela, il existe deux principales relations qui permettent de calculer ce nombre [117, 118]. Les relations (2.4.29) et (2.4.30) montrent les moyens d'obtenir ce nombre. Cependant, il n'a pas été établi laquelle de ces deux relations donne les meilleurs résultats.

$$N_{nd} = \left\lceil \frac{\log(f_e/f)}{\log(2)} \right\rceil, \quad (2.4.29)$$

ou

$$N_{nd} = \left\lceil \frac{\log(f_e/f)}{\log(2)} \right\rceil + 2. \quad (2.4.30)$$

où $\lceil \cdot \rceil$ dénote la fonction partie entière, N_{nd} est le nombre de niveaux de décomposition, f_e représente la fréquence d'échantillonnage du signal x , et f dénote la fréquence d'alimentation de la machine asynchrone.

Il est également important de souligner que plus la décomposition en ondelettes est de niveau important et plus la longueur des coefficients CA_j est petite. En effet, d'un signal g de N échantillons en appliquant des filtres de longueur $2N$, la longueur résultante des coefficients d'approximation de premier niveau est $\frac{N-1}{2} + N$. Puis, CA_1 devient alors le nouveau signal g pour la décomposition en ondelettes de niveau 2 et ainsi de suite.

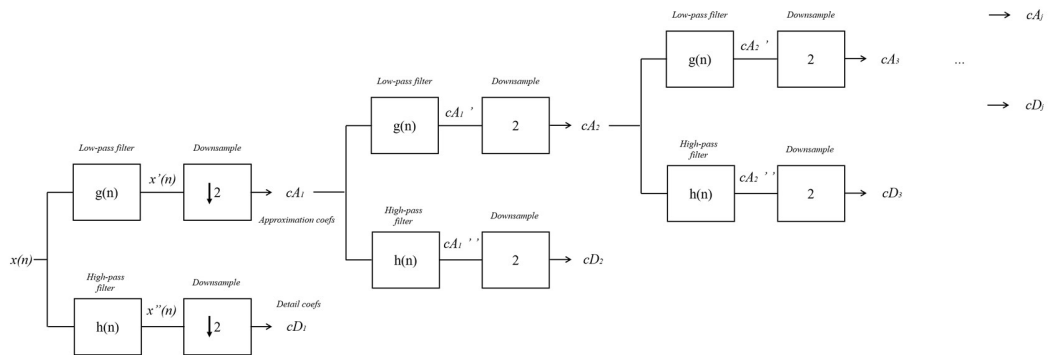


Figure 2.44 - schéma de principe d'une décomposition en ondelettes au niveau j d'un signal $g(t)$

Une fois la décomposition réalisée, nous pouvons récupérer toutes les séries de coefficients détaillés obtenus à chaque niveau de décomposition $j = 1, \dots, N_{nd}$ afin de calculer la valeur propre de l'énergie de chaque bande de fréquence, ce qui permet alors d'estimer le degré de sévérité des anomalies de la machine asynchrone. L'équation (2.4.31) montre comment calculer ces énergies.

$$E_j = \sum_{k=1}^n |cD_j(k)|^2 \quad (2.4.31)$$

où E_j correspond à la valeur propre de l'énergie des coefficients détaillés cD_j du niveau de décomposition j , et n le nombre d'échantillons.

Grâce à ces valeurs propres énergétiques, nous pouvons construire un vecteur propre noté T et exprimé par :

$$T = \left[\frac{E_1}{E}, \frac{E_2}{E}, \dots, \frac{E_{N_{nd}}}{E} \right], \quad (2.4.32)$$

avec :

$$E = \sum_{j=1}^{N_{nd}} |E_j|^2. \quad (2.4.33)$$

LA DÉCOMPOSITION EN PAQUET D'ONDELETTES

La décomposition en paquet d'ondelettes est pratiquement similaire à la décomposition en ondelettes multi-niveaux. En effet, cette méthode utilise le même arbre de décomposition que nous avons vu ci-dessus, mais offre une décomposition complète des deux séries de coefficients (d'approximation et détaillés) comme illustrée à la Figure 2.45. Dans [146], cette technique a été utilisée et les bons résultats obtenus, nous permettent de l'exploiter dans nos travaux futurs. De plus, elle est capable d'éliminer les bandes de fréquences étroites contenant les signaux bruités et d'offrir une plus grande flexibilité dans la sélection des bandes de fréquences ce que ne permet pas la DWT.

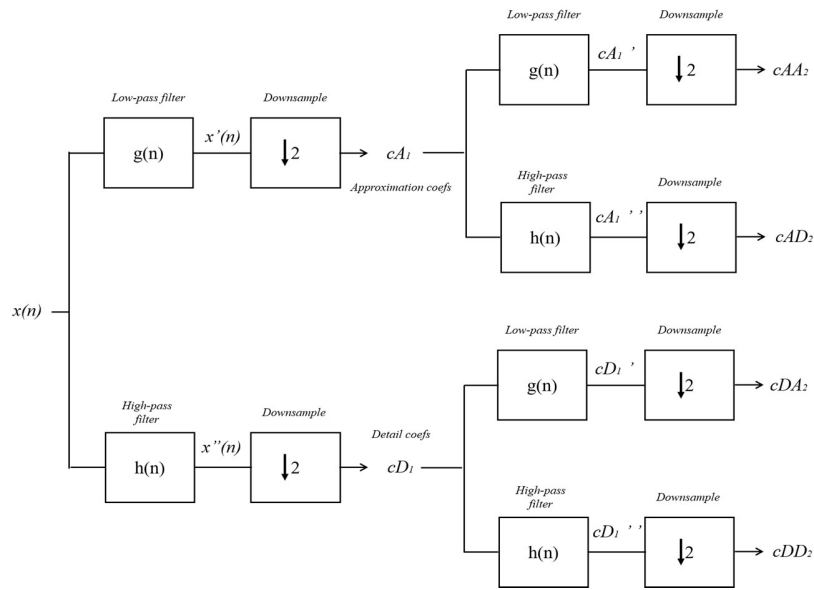


Figure 2.45 - Schéma de principe d'une décomposition en paquets d'ondelettes au niveau j d'un signal $g(t)$

D'un point de vue fréquentiel, les différentes séries de coefficients seront définies par une largeur de bandes de plus en plus étroite en fonction du niveau de décomposition. En effet, prenons pour exemple la Figure 2.46. Nous pouvons observer que le signal x échantillonné à une fréquence f_e ne peut être analysé fréquentiellement que de 0 à $f_e/2$ dû au théorème de Shannon. Il en résulte, après la première décomposition, des signaux définis par des bandes de fréquences égales à $[0; f_e/4]$ et $[f_e/4; f_e/8]$. Pour finir notre exemple, le deuxième niveau de décomposition en paquets d'ondelettes donne quatre bandes de fréquences qui sont la division par deux des deux précédentes, c'est-à-dire $[0; f_e/8]$, $[f_e/8; f_e/4]$, $[f_e/4; 3f_e/8]$ et $[3f_e/8; f_e/2]$.

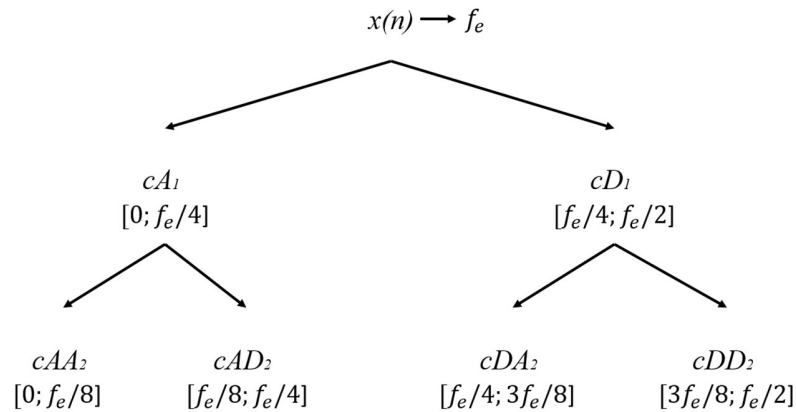


Figure 2.46 - Division en bandes de fréquences des paquets d'ondelettes

2.4.3 L'APPROCHE GÉOMÉTRIQUE

L'approche géométrique est composée de techniques reposant essentiellement sur les vecteurs de Park des courants et sur l'enveloppe des signaux. Elle permet, comme pour l'approche énergétique de réaliser une estimation du degré de sévérité des défauts tout en étant moins coûteuse computationnellement. De plus, elles s'implémentent très facilement dues à leurs simplicités théoriques. Ainsi, nous décrivons dans cette sous-section les approches des vecteurs de Park et de l'enveloppe des courants.

LES VECTEURS DE PARK

Le diagnostic des défauts de la machine asynchrone par l'approche des vecteurs de Park a été introduit pour la première fois par Cardoso en 1986 [147]. Cette méthode, très simple à comprendre et à mettre en place, repose sur la transformation de Park des courants triphasés du moteur à induction en deux vecteurs de courants équivalents. De

plus, cette transformation est très utilisée en automatique afin de calculer les paramètres des correcteurs (techniques de contrôle vectoriels) [148]. Les deux équations qui permettent de passer d'un système triphasé en un système diphasé sont données par (2.4.34) et (2.4.35).

$$i_d = \sqrt{\frac{2}{3}}i_a - \frac{1}{\sqrt{6}}i_b - \frac{1}{\sqrt{6}}i_c, \quad (2.4.34)$$

et

$$i_q = \frac{1}{\sqrt{2}}i_b - \frac{1}{\sqrt{2}}i_c, \quad (2.4.35)$$

où i_a , i_b et i_c sont les courants des phases "a", "b" et "c" de la machine asynchrone dans le système triphasé, et i_d et i_q représente la transformation des courants triphasés en courants de Park (système diphasé).

Dans le cas d'une machine supposée parfaite, c'est-à-dire symétrique, la représentation des courants de Park (vecteurs de Park) de la machine asynchrone est l'équivalent d'un cercle parfait illustré à la Figure 2.47. Cette représentation affiche les valeurs du vecteur de Park i_q en fonction de i_d , ou vice versa.

En présence d'anomalies, cette représentation graphique des courants n'est plus la même. En effet, un défaut dans la machine asynchrone peut être considéré comme un moteur qui n'est plus symétrique, et par conséquent, l'existence de déséquilibre dans les courants triphasés de la machine asynchrone entraîne une déformation du cercle parfait que nous avons précédemment et devient une ellipse, tel qu'illustré à la Figure 2.48.

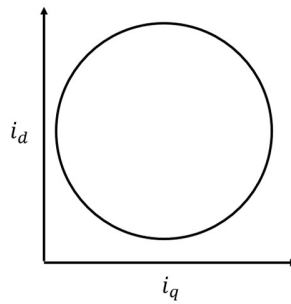


Figure 2.47 - Représentation graphique des vecteurs de Park pour un moteur sain

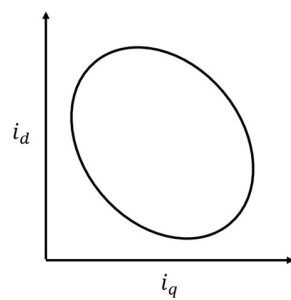


Figure 2.48 - Représentation graphique des vecteurs de Park pour un moteur en défaut

Ensuite, les caractéristiques qui permettent d'évaluer le degré de sévérité des défauts sont extraites à l'aide des propriétés de l'ellipse résultante [149]. Ces caractéristiques sont la direction de l'axe majeur et de l'axe mineur. La Figure 2.49 illustre les caractéristiques déterminées et extraites de l'ellipse.

La méthode que nous retrouvons le plus souvent afin d'extraire ces caractéristiques est la méthode « *best fit ellipse* » qui repose sur les valeurs et vecteurs propres de la matrice de covariance [150]. De nombreux travaux utilisent le concept des vecteurs de Park afin de réaliser la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone. Cette méthode est appelée les vecteurs de Park étendus que nous décrivons brièvement à la Section 2.4.4.

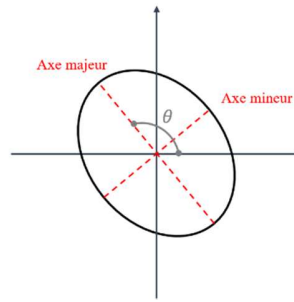


Figure 2.49 –Caractéristiques pouvant être extraites d’une ellipse

Il existe également une étude qui repose sur le même principe d’extraction de caractéristiques utilisant directement les courants triphasés afin d’obtenir plus d’information sur les défauts grâce à une ellipse définie dans l’espace tridimensionnel (3D) [27]. La représentation ne se fait plus en fonction de i_q et i_d mais en fonction de i_a , i_b et i_c . Cette approche possède l’avantage de pouvoir identifier les phases en défauts de court-circuit grâce à l’approche 3D.

L’ENVELOPPE DES COURANTS

L’approche par l’enveloppe des courants a été appliquée pour la détection des anomalies du moteur présentant un phénomène cyclique (répété) [151]. En effet, les barres rompues comme les défauts de court-circuit produisent des événements cycliques sur les différentes grandeurs de la machine. Par exemple, les barres rompues occasionnent une sinusoïde de fréquence égale à deux fois la fréquence de glissement ($2sf$). Pour les défauts de court-circuit, la modulation obtenue possède une propriété fréquentielle équivalente à la fréquence d’alimentation (f).

La procédure qui permet de réaliser l’enveloppe des courants est décrite à la Figure 2.50.

Dans un premier temps, les courants statoriques sont enregistrés (acquisition) et échantillonnés à une fréquence d'échantillonnage f_e . La deuxième étape consiste à filtrer ces signaux par l'application d'un filtre passe-bas afin d'éliminer les composantes fréquentielles liées à l'alimentation de la machine asynchrone par un convertisseur (exemple : Modulation de Largeur d'Impulsion (MLI)) produites par le phénomène des impulsions. La troisième étape, c'est-à-dire quand les signaux sont enfin exploitables, les enveloppes sont déterminées par l'extraction de chaque pic positif de chaque période des courants. La quatrième étape consiste à lisser, par interpolation, les échantillons extraits des signaux pour l'estimation des enveloppes. En d'autres termes, l'opération d'interpolation crée des points entre les pics positifs des courants afin d'augmenter la précision de l'enveloppe. Pour finir, il ne reste plus que la normalisation de l'enveloppe qui la centre autour de zéro (éliminer la constante) et qu'à standardiser les valeurs par rapport à la valeur unitaire de l'écart type.

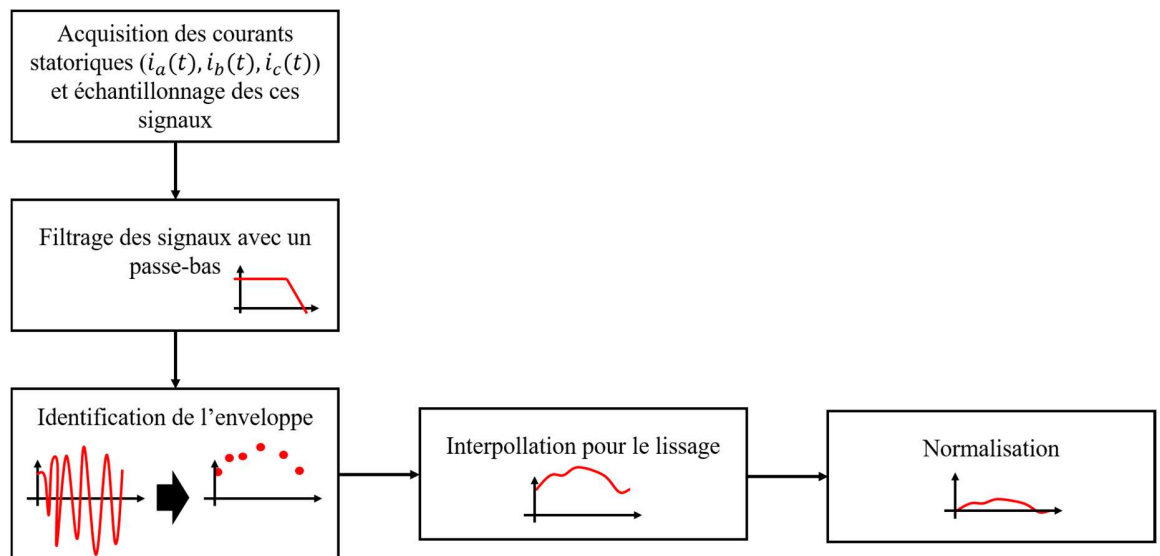


Figure 2.50 - Procédure du traitement de l'enveloppe des courants

2.4.4 AUTRES APPROCHES

Nous retrouvons dans la littérature un nombre conséquent d'autres outils de traitement des signaux plus ou moins utilisés.

CALCUL DU DÉPHASAGE

Des chercheurs se sont basés sur le calcul du déphasage des courants de la machine asynchrone avec les tensions d'alimentation [127, 128]. Cet indicateur permet avec une faible précision de déduire la gravité d'un défaut. En effet, les possibles décalages entre les courants et les tensions sont peu significatifs, et peuvent résulter d'un déséquilibre prenant directement sa source à l'alimentation. De plus, elle possède également un autre désavantage qu'est le matériel nécessaire pour monitorer à la fois les courants et les tensions.

VECTEURS DE PARK ÉTENDUS

L'approche des vecteurs de Park étendus [124] repose essentiellement sur les vecteurs de Park que nous avons décrit précédemment. En effet, celle-ci utilise les vecteurs de Park préalablement calculés à partir des équations (2.4.34) et (2.4.35), puis estime le module des courants de Park. Le résultat est ensuite analysé à l'aide d'une FFT afin d'observer tout événement sur les composantes fréquentielles. Cette approche peut finalement être catégorisée comme une méthode spectrale en se plaçant dans un autre référentiel (image du signal à analyser). Par conséquent, elle présente les mêmes avantages et inconvénients que les techniques, citées en 2.4.1, que sont le diagnostic

efficace de la machine asynchrone et la faible précision pour l'estimation du degré de sévérité de l'anomalie moteur.

PUISSANCE ACTIVE ET RÉACTIVE

Comme l'approche des vecteurs de Park étendus, cette technique repose sur l'analyse de Fourier de la puissance active et réactive [152]. L'avantage de cette méthode est les faibles variations en amplitude dues aux bruits sur les signaux. De plus, elle permet de mieux estimer le degré de sévérité des défauts quand celui-ci devient important (exemple : supérieur à 30% de court-circuit). Néanmoins, dans notre objectif de recherche qu'est la priorisation des opérations de maintenance en détectant au plus tôt les défauts de la machine asynchrone (prédire), cette approche semble insuffisante.

2.4.5 CONCLUSION

Dans cette section, nous avons examiné les principales approches de traitement des signaux que nous retrouvons dans la littérature.

Chacune des approches possède des avantages et des inconvénients. En effet, les méthodes d'analyse spectrale sont très efficaces pour le diagnostic, du fait que nous connaissons les caractéristiques fréquentielles des anomalies de la machine. Néanmoins, elles ne permettent pas de réaliser une estimation précise du degré de sévérité des défauts afin d'améliorer le processus de maintenance par la mise en place de la priorisation des machines à réparer au plus vite. Les approches énergétiques et géométriques répondent plus ou moins bien à ce besoin. De plus, elles sont dans la

majorité des cas moins complexes que les analyses spectrales ce qui permettrait une implémentation facilitée dans une solution portable à faible coût.

Dans l'objectif de réaliser une détection efficace (reconnaissance) des défauts de la machine asynchrone, ces méthodes vont être un support intéressant dans la mise en place de nouvelles stratégies afin d'extraire le vecteur des caractéristiques utilisées pour la classification des anomalies du moteur. Cette classification est réalisée à l'aide d'algorithmes décrits dans la Section 2.5.

2.5 LES ALGORITHMES DE CLASSIFICATION

La Section 2.4 a présenté les différentes méthodes que nous pouvons rencontrer dans la littérature afin d'extraire les caractéristiques des défauts de la machine asynchrone. Nous avons décrit rapidement l'utilité de ces caractéristiques. Elles servent à construire un vecteur pour la classification des défauts à l'aide d'algorithmes de décision. Ces algorithmes permettent, dans la grande majorité des cas, d'obtenir de très bon taux de reconnaissance. En effet, le principe de base repose sur un ensemble de données du problème qui servent à entraîner (construire) l'algorithme de classification ce qui permet alors d'exploiter des outils puissants dans le domaine de la reconnaissance. Au vu de notre objectif de recherche qu'est la détection préventive des défauts de la machine asynchrone, ces algorithmes semblent être la solution à déployer selon différentes stratégies (ex : approche hiérarchique). Cependant, pour comprendre un peu mieux l'avancée des travaux dans le domaine et la différence entre les algorithmes de décision existants, nous allons présenter un état de l'art général avant

de rentrer un peu plus dans les détails avec la description des algorithmes utilisés et une explication assez brève du cas d'étude dans lesquels nous les retrouvons.

Dans la littérature, nous retrouvons trois principaux axes de recherche dans la détection des défauts de la machine asynchrone. Le premier axe de recherche repose sur le simple diagnostic du moteur à induction, où les algorithmes utilisés sont conçus à partir des valeurs booléennes (0 ou 1) définies en fonction de la présence ou non de certaines caractéristiques des différentes défauts [153-155]. Cette approche se trouve être très efficace dans le diagnostic, mais ne permet en aucun cas de définir une estimation et une localisation des anomalies de la machine asynchrone. Dans la deuxième famille de recherche, les chercheurs ont réalisé des algorithmes qui permettent une détection, estimation et localisation des différents défauts de la machine asynchrone [18, 27, 156, 157]. Ces processus de reconnaissance sont basés sur l'évolution des caractéristiques extraites à partir du traitement des signaux, et d'une analyse de ces variabilités en fonction du degré de sévérité des défauts. L'étude précise de ces précédentes étapes aide la communauté scientifique à établir des algorithmes qui sont construits de manière longue et laborieuse. De plus, les résultats de ce type d'algorithmes sont très influencés par la présence de bruit et de la résolution des données des signaux. Dans le troisième et dernier axe de recherches, les travaux reposent sur l'application d'algorithmes de classification construits à partir d'un apprentissage supervisé et non supervisé [158-162]. Cette dernière famille, issue du domaine de l'intelligence artificielle, semble être le futur dans le domaine de la reconnaissance des défauts moteurs. En effet, les algorithmes de classification sont

pour le moment peu utilisés dans ce domaine, mais présentent des résultats très encourageants dans quelques travaux.

Nous allons, dans cette section de ce projet de thèse, uniquement donner une description théorique des algorithmes de classification que nous retrouvons dans la littérature. Puis, pour chaque type d'algorithme, nous donnerons en exemple les conditions d'utilisations de ceux-ci. En effet, présenté dans le Chapitre 1, notre objectif est de produire une solution modulable, adaptable et automatique afin de reconnaître les défauts de la machine asynchrone.

2.5.1 ARBRES DE CLASSIFICATION

Les arbres de décision (ou classification) sont des algorithmes de classification de données reposant sur un apprentissage supervisé. Comme son nom l'indique, la structure de ces algorithmes ressemble à des arbres constitués de nœuds, de branches (ou arrêtes) et de feuilles. Voir la Figure 2.51 qui illustre l'exemple d'un arbre de décision. La construction de ces arbres est réalisée à l'aide d'une base de données brute (vecteur des caractéristiques et classes) et de lois qui permettent de déterminer les variables discriminantes pour la classification efficace des futures données. Chacun des nœuds constituant l'arbre représente une règle de classification préalablement déterminée de manière récursive.

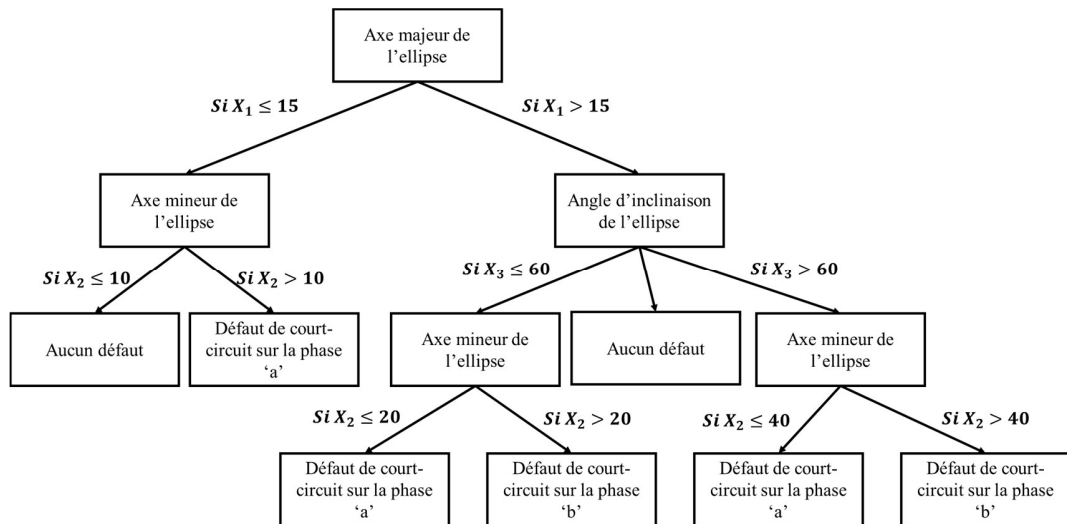


Figure 2.51 - Exemple simple d'arbre de classification pour la reconnaissance de défauts du stator

Dans les domaines de l'informatique décisionnelle et du forage de données, ce type d'algorithmes est très utilisé, car ils permettent de se construire automatiquement (apprentissage automatique) et leur vitesse d'exécution surpasse tous les autres types de famille d'algorithmes. Cependant, ils ne permettent pas d'obtenir de bons résultats quand les données sont complexes (exemple : non linéaires). Dans la détection des défauts de la machine asynchrone, les arbres de décision ne sont pas courants. En effet, les chercheurs en génie électrique possèdent une connaissance limitée des outils (informatique décisionnelle) de classification (« *Support Vector Machine* » et « *Artificial Neural Network* »). La transversalité des connaissances issues de plusieurs domaines est difficile à obtenir, et par conséquent, l'exploration (la recherche) de nouvelle solution peine à être mises en place.

Il existe des algorithmes populaires dans ce domaine. En effet, nous avons les algorithmes C4.5 [163], ID3 [164], C5.0 [165], et CART (« *Classification And*

Regression Trees ») [166] qui sont couramment utilisés. Dans la suite de cette Section 2.5.1, nous allons décrire le principe de fonctionnement des algorithmes C4.5 et de CART.

C4.5

L'algorithme C4.5 est une évolution de l'ID3 proposée par Quinlan [163]. Cet algorithme construit un arbre de décision de manière récursive en divisant chacune des feuilles créées à l'étape précédente jusqu'à ce que la scission ne soit plus possible.

Afin de réaliser un arbre de décision à l'aide de l'algorithme C4.5, il s'appuie sur les notions de gain d'information et de réduction de l'entropie afin de déterminer la division idéale des données. Supposons que nous avons un ensemble de k classes noté $C = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$ et une base de données représentée par $T = \{[X_1], [X_2], \dots, [X_N]\}$ où $[X_i]$ dénote le vecteur de caractéristiques tel que $[X_i] = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n}]$ avec n le nombre de types de caractéristiques. À chaque vecteur $[X_i]$ est associée une classe C_j . De plus, les feuilles de l'arbre de décision, une fois construit, sont représentées par les différentes classes de l'ensemble C . L'idée de base est de déterminer la caractéristique i qui permet de réaliser la division en sous-ensemble T_L de la base de données T . Pour ce faire, nous utilisons la notion d'entropie exprimée par la relation (2.5.1).

$$H(S) = - \sum_{j=1}^k \left(\left(\frac{\text{freq}(C_j, T)}{N} \right) \cdot \log_2 \left(\frac{\text{freq}(C_j, T)}{N} \right) \right), \quad (2.5.1)$$

où $freq(C_j, T)$ représente le nombre de vecteurs possédant la classe j avec $j = 1, 2, \dots, k$ dans la base de données T , N est le nombre de vecteurs composant la base de données, et k le nombre de classes différentes (existantes).

Puis, dans un deuxième temps, nous calculons l'entropie liée au nombre d'attributs l semblables dans la base de données T possédant la même classe C_j . L'équation (2.5.2) permet de calculer cela.

$$H_l(T) = \sum_{l=1}^{n_l} \left(\frac{freq(x_{i,l}, T)}{N} \right) \cdot \left(- \sum_{j=1}^k \left(\left(\frac{freq(C_j, x_{i,l})}{N_l} \right) \cdot \log_2 \left(\frac{freq(C_j, x_{i,l})}{N_l} \right) \right) \right), \quad (2.5.2)$$

où $freq(x_{i,l}, T)$ est le nombre de valeurs de la caractéristique l semblables dans la base de données T , n_l représente le nombre différent de valeurs de la caractéristique l , N est le nombre de vecteurs composant la base de données, $freq(x_{i,l}, C_j)$ est le nombre de vecteurs possédant la classe j et la valeur $x_{i,l}$ de l'attribut l , et $N_l = freq(x_{i,l}, T)$.

Une fois que tous les attributs ont été utilisés afin de calculer leur entropie, nous pouvons procéder afin de calculer le gain G_l de chacun donné par l'équation (2.5.3).

$$G_l = H(S) - H_l(T) \quad (2.5.3)$$

L'attribut qui sera ensuite sélectionné pour la division des données est le gain G_l le plus grand, et la scission s'effectuera en fonction du nombre de valeurs différentes (possibles) de l'attribut l . La suite consiste alors à diviser également la base de données

T en sous-ensemble noté T_L en fonction de la règle de décision précédente. Ces nouveaux sous-ensembles subissent également le même traitement que précédemment.

Il existe une règle assez simple qui permet de traiter les valeurs numériques afin de limiter le nombre de divisions. En général, la règle de décision qui est issue de ces valeurs numériques est :

$$\begin{cases} x_{i,l} \leq z \\ x_{i,l} > z \end{cases} \quad (2.5.4)$$

où z est le seuil déterminé, après avoir trié les valeurs par ordre croissant de l'attribut l , en choisissant la médiane (médiane inférieure dans le cas d'un nombre à virgule) de la série de valeurs.

Un des critères d'arrêt de la construction d'un arbre de décision est la seule et unique présence de la même classe dans les derniers sous-ensembles créés.

CART

L'algorithme CART (« *Classification And Regression Trees* ») est un algorithme de construction d'arbre de décision développé par Breiman *et al.* [166]. L'idée principale de cet algorithme est de prendre toutes les données, de considérer toutes les valeurs et variables possibles, et de sélectionner celle qui produit la plus grande séparation (tri). C'est basé sur un raisonnement binaire d'une condition, c'est-à-dire que soit le vecteur de données va à droite, soit à gauche (plus petit, plus grand ou égale).

Supposons que nous avons un ensemble de k classes noté $C = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$ et une base de données représentée par $T = \{[X_1], [X_2], \dots, [X_N]\}$ où $[X_i]$ dénote le vecteur de caractéristiques tel que $[X_i] = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n}]$ avec n le nombre de types de caractéristiques. À chaque vecteur $[X_i]$ est associée une classe C_j . L'algorithme CART va construire l'arbre en commençant par sa racine (le premier nœud) et teste toutes les conditions binaires possibles sur l'ensemble des caractéristiques du vecteur $[X_i]$. Chaque test crée alors deux sous-ensembles de vecteur T_{Lg} et T_{Ld} de taille respective égale à N_{Lg} et N_{Ld} (deux nouvelles bases de données) à partir de T . Pour chaque test, il va évaluer l'hétérogénéité par rapport à la variable x choisi de $[X_i]$ pour la condition binaire. Celle-ci est donnée par (2.5.5) pour le sous-ensemble T_{Lg} .

$$R_{Lg} = \sum_{i=1}^{N_{Lg}} (C_i - \alpha)^2 \quad (2.5.5)$$

où R_{Lg} est l'hétérogénéité du sous-ensemble T_{Lg} , N_{Lg} représente la taille de la base de données T_{Lg} , C_i dénote la classe de l'élément i du sous-ensemble T_{Lg} , et α est la moyenne des valeurs des classes telle que :

$$\alpha = \frac{\sum_{i=1}^{N_{Lg}} C_i}{N_{Lg}} \quad (2.5.6)$$

Puis, CART calcule l'hétérogénéité du sous-ensemble T_{Ld} et réalise la somme (2.5.7)

$$R = R_{Lg} + R_{Ld} \quad (2.5.7)$$

Sur l'ensemble des tests qui ont été effectués (toutes les paires de sous-ensembles créées), c'est celui qui présente une valeur de R minimale qui est choisi pour constituer le premier nœud. Ensuite, l'algorithme recommence la même opération de manière récursive sur chacune des bases de données qui ont été créées.

CONCLUSION

Les limitations des algorithmes de classification sont plutôt mineures et concernent l'étape de réentraînement de l'arbre de décision lorsque nous ajoutons ou modifions une classe, et le nombre de données importantes afin de réaliser la construction de ceux-ci.

Dans le domaine de la détection des défauts de la machine asynchrone, [158] propose l'utilisation de l'algorithme CART afin de réaliser de la détection et du diagnostic d'anomalie de barres rotoriques rompues, de tensions déséquilibrées, de défautuosité au stator, d'excentricité de la machine asynchrone. Il obtient une classification de 100% pour chacune d'entre elles types de défauts. Quand il combine les cinq conditions ensemble (les quatre précédentes plus le cas sain du moteur), la précision de l'algorithme CART est de 98.11%. De plus, il réalise également des tests en ajoutant du bruit sur les signaux, et pour 20% de bruit le taux de reconnaissance en pourcentage est de 91.67%. Cette étude est basée sur l'extraction des informations spectrales (harmoniques) des courants, et ne peut pas être appliquée avec précision dans l'estimation de degré de sévérité des défauts.

2.5.2 SUPPORT VECTOR MACHINE

L'algorithme « *Support Vector Machine (SVM)* » (ou Machine à Vecteurs de Support en français) basé sur un apprentissage supervisé est une des méthodes de classification (reposant sur les principes de discrimination et régression) les plus rencontrées pour la détection des défauts de la machine asynchrone avec les réseaux de neurones artificiels (« *Artificial Neural Network (ANN)* »). En effet, comme en témoignent les nombreux travaux [161, 167-169] dans le domaine, ils sont une base essentielle à la détection des anomalies des moteurs. Nous allons dans un premier temps décrire l'algorithme de classification SVM, puis citer quelques exemples d'utilisation pour la détection des défauts du moteur à induction.

Le SVM est une méthode d'apprentissage supervisé de classification binaire entre deux classes basée sur la théorie d'apprentissage statistique [164]. Introduit dans les années 1960 par Vapnik [170], et couramment utilisé dans l'industrie et la recherche dû aux améliorations de la puissance de calcul des ordinateurs, il permet d'obtenir généralement de bons résultats de classification.

Le principe de base des SVM est de déterminer l'hyperplan optimal (le plan de décision) qui sépare toutes les données en deux classes avec la plus grande marge. Cette marge est calculée par la somme des distances entre les plus proches données (vecteur de support) et l'hyperplan. Cette explication est illustrée sur la Figure 2.52.

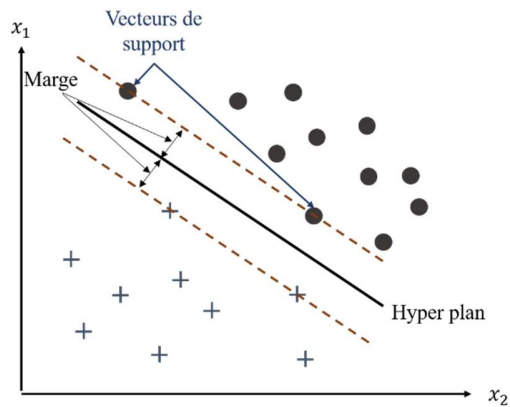


Figure 2.52 – Principe de l’algorithme SVM

La construction de ce classifieur linéaire biclasse repose sur un ensemble de données d’entraînement que nous notons $E = \{(x_{i,j}, y_j), \text{ avec } i = 1, \dots, N \text{ et } j = 1, \dots, n\}$ où i est l’indice du vecteur dans la base de données et j représente l’indice de l’élément du vecteur de dimension n . Tous les vecteurs x_i appartiennent à une classe y_i . En général, x_i est le vecteur de caractéristiques extraites, et y_i est la classe pouvant prendre les valeurs +1 et -1 pour la détermination de l’hyperplan (correspondant respectivement la première et la deuxième classe – problème biclasse). De plus, nous supposons que toutes les données peuvent être séparées linéairement, et par conséquent, le plan aura pour équation :

$$\omega^T \cdot x + b = 0, \quad (2.5.8)$$

où ω est le vecteur des poids de dimension n et b est le vecteur de biais.

L’équation (2.5.9) est utilisée comme la fonction de décision afin de déterminer les valeurs +1 ou -1 de la classe pour une entrée x_i .

$$f(x) = \text{sign}(\omega^T \cdot x + b). \quad (2.5.9)$$

L'obtention du meilleur hyperplan (défini par la plus grande marge) entre les deux classes est réalisée par la détermination des paramètres ω et b en prenant les vecteurs de support x_i sur les limites, puis en résolvant le problème d'optimisation quadratique (2.5.10).

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Minimiser} \quad \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \\ \text{Sujet à} \quad y_i(\omega^T \cdot x_i + b) \geq 1 \end{array} \right\}, \quad (2.5.10)$$

où $\|\omega\|$ désigne la norme du vecteur des poids.

En résumé, l'algorithme SVM est construit par partie de la résolution du problème d'optimisation (2.5.11) :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maximiser} \quad L(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ \text{Sujet à} \quad \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \\ \alpha_i \geq 0 \text{ pour} \quad i = 1 \dots N \end{array} \right\}. \quad (2.5.11)$$

où α_i est le multiplicateur de Lagrange et $K(x, x_i)$ est la fonction de noyau (*Kernel function*). La plus populaire des fonctions de noyau et qui fournit les meilleurs résultats en général est la fonction de base radiale Gaussienne (*Radial Basis Function (RBF)*). De plus, il y a beaucoup de coefficients α_i qui sont égales à zéro, et les autres (non égales à zéro) sont reliés aux vecteurs de support.

Les fonctions de noyau possibles sont :

- linéaire,
- quadratique,

- polynomiale,
- de base radiale Gaussienne (RBF),
- sigmoïde (*Sigmoid Kernel Function*).

Finalement, les paramètres ω et b qui définissent l'algorithme SVM sont donnés par les équations (2.5.12) et (2.5.13) :

$$\omega = \sum_{i=0}^N \alpha_i y_i x_i \quad (2.5.12)$$

et

$$y_i(\omega^T \cdot x_i + b) - 1 = 0 \quad (2.5.13)$$

Il existe également le cas où les données ne peuvent pas être séparées linéairement. Pour répondre à ce besoin, il a été introduit la notion de marge molle. Le problème d'optimisation (2.5.11) est alors exprimé par (2.5.14) pour le premier cas (la norme L^1 définie à la page 78) et par (2.5.15) pour le deuxième cas (la norme L^2 définie à la page 77).

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maximiser} \quad \frac{1}{2} \|\omega\|_1^2 + C \sum_{i=1}^N \delta_i \\ \text{Sujet à} \quad y_i(\omega^T \cdot x_i + b) \geq 1 - \delta_i \\ \delta_i \geq 0 \text{ pour} \quad i = 1 \dots N \end{array} \right\} \quad (2.5.14)$$

et

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maximiser} \quad \frac{1}{2} \|\omega\|_2^2 + C \sum_{i=1}^N \delta_i^2 \\ \text{Sujet à} \quad y_i(\omega^T \cdot x_i + b) \geq 1 - \delta_i \\ \delta_i \geq 0 \text{ pour} \quad i = 1 \dots N \end{array} \right\} \quad (2.5.15)$$

où $||\omega||_1^2$ et $||\omega||_2^2$ désignent respectivement les normes du vecteur des poids selon la norme L_1 et L_2 , C est le paramètre de correction, et δ_i dénote la variable molle. La valeur de C permet d'augmenter ou de diminuer le taux de fausse classification.

Dans la réalité, le nombre de problèmes pouvant être classifié selon deux classes est faible. Par conséquent, l'algorithme présenté ci-dessus n'est plus valable et la solution est de se tourner normalement vers d'autres algorithmes comme les réseaux de neurones artificiels (*Artificial Neural Network (ANN)*). Néanmoins, depuis plusieurs années, les SVM peuvent être construits pour les problèmes multiclasse. Le principe de base reste le même, mais nous prenons le problème de classification différemment comme en considérant une classe et la deuxième classe regroupe toutes les autres classes. Cette technique est appelée un contre tous (*one against all*). Il existe encore d'autres stratégies comme un contre un. Cependant, l'approche un contre tous est la plus utilisée et la plus simple.

UN CONTRE TOUS

Cette stratégie crée un nombre d'algorithmes SVM égal au nombre de classes possédant le problème. Les différents SVM sont construits en prenant une classe et en considérant toutes les autres comme une autre classe. Puis le processus est répété pour chaque classe.

Une fois que l'algorithme SVM multiclasse est conçu et prêt à être exploité, les différents résultats (égale aux nombres de classes) sont traités en appliquant une somme, et ensuite la classification est réalisée en choisissant la solution la plus probable.

CONCLUSION

Dans la littérature, nous retrouvons un nombre important de travaux qui traitent de la classification des défauts de la machine asynchrone en définissant une classe pour chaque type d'anomalie. Dans [161], les chercheurs essaient de déterminer à l'aide de 12 classes différentes le nombre de spires en court-circuit. Finalement, ils obtiennent 94.2% pour le plus grand court-circuit et 62.5% pour la plus faible quantité de courts-circuits. Dans cette approche, ils utilisent la technique des vecteurs de Park étendus.

2.5.3 K-PLUS PROCHE VOISINS

La méthode (ou l'algorithme) des k -plus proches voisins (k -Nearest Neighbor (k -NN)) [171] est une technique d'apprentissage supervisé, et considérée comme l'une des plus simples dans le domaine de la classification. Elle permet de classer une nouvelle observation (vecteur de caractéristiques extraites) en calculant la distance avec les données d'entraînement, et de prendre les k plus proches voisins (en termes de distance). Puis, il est observé la classe qui est majoritairement représentée parmi les k plus proches voisins et d'assigner cette classe à la nouvelle observation.

Commençons l'explication de l'algorithme en considérant un ensemble de vecteurs de données $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$. Cet ensemble de vecteurs est utilisé comme des données d'entraînement afin de construire l'algorithme de classification. De plus, chacun des vecteurs est assigné d'une des M classes définissant le problème en question. Énoncé dans le paragraphe précédent, le principe de base de la méthode k -NN est d'assigner une classe Y à la nouvelle observation x_o (vecteur de caractéristique)

parmi les similarités de cette observation avec ses k plus proches voisins. La similarité est basée sur un indicateur donné par la distance euclidienne entre deux vecteurs que nous pouvons calculer à l'aide de l'équation (2.5.16).

$$\begin{aligned}
 d(x_o, x_i) &= d\left((x_{o,1}, x_{o,2}, \dots, x_{o,n}), (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n})\right) \\
 &= \sqrt{(x_{o,1} - x_{i,1})^2 + (x_{o,2} - x_{i,2})^2 + \dots + (x_{o,n} - x_{i,n})^2}
 \end{aligned}
 \tag{2.5.16}$$

En réalité, nous calculons cette distance entre la nouvelle observation et chacun des vecteurs appartenant à l'ensemble de données d'entraînement. Ensuite, nous trions par ordre croissant notre population d'entraînement et nous sélectionnons les k premières observations. Sur ces k premières observations, les classes leurs appartenant sont regroupées. Puis la classe qui est la plus représentée est assignée à la nouvelle observation. Le paramètre k doit être choisi judicieusement par l'utilisateur. En effet, dans le cas d'un problème de classification biclasse, k doit être impair afin d'éviter toute égalité (décision ne peut pas être prise). Il est évident que l'algorithme des k -plus proches voisins peut être défini légèrement différemment avec d'autres règles comme la pondération ou la standardisation.

2.5.4 RÉSEAUX NEURONES ARTIFICIELS

Les réseaux neurones artificiels sont des méthodes d'apprentissage supervisé et non supervisé qui tentent d'imiter la pensée humaine par la modélisation simplifiée des systèmes neuronaux du cerveau de l'homme et de l'animal. Ce concept fut introduit pour la première fois en 1943 par McCulloch qui a proposé la première définition de

neurone formel [172]. Puis, en 1957, Rosenblatt réalisa le premier réseau avec une couche d'entrée et de sortie afin de simuler le fonctionnement rétinien dans la reconnaissance de forme [173]. Depuis cette époque et au travers des puissances computationnelles qui ne cessent d'augmenter, il a été développé un nombre non négligeable de différents types de réseaux neurones artificiels [174].

Néanmoins, avant de continuer la description de ces algorithmes, nous nous devons de répondre à de simples questions en vue de poser les bases pour la compréhension des notions suivantes. Qu'est-ce qu'un réseau de neurones artificiels ? Que voulons-nous dire par neurones artificiels ? La Figure 2.53, Figure 2.54 et la Table 2.1 montrent l'analogie entre un neurone biologique et artificiel.

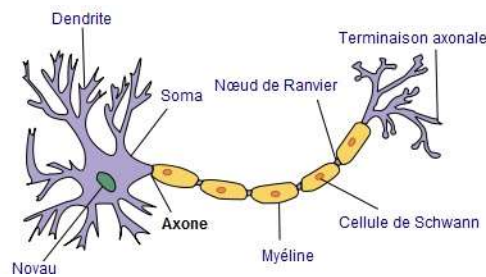


Figure 2.53 – Représentation d'un neurone biologique

Table 2. 1 – Analogie entre un neurone biologique et un neurone artificiel

Neurone biologique	Neurone Artificiel
Soma	Neurone
Dendrite	Entrées
Axone	Sorties
	Poids

Nous pouvons également définir un réseau de neurones artificiels comme l'interconnexion de plusieurs neurones individuels entre eux. Il existe deux principales topologies (architectures ou graphes) des réseaux de neurones. La première est une architecture de propagation vers l'avant (*feed-forward*), c'est-à-dire que les informations circulent dans une seule direction (de l'entrée vers la sortie). La seconde est un graphe récurrent (ou graphe semi-cyclique) où les informations circulent dans plusieurs directions (de l'entrée vers la sortie et de la sortie vers l'entrée). La suite de cette section présente un état de l'art des modèles existant dans les deux familles d'architecture des réseaux de neurones artificiels. Nous nous attarderons plus longuement sur les modèles que nous rencontrons couramment dans la littérature du domaine de la détection des défauts de la machine asynchrone que sont les perceptrons multicouches (*Multi-Layer Perceptrons*) [175].

MODÈLES DES RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS DE PROPAGATION VERS L'AVANT

Énoncés précédemment, les réseaux de neurones artificiels de propagation vers l'avant sont définis par une information circulant de l'entrée vers la sortie dans une seule et unique direction (absence de boucle de retour). Composés généralement d'une couche d'entrée, d'une couche cachée et d'une couche de sortie, ils peuvent également être constitués de plusieurs couches cachées ce qui complexifie alors le modèle. Le plus simple des modèles de propagation vers l'avant est le mono-perceptron (*single perceptron*).

PERCEPTRON

Le perceptron (également appelé perceptron monocouche) est le plus simple des réseaux de neurones artificiels, développé par Rosenblatt dans les années 1950 [173]. En effet, il repose sur une fonction linéaire, où toutes les entrées sont connectées entre elles vers une seule sortie. La Figure 2.54 illustre la structure du perceptron monocouche.

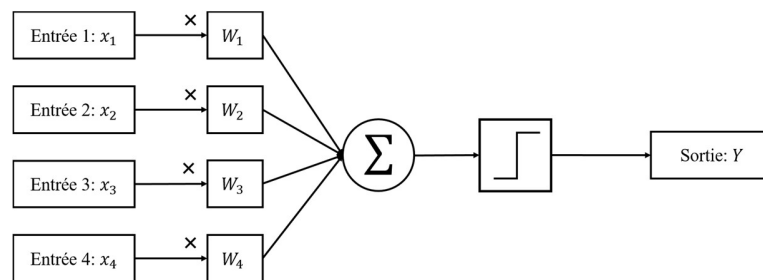


Figure 2.54 – Illustration d’un perceptron (ou neurone artificiel, neurone formel)

Les entrées x_i sont multipliées par un coefficient, appelé poids, propre à chacune d’elles. Puis, l’ensemble des résultats issus des multiplications sont sommés tel qu’exprimé par l’équation (2.5.17).

$$y = \sum_{i=1}^n x_i w_i \quad (2.5.17)$$

où y est la somme des multiplications avec n le nombre d’entrées dans le réseau de neurones artificiels.

La sortie y est ensuite soustraite d’un biais (ou seuil) α afin de séparer linéairement les données en deux catégories (ou classes) distinctes. En effet, la sortie Y est de type booléen, c’est-à-dire qu’elle peut prendre deux valeurs distinctes. Pour ce

faire, nous utilisons les fonctions de Heaviside ou *sign* données respectivement par (2.5.18) et (2.5.19).

$$Y = H(y - \alpha) = \begin{cases} 0 & \text{si } y - \alpha < a \\ 1 & \text{si } y - \alpha \geq a \end{cases} \quad (2.5.18)$$

$$Y = \text{sign}(y - \alpha) = \begin{cases} -1 & \text{si } y - \alpha < 0 \\ 0 & \text{si } y - \alpha = 0 \\ 1 & \text{si } y - \alpha > 0 \end{cases} \quad (2.5.19)$$

où a est une valeur réelle représentant le seuil d'activation de la fonction de Heaviside. Dans le cas de la fonction *sign*, il peut également être résumé en deux conditions, c'est-à-dire en excluant la condition $y - \alpha = 0$.

Il existe encore un autre modèle de réseau de neurones artificiels semblable au perceptron monocouche qui est ADALINE (*ADaptive Linear NEuron*). Un autre point à soulever est la méthode d'apprentissage qui permet de déterminer les valeurs des poids et du biais. Ces méthodes d'apprentissage peuvent être supervisées ou non supervisées.

PERCEPTRON MULTICOUCHE

Le perceptron multicouche (*MultiLayer Perceptrons (MLP)*) est l'un des réseaux de neurones artificiels les plus utilisés par les ingénieurs et chercheurs dans les problèmes de classification [176]. En effet, les travaux dans le domaine de la détection des défauts de la machine asynchrone [177-179], le MLP est très employé donnant d'excellents résultats. Il est constitué de plusieurs couches, et est considéré comme un classifieur linéaire. Tout comme précédemment, c'est un réseau de type propagation vers l'avant, ce qui signifie que les informations ne circulent que dans la direction des

entrées vers les sorties. De plus, le terme multicouche se réfère dans la structure aux couches cachées, c'est-à-dire toutes les couches qui ne sont pas les entrées ou les sorties. Ainsi, l'idée de départ de cette structure était d'assembler des neurones afin d'augmenter les capacités de classification. Les neurones peuvent être structurés ou non structurés. La Figure 2.55 illustre une architecture d'un MLP.

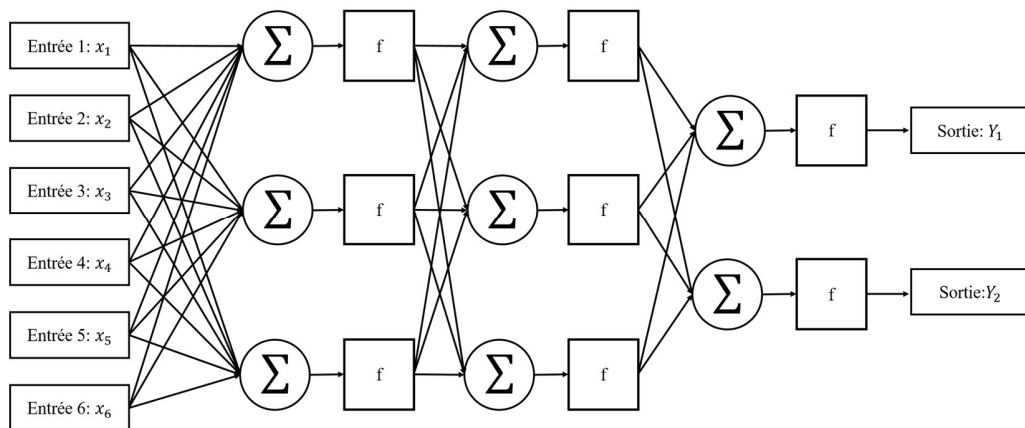


Figure 2.55 – Réseau de neurones artificiels multicouches (plusieurs couches de neurones formels)

Nous pouvons observer que le réseau de neurones artificiels multicouche est un assemblage concaténé des couches. Chacune des couches fonctionne comme le perceptron monocouche. Nous observons également que les entrées sont toutes connectées à un neurone artificiel qui peut s'exprimer mathématiquement comme les équations (2.5.17) et (2.5.18). Puis les sorties y_i de la première couche sont considérées comme les entrées de la deuxième couche et ainsi de suite jusqu'à arriver à la (ou aux) sortie(s) finale(s).

Afin de réaliser un perceptron multicouche, il faut pouvoir entraîner ce réseau à partir de données d'entraînement, mais également utiliser des stratégies et

algorithmes d'apprentissage. Il est utilisé généralement l'apprentissage par rétropropagation (*backpropagation*) de l'erreur reposant sur l'algorithme de la descente du gradient. En ce qui concerne l'erreur, nous utilisons l'erreur quadratique.

MODÈLES DE RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS RÉCURSIFS

Même si nous ne retrouvons aucun de ces modèles dans la littérature pour la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone, nous allons donner une brève explication de ces réseaux de neurones artificiels récurrents.

MODÈLE DE HOPFIELD

Le modèle de Hopfield est un réseau de neurones artificiels récurrent qui tire son nom du physicien John Hopfield [180]. Ce modèle de réseau de neurones basé sur la théorie des verres de spin utilise les neurones du type de McCulloch-Pitts en utilisant la fonction d'activation *sign*. Il est dynamique et récurrent. De plus, il est entièrement connecté (c'est-à-dire que chaque neurone est connecté à chaque autre neurone) et son apprentissage est réalisé en se reposant sur la loi de Hebb (non supervisé). Ce type de réseau est très utilisé dans la reconnaissance des formes.

MODÈLE DE KOHONEN

Les réseaux de neurones de Kohonen sont également des réseaux de neurones récurrents et dynamiques. Ce type de réseaux est composé de trois familles que sont *Vector Quantization* (VQ) [181], *Self Organizing Map* (SOM) [182], et *Learning Vector Quantization* (LVQ) [183]. Le VQ introduit pour la première fois en 1976 par

Grossberg est un réseau de neurones qui permet d'estimer un état par un apprentissage non supervisé. Il repose sur un principe de *clustering* comme le réalise *k-means* [184].

2.5.5 CONCLUSION

À travers cette section, nous avons démontré la puissance des algorithmes de classification dans le domaine de la reconnaissance. L'objectif principal dans nos travaux de recherche est de se servir de cette base pour réaliser une solution qui permet d'améliorer le processus de maintenance dans les industries. Nous devons alors mettre en place une (ou des) stratégie(s) de détection qui combine peut être les algorithmes de classifications. Néanmoins, nous réaliserons dans le Chapitre 5, une comparaison des performances d'algorithmes de classification pour la détection des défauts de court-circuit entre spires au stator. Puis, une approche hiérarchique correspondant à la stratégie 2 sera donnée.

Il apparaît évident qu'au vu de la quantité de travail qui doit être réalisée, il nous est actuellement impossible de concevoir de tels algorithmes. Ainsi, la suite logique de cet état de l'art est d'utiliser et de combiner plusieurs outils provenant du domaine de l'intelligence artificielle pour les appliquer au cas industriel de l'amélioration du processus de maintenance par la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone.

2.6 COMMANDE DE LA MACHINE ASYNCHRONE

La machine asynchrone est actuellement le moteur le plus utilisé en raison de sa grande robustesse et de son faible coût. Cependant, par rapport à la machine synchrone, elle présente les inconvénients d'avoir une puissance massique plus faible et des pertes au rotor réduisant son rendement. D'autre part, dans les applications faisant intervenir des basses vitesses ou des positionnements, la machine asynchrone ne convient pas. Pour finir, le couple électromagnétique de celle-ci repose sur le couplage des flux ce qui rend son contrôle difficile à mettre en place [185].

Avec l'objectif d'éliminer les inconvénients cités ci-dessus, un grand nombre de recherches a été réalisé sur la commande de la machine asynchrone et différentes stratégies de contrôle ont vu le jour. De plus, l'intégration de la partie commande dans la détection des défauts de la machine asynchrone influence grandement les valeurs des caractéristiques des anomalies, et par conséquent, leur reconnaissance sera plus difficile [186].

Nous pouvons diviser les commandes existantes en trois familles distinctes. La plus ancienne et la plus simple est la commande scalaire [187]. Cette méthode de contrôle équipe le plus grand nombre de variateurs industriels. En général, la commande scalaire (voir Annexe VII) est choisie dans des applications qui ne nécessitent pas de fonctionnement à basse vitesse et un fort couple (ventilation, compression, climatisation, pompage,...). La deuxième famille de commandes est le contrôle vectoriel [188] (voir Annexe VII). Cette commande a été introduite pour la première fois au début des années 1970 [189]. Elle permet par rapport à la commande

scalaire un contrôle en couple, en vitesse et en position avec de très bonnes performances dynamiques en vitesses élevées et basses. La dernière approche de commande qui a vu le jour dans les années 1980 est la commande directe du couple (CDC ou *Direct Torque Control – DTC*) [190]. Différente des deux autres, de par son principe de fonctionnement reposant sur le contrôle des amplitudes, elle offre également une plus grande robustesse vis-à-vis des variations de paramètres de la machine pouvant exister.

Dans la suite de cette section, nous allons, dans un premier temps, décrire grossièrement le montage d'exploitation de la machine asynchrone en industrie. Puis, la seconde partie se focalisera sur l'explication du principe de fonctionnement et la mise en œuvre de la commande directe du couple. Néanmoins, le but de cette thèse ne se concentrant pas sur l'étude de la commande, nous n'allons pas développer toutes les stratégies existantes pour chaque type de contrôle.

2.6.1 MONTAGE D'EXPLOITATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE EN INDUSTRIE

L'exploitation de la machine asynchrone en industrie se présente sous deux formes distinctes. La première consiste à utiliser le moteur à induction pour des applications qui ne demandent aucun contrôle direct des grandeurs telles que la vitesse ou le couple. Ainsi, il n'existe pas de commandes reliées au moteur et celui-ci est directement alimenté par le réseau électrique par l'intermédiaire d'un dispositif d'électronique de puissance (redresseur, hacheur, onduleur). La seconde forme d'exploitation de la machine asynchrone est dédiée pour des applications industrielles

à vitesse et couple variables. Nous retrouvons alors la présence d'une commande, d'électroniques de puissance et de capteurs. Ce sont les éléments de base qui constituent le montage de la machine asynchrone. Nous ne détaillerons pas plus le dispositif d'exploitation, mais il peut également s'y trouver un calculateur afin d'estimer certaines grandeurs de la machine ou de transformer les grandeurs triphasées en quantités diphasées (ex : transformée de Concordia) pour son contrôle. La Figure 2.56 illustre un des possibles montages avec sa partie commande de la machine asynchrone pour des applications industrielles à vitesse et couple variables.

Le capteur de vitesse (ex : codeur incrémental) n'est pas toujours nécessaire. En effet, parfois celui-ci est remplacé par un observateur ou un filtre de Kalman qui est implémenté dans le calculateur.

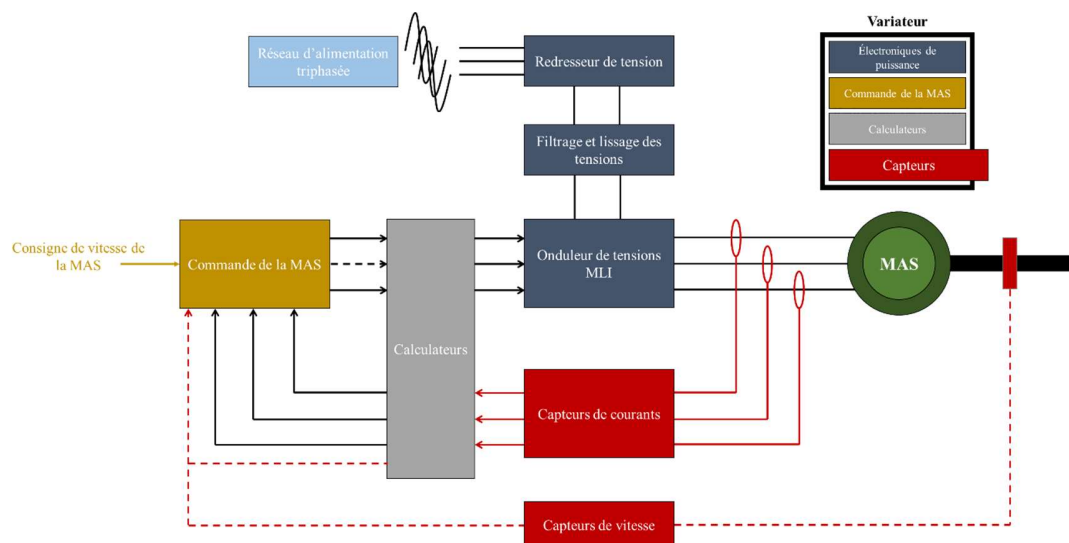


Figure 2.56 – Montage d'exploitation industrielle de la machine asynchrone pour des applications à vitesse et couple variables

2.6.2 COMMANDE DIRECTE DU COUPLE

Les lois de commande directe du couple « CDC » (*Direct Torque Control* ou DTC en anglais) des machines asynchrones ont été développées pour la première fois au milieu des années 1980 par Takahashi et Depenbrock [191, 192]. Elles reposent sur une loi de commande en amplitude par opposition aux lois de commande en durée (Modulation de Largeur d'Impulsions ou MLI). Les principaux avantages, par rapport aux commandes conventionnelles (scalaire et vectorielle), sont une réduction du temps de réponse du couple et une importante robustesse vis-à-vis des variations des paramètres de la machine et de l'électronique de puissance. D'autre part, les méthodes de commande directe du couple de la machine asynchrone, basées sur l'orientation du flux statorique (vecteur du flux au stator), permettent d'estimer le flux statorique et le couple électromagnétique uniquement à partir des grandeurs au stator sans avoir recours à un capteur mécanique (mesure de la vitesse et/ou de la position) [190].

Cependant, ces lois de commande possèdent tout de même des inconvénients. En effet, dû à l'utilisation de régulateurs à hystérésis, la fréquence de commutation n'est pas constante entraînant l'apparition d'oscillation au niveau du couple et du flux statorique. De plus, à basse vitesse, les problèmes de poursuite (erreur non négligeable entre la consigne et la grandeur de la machine) entraîneront une déformation de l'allure du flux dégradant fortement les performances de la machine asynchrone.

Pour pallier à ces problèmes, il existe aujourd'hui plusieurs stratégies de contrôle (commande) direct de couple « CDC », sans compter la CDC classique, avec chacune ses avantages et inconvénients. Nous avons :

- CDC hybride [193],
- CDC prédictif [194],
- CDC à fréquence constante [195],

et d'autres encore [193]. Néanmoins, nous ne développerons pas toutes les CDC existantes. En effet, nous le répétons encore, mais l'objectif de cette thèse n'est pas l'étude, le développement et l'amélioration d'une CDC, mais l'étude du potentiel de l'intelligence artificielle dans la détection des défauts de la machine asynchrone en industrie. Par conséquent, nous nous focaliserons sur la CDC étendue, car c'est l'une des commandes, avec la CDC classique, que nous retrouvons le plus fréquemment dans la littérature.

LA CDC ÉTENDUE

Le principe de la CDC de la machine asynchrone est de déterminer les différents vecteurs de tension (les séquences de commande des interrupteurs) de l'onduleur suivant une table de commande (ou de vérité). La séquence de commande est choisie en fonction de l'information donnée par les régulateurs à hystérésis et de la position (phase du vecteur) du flux statorique. Ces correcteurs commandent l'état du système, c'est-à-dire l'amplitude (module du vecteur) du flux statorique et le couple électromagnétique, en essayant de maintenir les grandeurs du système à contrôler dans une plage d'erreur prédéfinie. Afin d'améliorer les performances de la CDC (réduire les oscillations du couple), il est recommandé que le système de contrôle (variateur) fonctionne à une fréquence de calcul élevée (d'échantillonnage) [196]. Le schéma de contrôle de la CDC est donné sur la Figure 2.57.

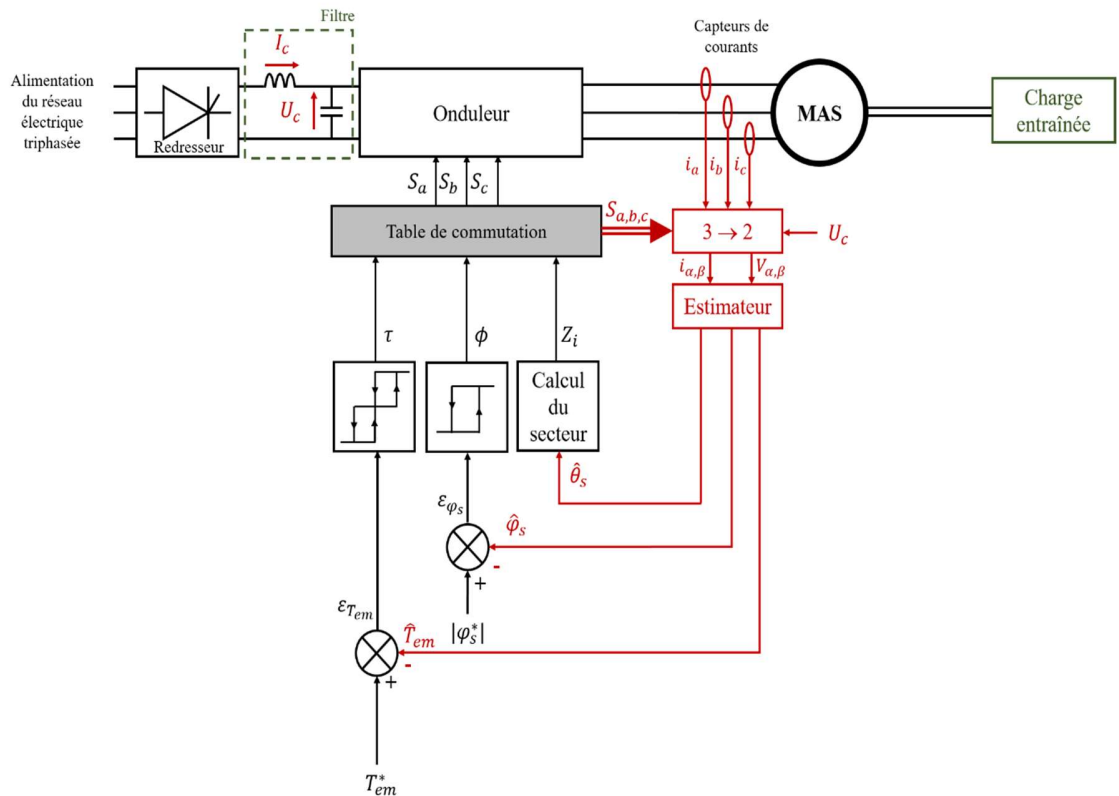


Figure 2.57 – Schéma de principe de la commande directe du couple de la machine asynchrone

Nous allons, dans la suite de cette section, décrire chacune des parties importantes qui constituent le schéma de principe de la CDC sur la Figure 2.57. Commençons par l'explication du mode de fonctionnement de l'onduleur et des différentes séquences de celui-ci.

FONCTIONNEMENT ET SÉQUENCES DE L'ONDULEUR

Le convertisseur statique le plus répandu dans l'industrie est l'onduleur de tension triphasé à deux niveaux. Il est commandé à partir de 6 grandeurs booléennes (1 ou 0) qui amorcent (ferment) ou bloquent (ouvrent) les 6 interrupteurs idéaux de celui-ci. Les trois premières grandeurs booléennes sont notées S_a , S_b et S_c et commandent

les interrupteurs du haut T_j avec $j = a, b, c$. Les trois dernières notées S'_a, S'_b et S'_c sont les valeurs complémentaires de S_a, S_b et S_c et contrôle les interrupteurs du bas T'_j avec $j = a, b, c$. En d'autres termes, l'onduleur fonctionne tel que:

- $S_j = 1$ et donc $S'_j = 0$ correspondant respectivement à T_j amorcé et T'_j bloqué,
- ou $S_j = 0$ et donc $S'_j = 1$ correspondant respectivement à T_j bloqué et T'_j amorcé.

Ce fonctionnement permet donc de fournir des tensions alternatives simples (système de tension triphasé) notées V_{a_n}, V_{b_n} et V_{c_n} (correspondant à V_{s_a}, V_{s_b} et V_{s_c}) à la machine asynchrone et modélisées mathématiquement par :

$$\begin{bmatrix} V_{a_n} \\ V_{b_n} \\ V_{c_n} \end{bmatrix} = \frac{E}{3} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_a \\ S_b \\ S_c \end{bmatrix}. \quad (2.6.1)$$

Dans la suite de l'explication, nous adoptons une représentation vectorielle des tensions d'alimentation de la machine asynchrone. Ainsi, le système de tension triphasé donné par (2.6.1) peut s'écrire sous sa représentation vectorielle dans le plan complexe d'axes α et β telle que :

$$V_s(S_a, S_b, S_c) = V_{s_\alpha} + jV_{s_\beta} = \sqrt{\frac{2}{3}} E \left[S_a + S_b e^{j\frac{2\pi}{3}} + S_c e^{j\frac{4\pi}{3}} \right]. \quad (2.6.2)$$

Comme énoncé précédemment, le principe de fonctionnement de la CDC repose sur la sélection des différents vecteurs de tension de l'onduleur suivant une table de commande. Pour un onduleur triphasé à deux niveaux, il existe 7 positions distinctes (correspondant aux 8 séquences de tension $V_s(S_a, S_b, S_c)$ que nous

noterons $\vec{V}_i(S_a, S_b, S_c)$ avec $i = 0, 1, \dots, 7$) dans le plan de phase. La Figure 2.58 illustre les vecteurs de tension de l'onduleur à deux niveaux dans un plan complexe d'axes α et β .

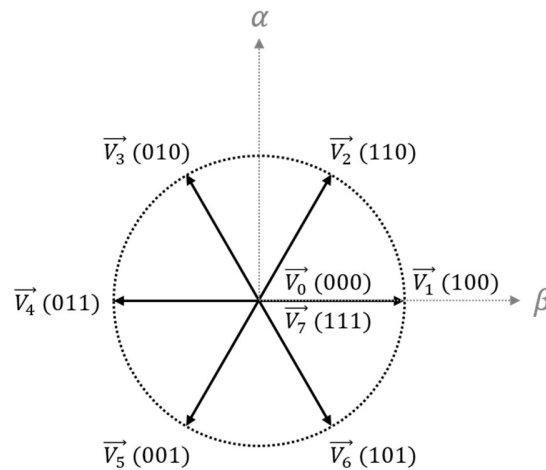


Figure 2.58 – Représentation des 8 séquences de l'onduleur de tension à deux niveaux dans un plan complexe d'axes α et β

Nous pouvons ajouter que l'utilisation des 8 vecteurs de tension de l'onduleur permet une réduction des oscillations de couple et représente la première différence avec la CDC classique qui utilise seulement 6 séquences de l'onduleur.

Ainsi, les 8 séquences de tension $\vec{V}_i(S_a, S_b, S_c)$ permettent de décrire entièrement le fonctionnement de l'onduleur et constituent toutes les possibilités du tableau de commande (voir Tableau 2.1). Puis, le vecteur choisi à chaque période de temps (fonction de la fréquence d'échantillonnage du calculateur) est déterminé en fonction des informations du couple électromagnétique, du module et de la position du flux au stator. De plus amples explications sur la sélection du vecteur de tension seront données dans la suite de cette section.

Afin de réaliser le contrôle du couple électromagnétique et du flux au stator, il nous faut avoir accès à ces grandeurs. Cependant, tel qu'illustré à la Figure 2.57, nous n'avons pas directement les informations. En effet, elles sont reconstituées à l'aide d'un estimateur que nous détaillons ci-après.

ESTIMATEUR

Nous pouvons observer sur la Figure 2.57 que seuls les courants au stator sont mesurés à l'aide de capteurs. Néanmoins, le principe de la CDC repose sur l'exploitation du vecteur de flux statorique et du couple électromagnétique de la machine asynchrone. Par conséquent, il nous faut déterminer ces grandeurs par estimation.

L'estimateur, que nous observons sur le schéma de principe de la CDC à la Figure 2.57, permet d'estimer le couple électromagnétique et le flux statorique de la machine asynchrone. Pour cela, nous utilisons les équations modélisant la machine asynchrone dans le repère fixe $\alpha\beta$. Par conséquent, le bloc de l'estimateur prendra en paramètres d'entrées les courants $i_{s\alpha}$ et $i_{s\beta}$, et les tensions $V_{s\alpha}$ et $V_{s\beta}$. N'ayant pas accès directement à ces grandeurs, il faut les calculer à partir des quantités triphasées que nous possédons.

À partir de ces grandeurs triphasées, nous pouvons obtenir les courants diphasés $i_{s\alpha}$ et $i_{s\beta}$ grâce à la transformation de Concordia donnée par (2.6.3) :

$$\begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{s_a} \\ i_{s_b} \\ i_{s_c} \end{bmatrix}. \quad (2.6.3)$$

En ce qui concerne les tensions d'alimentation de la machine $V_{s\alpha}$ et $V_{s\beta}$, elles ne peuvent pas être calculées de la même manière. En effet, aucun capteur de tension n'est présent dans le montage. Cependant, nous avons accès aux signaux de commutation S_a , S_b et S_c des interrupteurs de l'onduleur. Il suffit alors de reconstituer les tensions simples de l'onduleur triphasé à deux niveaux et d'appliquer la transformée de Concordia. Cette opération est exprimée par (2.6.4) :

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} V_{s\alpha} \\ V_{s\beta} \end{bmatrix} &= \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{s_a} \\ V_{s_b} \\ V_{s_c} \end{bmatrix} \\ &= \frac{E}{3} \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_a \\ S_b \\ S_c \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (2.6.4)$$

L'opération matricielle simplifiée de (2.6.4) donne :

$$\begin{bmatrix} V_{s\alpha} \\ V_{s\beta} \end{bmatrix} = E \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_a \\ S_b \\ S_c \end{bmatrix}. \quad (2.6.5)$$

Maintenant que nous avons toutes les entrées pour l'estimation des grandeurs nécessaires à la CDC, détaillons la procédure pour reconstituer le flux statorique et le couple électromagnétique.

Reconstitution du flux statorique

Grâce à la mesure et aux calculs des courants et à la reconstitution des tensions dans le repère fixe $\alpha\beta$, nous pouvons estimer les flux statoriques dans ce même référentiel. Pour cela, nous allons utiliser les équations (2.6.6) et (2.6.7).

$$V_{s\alpha} = R_s i_{s\alpha} + \frac{d\varphi_{s\alpha}}{dt}, \quad (2.6.6)$$

$$V_{s\beta} = R_s i_{s\beta} + \frac{d\varphi_{s\beta}}{dt}. \quad (2.6.7)$$

La première étape, afin de déterminer les équations que nous allons exploiter, est d'isoler les flux statoriques et d'intégrer celles-ci. Nous obtenons alors :

$$\varphi_{s\alpha} = \int_0^t (V_{s\alpha} - R_s i_{s\alpha}) dt, \quad (2.6.8)$$

$$\varphi_{s\beta} = \int_0^t (V_{s\beta} - R_s i_{s\beta}) dt. \quad (2.6.9)$$

La seconde étape consiste simplement à passer les équations (2.6.8) et (2.6.9) du domaine temporel au domaine fréquentiel en utilisant la transformée de Laplace. Cela nous donne les relations (2.6.10) et (2.6.11) qui permettent d'estimer les flux du stator $\hat{\varphi}_{s\alpha}$ et $\hat{\varphi}_{s\beta}$ dans le repère fixe $\alpha\beta$:

$$\hat{\varphi}_{s\alpha} = \frac{V_{s\alpha} - R_s i_{s\alpha}}{s}, \quad (2.6.10)$$

$$\hat{\varphi}_{s\beta} = \frac{V_{s\beta} - R_s i_{s\beta}}{s}. \quad (2.6.11)$$

Ces deux expressions sont celles que nous avons implémentées dans l'environnement SIMULINK. De plus, elles présentent l'avantage d'être robuste par rapport aux variations des paramètres du rotor étant donné leurs absences dans ces relations.

Le schéma de principe de la commande CDC illustré sur la Figure 2.57, nous montre qu'aucun des deux flux statoriques estimés n'est contrôlé. En effet, la grandeur commandée est le module (l'amplitude) du vecteur de flux statorique. Le vecteur de flux statorique dans le plan complexe est donné par (2.6.12) :

$$\hat{\varphi}_s = \hat{\varphi}_{s\alpha} + j\hat{\varphi}_{s\beta}, \quad (2.6.12)$$

et son module est calculé tel que :

$$|\hat{\varphi}_s| = \sqrt{\hat{\varphi}_{s\alpha}^2 + \hat{\varphi}_{s\beta}^2}. \quad (2.6.13)$$

Afin de terminer la reconstitution complète du flux statorique, nous devons exprimer la phase (l'argument du module) de celui-ci. D'autre part, la phase du flux statorique notée $\hat{\theta}_s$ constitue le paramètre dans la sélection du secteur. L'équation (2.6.14) permet d'estimer la phase du flux statorique.

$$\hat{\theta}_s = \arctan\left(\frac{\hat{\varphi}_{s\beta}}{\hat{\varphi}_{s\alpha}}\right). \quad (2.6.14)$$

Reconstitution du couple électromagnétique

Le flux statorique estimé, nous pouvons procéder à l'estimation du couple électromagnétique. Celui-ci est calculé à partir de l'équation (2.6.15) qui est exprimée

dans le repère fixe $\alpha\beta$. Nous observons qu'elle fait intervenir les flux statoriques et les courants suivant les axes α et β .

$$\hat{T}_{em} = p \left(\hat{\varphi}_{s\alpha} i_{s\beta} - \hat{\varphi}_{s\beta} i_{s\alpha} \right). \quad (2.6.15)$$

D'autre part, la qualité de l'estimation du couple électromagnétique dépend de la précédente reconstitution des flux statoriques et de la précision des mesures des courants.

CHOIX DU VECTEUR DE TENSION

La séquence de tension de l'onduleur est choisie à partir d'une table des commandes préétablie et constituée des 8 vecteurs de tension (voir Tableau 2.1). Pour ce faire, trois paramètres sont nécessaires. Le premier est un paramètre issu du correcteur de flux que nous noterons ϕ . Le second est fourni par le régulateur à hystérésis contrôlant le couple électromagnétique et noté τ . Le dernier des paramètres appartient au secteur déterminé grâce à la phase du vecteur du flux statorique $\hat{\theta}_s$, et il sera symbolisé par Z_i avec $i = 1, 2, \dots, 6$ correspondant à l'indice de la zone.

Régulateur de flux statorique

Comme illustré sur la Figure 2.59, l'erreur ε_{φ_s} calculée entre le flux statorique de référence et estimée telle que :

$$\varepsilon_{\varphi_s} = \varphi_s^* - |\hat{\varphi}_s|, \quad (2.6.16)$$

est injectée dans un régulateur à hystérésis à deux niveaux.

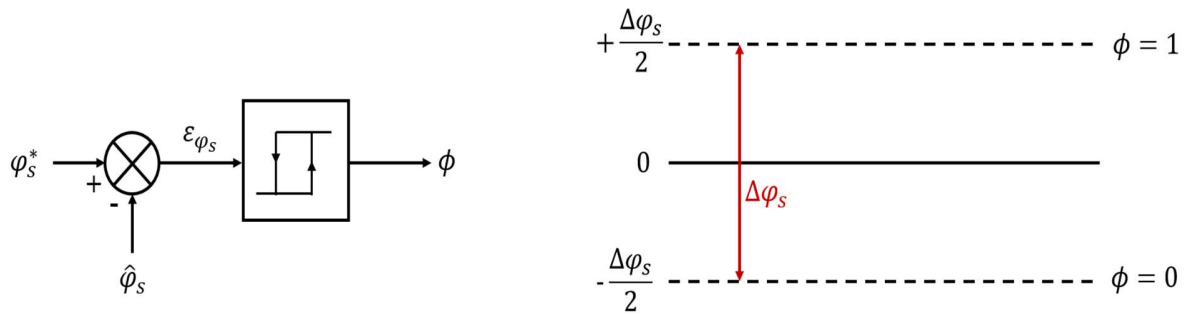


Figure 2.59 – Régulateur à hystérésis à deux niveaux pour le contrôle du flux au stator en fonction de sa consigne à suivre

L'objectif de celui-ci est de maintenir l'extrémité du vecteur (module) du flux statorique dans une zone bornée (largeur de bande de l'hystérésis $\Delta\varphi_s$) autour de la consigne du flux en générant une variable booléenne (consigne de commande) ϕ . Ainsi, pour $\phi = 1$, l'amplitude du flux doit alors être augmentée ($\varphi_s^* - |\hat{\varphi}_s| > 0$). Inversement, pour $\phi = 0$, le module du flux doit être diminué ($\varphi_s^* - |\hat{\varphi}_s| < 0$). La Figure 2.60 illustre le principe de fonctionnement de ce correcteur à hystérésis pour le flux statorique.

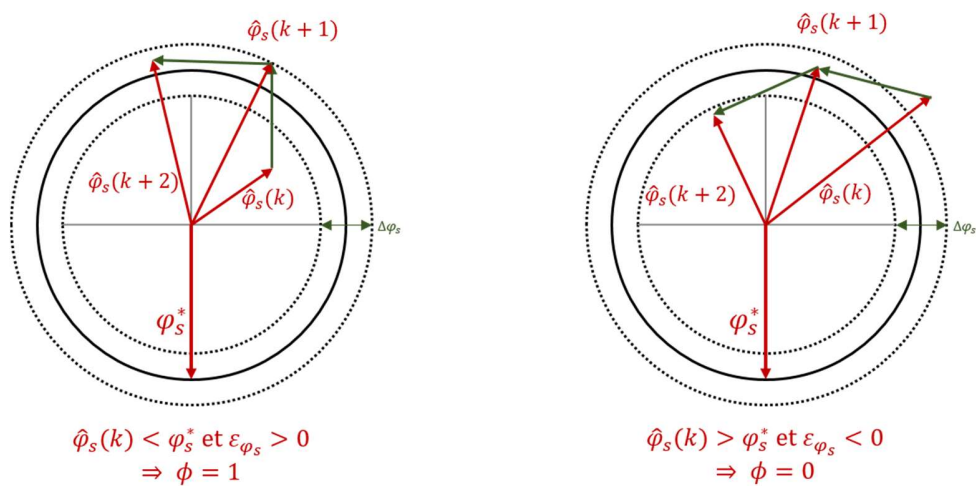


Figure 2.60 – Principe du contrôle du flux au stator grâce au régulateur à hystérésis à deux niveaux

Régulateur du couple électromagnétique

Le correcteur à hystérésis du couple électromagnétique à la même fonction que celui du flux statorique, c'est-à-dire maintenir le couple dans une largeur de bande d'hystérésis ΔT_{em} . Comme précédemment, l'erreur $\varepsilon_{T_{em}}$ entre le couple électromagnétique de référence et estimé telle que :

$$\varepsilon_{T_{em}} = T_{em}^* - \hat{T}_{em}, \quad (2.6.17)$$

est injectée dans un régulateur à hystérésis à deux niveaux. Cependant, il existe également un contrôleur à hystérésis à trois niveaux, très utile pour les applications où le couple est positif et négatif. C'est celui que nous utilisons dans ce travail de recherche.

Ce correcteur diffère légèrement de celui à deux niveaux. En effet, il n'y a plus deux valeurs de sortie, mais trois états. Cette consigne de commande que nous notons τ peut prendre les valeurs 1 pour augmenter le couple dans le cas d'une consigne positive et -1 pour une consigne négative. Et la valeur 0 est pour diminuer le couple.

SÉLECTEUR DE ZONE

La dernière étape afin de choisir le vecteur de tension à appliquer consiste en la détermination de la zone Z_i avec $i = 1, 2, \dots, 6$ dans laquelle se trouve la position (phase) du vecteur du flux statorique. Le plan complexe du flux est distribué en six secteurs égaux en taille tels qu'illustrés sur la Figure 2.61.

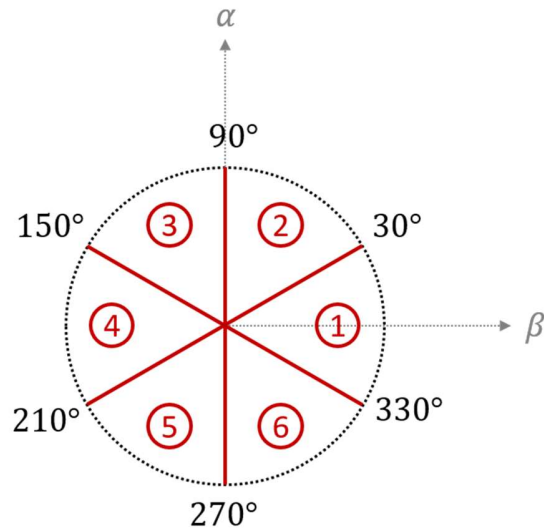


Figure 2.61 – Distribution en six secteurs égaux de 60° du plan complexe de la phase du vecteur du flux statorique

Finalement, en utilisant les variables logiques ϕ et τ , et le secteur Z_i , nous pouvons déterminer la séquence de contrôle des interrupteurs de l'onduleur suivant la table de vérité (voir Tableau 2.1).

Table des vecteurs de tension

La table de vérité des vecteurs de tension a été développée à l'aide des différentes variables (consignes) ϕ , τ et Z_i issues des régulateurs à hystérésis et du sélecteur de zone. Elle contient l'ensemble des vecteurs de tension de l'onduleur à deux niveaux. Ainsi, les variables permettent de choisir les commutations des interrupteurs du convertisseur à imposer. Le Tableau 2.1 montre la table de commutation que nous exploitons dans cette CDC.

Évidemment, ce n'est pas la seule table existante. Il existe d'autres tables de vérité telles que la stratégie de contrôle avec un comparateur à deux niveaux (pour le

couple électromagnétique), avec ou sans séquences nulles ou la commande directe à deux tables [196]. Néanmoins, la table du Tableau 2.1 inclue les séquences de tensions nulles \vec{V}_0 et \vec{V}_7 , et a été développée pour un comparateur à hystérésis à trois niveaux (pour le couple électromagnétique).

Maintenant que la CDC de la machine asynchrone a été expliquée, nous pouvons procéder à sa simulation en y intégrant un correcteur PI pour réguler la vitesse comme illustrée sur la Figure 2.62.

Tableau 2.1 – Table de commutation des vecteurs de tension du convertisseur

ϕ	τ	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4	Z_5	Z_6
$\phi = 1$	$\tau = 1$	\vec{V}_2	\vec{V}_3	\vec{V}_4	\vec{V}_5	\vec{V}_6	\vec{V}_1
	$\tau = 0$	\vec{V}_7	\vec{V}_0	\vec{V}_7	\vec{V}_0	\vec{V}_7	\vec{V}_0
	$\tau = -1$	\vec{V}_6	\vec{V}_1	\vec{V}_2	\vec{V}_3	\vec{V}_4	\vec{V}_5
$\phi = 0$	$\tau = 1$	\vec{V}_3	\vec{V}_4	\vec{V}_5	\vec{V}_6	\vec{V}_1	\vec{V}_2
	$\tau = 0$	\vec{V}_0	\vec{V}_7	\vec{V}_0	\vec{V}_7	\vec{V}_0	\vec{V}_7
	$\tau = -1$	\vec{V}_5	\vec{V}_6	\vec{V}_1	\vec{V}_2	\vec{V}_3	\vec{V}_4

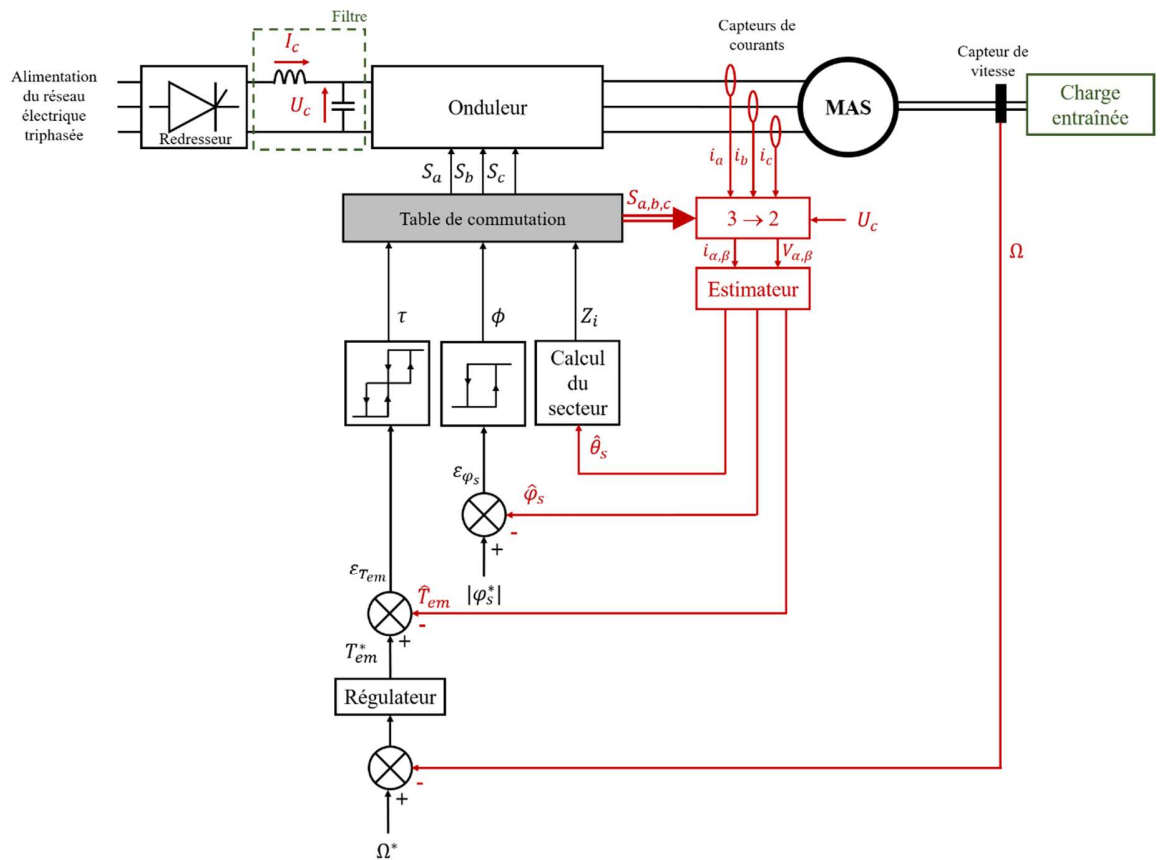


Figure 2.62 – Schéma de principe de la commande directe du couple de la machine asynchrone avec un asservissement de vitesse

Les informations de la simulation sont données en Annexes I. Comme pour les commandes scalaire et vectorielle, nous avons appliqué une consigne de vitesse en y ajoutant une charge résistive variable à partir de $t = 1.5$ seconde.

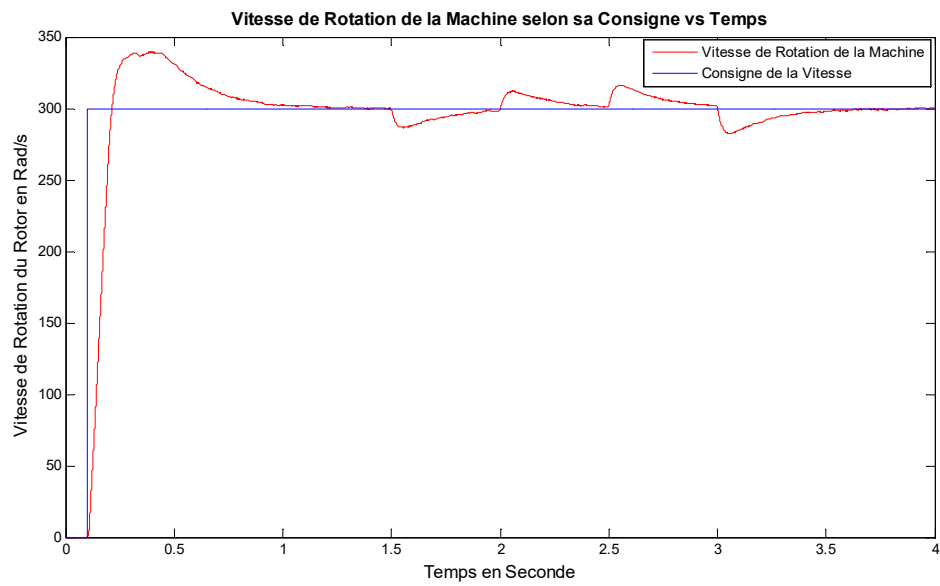


Figure 2.63 – Asservissement de la vitesse de rotation de la machine asynchrone commandée avec une commande directe du couple pour une vitesse et un couple variables

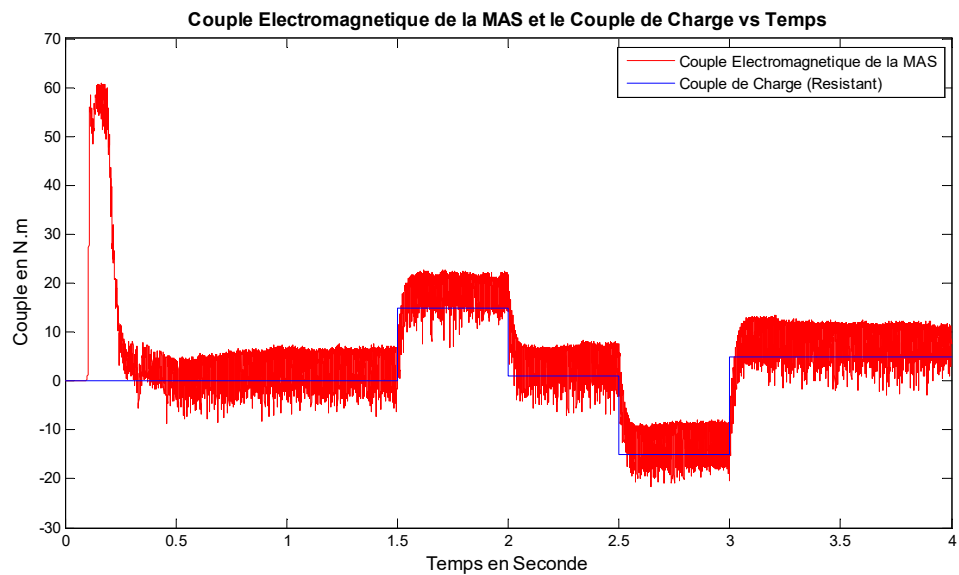


Figure 2.64 – Comportement du couple électromagnétique en fonction du couple résistant pour un asservissement de la vitesse de rotation de la machine asynchrone commandée avec une commande directe du couple pour une vitesse et un couple variables

2.6.3 AUTRES MÉTHODES DE CALCUL DE LA COMMANDE DE LA MACHINE ASYNCHRONE

Les différentes commandes données précédemment ne sont pas les seuls moyens pour exploiter la machine asynchrone dans des applications à vitesse et couple variables. En effet, depuis les années 1980, il est possible de concevoir des commandes en fonction des objectifs recherchés. L'objectif de cette thèse n'étant pas directement lié aux synthèses de commande du moteur à induction, nous ne citerons que quelques exemples connus. Les commandes suivantes reposent sur une représentation dans l'espace d'états des équations de la machine asynchrone.

Lorsqu'il existe des incertitudes fréquentielles, il est possible de réaliser une commande par la méthode Linéaire Quadratique (LQ) [197] qui cherche à déterminer la matrice de gain K_c du système d'état en minimisant le critère quadratique (2.6.18) :

$$J = \int_0^{\infty} (z^T Q z + u^T R u) dt = \int_0^{\infty} (x^T Q_x x + u^T R u) \quad (2.6.18)$$

où J représente le critère quadratique, Q , Q_x et R sont les matrices de pondération (satisfaisant certaines conditions).

Nous avons aussi, la synthèse de commande Linéaire Quadratique Gaussienne (LQG) [198] qui permet de calculer une matrice de gain K_c sans avoir une connaissance complète du vecteur d'état et avec la présence de bruit blanc Gaussien.

Il existe également la synthèse de commande H_{∞} (souvent appelé commande robuste) [199] présentant de fortes similarités avec la commande LQG, mais est

différente. En effet, le problème de base H_∞ est de rejeter les perturbations pour rester stables.

2.6.4 CONCLUSION

L'état de l'art succinct des commandes de la machine asynchrone est très important dans ce projet de recherche, car elles mettent en défaut la méthode du MCSA dans des applications où la vitesse et le couple sont variables (ex : éolienne). En effet, les commandes modifient la fréquence d'alimentation de la machine asynchrone, et comme présenté dans la Section 0, les caractéristiques fréquentielles des différents défauts sont fonction de la pulsation des tensions d'alimentation.

Dans ce projet de recherche, nous exploiterons la CDC dans l'étude de la détection des défauts de la machine asynchrone. De surcroît, nous privilégierons des méthodes d'extraction de caractéristiques reposant sur des propriétés géométriques.

2.7 CONCLUSION

Ce Chapitre 2 a présenté un tour d'horizon des travaux se faisant dans le diagnostic des défauts de la machine asynchrone.

En résumé, nous exploiterons dans notre projet de thèse les modélisations mathématiques de la machine asynchrone et de ses défauts. Ils permettent de mettre rapidement en place une stratégie de reconnaissance à moindre coût. En effet, les simulations des différentes anomalies avec des degrés de sévérité divers pour des moteurs de puissances variées remplacent un nombre conséquent de machines à acheter

et à modifier. Ainsi, du temps et principalement de l'argent pourront être sauvés. Ensuite, l'identification des paramètres moteurs à l'aide d'algorithmes génétiques semble être la piste la plus adéquate afin de réaliser une solution de reconnaissance adaptable (selon la puissance du moteur) tout en faisant intervenir le moins possible l'opérateur de maintenance. De plus, cette famille d'algorithmes présente l'avantage d'être une méthode d'optimisation globale contrairement aux approches d'optimisation par l'estimation du gradient. Dans la suite de ce Chapitre 2, les outils qui permettent l'extraction de caractéristiques ont été présentés. Les descriptions des méthodes spectrales, en passant par les approches énergétiques, et en allant jusqu'à l'exploitation géométrique des différentes représentations des courants montrent que ces deux dernières sont intéressantes, car elles permettent de minimiser les erreurs d'approximations et le nombre de caractéristiques. De surcroît, leur complexité computationnelle est minime ce qui donne une chance à une implémentation dans une solution portable à faible coût. Pour finir, les algorithmes de classification ont été décrits et leurs utilisations ne semblent pas trop limitées dans le cas d'un faible nombre de classes. Cependant, dans le cas d'un grand nombre de classes, leur performance va diminuer de manière significative. Ainsi, il est sans doute nécessaire d'exploiter la notion hiérarchique appliquée à ceux-ci.

Cet état de l'art permet d'observer les forces et les faiblesses des approches existantes et ainsi de mettre en place une méthodologie, décrite dans le Chapitre 3, afin de mener à bien ce projet de recherche.

CHAPITRE 3

IDENTIFICATION DES PARAMÈTRES DE LA MACHINE ASYNCHRONE

3.1 INTRODUCTION

La connaissance des paramètres de la machine asynchrone (résistances, inductances,...) est aujourd'hui devenue une nécessité pour les industriels et les chercheurs dans l'intérêt d'optimiser les performances des systèmes de production (ex. : enroulement-déroulement de bandes, générateur éolien). En effet, des valeurs précises de cette machine permettent d'améliorer l'asservissement des grandeurs de celle-ci dans des applications à vitesse et couple variable, de gérer la consommation d'énergie de la meilleure manière possible, et de prédire les défauts de la machine asynchrone avec la plus grande efficacité.

Ces besoins peuvent être donnés par la prédiction du comportement de la machine asynchrone. Pour ce faire, les paramètres du moteur doivent être estimés le plus précisément possible. Deux approches majeures existent afin d'obtenir ces

paramètres. La première repose sur des techniques *off-line* comme des moyens de mesures externes ou des algorithmes d'optimisation [30, 75, 84]. La seconde est basée sur des approches *on-line* telles que la méthode des moindres carrés récursifs ou encore le filtre de Kalman étendu [79, 80].

Dans cette thèse, nous nous sommes concentrés sur les algorithmes d'optimisation pour l'estimation des paramètres, et plus particulièrement sur les algorithmes génétiques. Ces algorithmes (AGs ou *Genetic Algorithms – GAs*) ont déjà prouvé leur efficacité dans le domaine de l'optimisation et de l'identification [200, 201].

Présentés dans la Section 2.3 de cet ouvrage, les algorithmes génétiques font partie de la famille des algorithmes évolutionnaires. Ils sont actuellement les algorithmes les plus utilisés de cette famille et reposent sur la théorie de l'évolution décrite par Charles Darwin dans [90]. L'avantage principal des AGs est leur efficacité à trouver une solution à des problèmes d'optimisation complexes grâce, en partie, aux méthodes stochastiques et en évitant les minimums locaux (voir Section 2.3). De surcroît, aucune estimation de la dérivée de la fonction objective n'est nécessaire contrairement aux algorithmes d'optimisation traditionnels (ex. : méthode du gradient). De ce fait, avec l'augmentation de la puissance computationnelle des ordinateurs, les algorithmes génétiques sont devenus très populaires pour les problèmes d'optimisation.

Nous retrouvons dans la littérature les AGs mono et multi-objectifs, et l'algorithme d'optimisation par essaims particulaires (*Particle Swarm Optimisation – PSO*) pour l'estimation des paramètres de la machine asynchrone. Dans différents travaux [86, 202, 203], les chercheurs assurent que *PSO* est plus efficace dans le

processus d'identification que les AGs. Néanmoins, le manque d'informations sur les travaux rend cette conclusion invraisemblable et la différence entre les algorithmes génétiques et *PSO* indéterminée.

Nous proposons dans ce travail de recherche un modèle de boîte noire afin de répondre au besoin de l'identification des paramètres de la machine asynchrone. Cette approche repose sur les algorithmes de recherche stochastique. Les modèles mathématiques de la machine asynchrone que nous avons exploitée sont ; celui possédant 5 paramètres et issu de la transformation de Park de la modélisation triphasée (l'obtention de ces équations est donnée en Annexes VI), et celui reposant sur 9 paramètres et présenté à la Section 2.2. Le premier modèle est très utilisé dans les études de la commande du moteur à induction. De plus, il permettra d'observer l'efficacité de l'approche d'estimation des paramètres proposée dans cette thèse. Le second est exploité pour la simulation des défauts de court-circuit entre spires au stator et fournirait une appréciation sur la faisabilité de la première étape de la solution imaginée. De plus, une comparaison est réalisée entre un AG mono-objectif et deux AGs multi-objectifs, à savoir le très connu NSGA II (présenté en Annexe V) et le nouveau Theta-NSGA III (ou θ -NSGA III). L'exploitation du principe de l'optimisation multi-objectifs, nous offre une plus grande diversité des solutions nécessaires dans l'estimation des paramètres de la machine asynchrone. La conception des fonctions objectives proposées dans ce travail de recherche permet d'apprécier les résultats comme ceux d'un AG mono-objectif grâce à la sommation des valeurs numériques de chaque objectif. Les résultats montrent que le nouvel algorithme génétique θ -NSGA III donne la meilleure estimation des paramètres de la machine

asynchrone. Cette conclusion est appuyée à l'aide de trois ensembles de paramètres différents pour le premier modèle (5 paramètres) et une seule série de valeurs pour la seconde modélisation (9 paramètres). L'étude présentée dans ce chapitre a fait l'objet de plusieurs contributions scientifiques publiées dans des conférences et un journal [28-30].

Ce chapitre est organisé comme suit : tout d'abord, la Section 3.2 présente le modèle du système de la boîte noire comprenant les modélisations des moteurs et les algorithmes génétiques utilisés. Puis, la Section 3.3 décrit les conditions des tests que nous avons réalisés. Pour finir, les sections 3.4 et 3.5 donnent les résultats issus de notre projet de recherche, une analyse de ceux-ci et la conclusion dans l'identification des paramètres de la machine asynchrone avec ses travaux futurs.

3.2 DESCRIPTION DU MODÈLE D'IDENTIFICATION DES PARAMÈTRES

Le processus d'identification utilise le principe de la modélisation d'une boîte noire. Cette approche repose sur un système physique (machine asynchrone, pompe...), possédant des paramètres de valeur inconnue, et une représentation mathématique de celui-ci. De surcroît, les conditions initiales du système (alimentation électrique, composants chimiques...) doivent être connues préalablement afin de simuler, grâce à la modélisation, son comportement. Puis, les données générées par le modèle mathématique (ex. : vitesse, température) sont comparées avec ceux du système réel. La comparaison s'effectue à l'aide d'un critère qui définira la fonction objective utilisée

par l'algorithme génétique. Il existe plusieurs critères comme l'erreur quadratique moyenne (*Mean Square Error – MSE*) et l'erreur absolue moyenne (*Mean Absolute Error – MAE*). Ensuite, l'algorithme d'optimisation opère afin de générer itérativement les paramètres nécessaires pour la simulation du modèle jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt ait été rencontré.

Dans notre cas d'étude, le système de boîte noire est composé du moteur à induction réel (physique) qui est comparé au modèle mathématique de la machine à induction. Plus spécifiquement, les données du signal de la vitesse de rotation du rotor fournies à partir d'un capteur (codeur incrémental, tachymètre...) sont comparées avec le signal de la vitesse généré par le modèle mathématique de la machine asynchrone. Cependant, afin de réaliser l'identification des paramètres, le système de la boîte noire doit connaître les paramètres d'alimentation (tension, fréquence) utilisés par la machine réelle. Ces informations permettent de simuler, avec les mêmes conditions d'alimentation, le modèle mathématique. Ensuite, le système d'identification calcule l'erreur quadratique moyenne (*MSE*) entre les signaux réel et prédit de la vitesse de rotation mécanique. Pour finir, par un processus itératif, l'algorithme génétique minimise la fonction objective définie par le critère *MSE*, puis il crée de nouveaux vecteurs (séries de valeurs) $[X]$ sous différentes contraintes.

Les sous-sections suivantes décrivent les modèles mathématiques du moteur à induction et les algorithmes génétiques utilisés dans le processus d'identification des paramètres de la machine asynchrone.

3.2.1 LES MODÈLES DE LA MACHINE ASYNCHRONES

Les deux modèles de la machine asynchrone que nous utiliserons dans l'identification des paramètres sont décrits brièvement ci-après. Pour les différencier dans la suite de ce chapitre, Moteur 1 et Moteur 2 permettront de les définir.

Dans la Section 2.2, les équations générales de la machine asynchrone qui permettent de modéliser et de simuler son comportement dynamique ont déjà été données. Celles-ci sont les expressions (2.2.1)-(2.2.2) et (2.2.11)-(2.2.13).

Néanmoins, le modèle 1 de la machine asynchrone contient seulement 5 paramètres différents issus de la transformation de Park des équations (2.2.1)-(2.2.2) et (2.2.11)-(2.2.13) et des matrices (2.2.3)-(2.2.10). Ce modèle particulier est bien connu en industrie et en recherche [204], car il est très souvent utilisé dans l'étude de la commande du moteur à induction. La transformation de Park consiste à transformer un référentiel de trois dimensions (a, b, c) en un repère diphasé (d, q) . Par conséquent, nous aurons deux équations pour le stator et le rotor au lieu de trois équations. La démarche afin d'obtenir les équations et les matrices de la machine asynchrone dans le repère diphasé et lié au référentiel du stator est donnée en Annexes VI. Nous avons donc :

$$\begin{bmatrix} v_{sd} \\ v_{sq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 \\ 0 & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \phi_{sd} \\ \phi_{sq} \end{bmatrix}, \quad (3.2.1)$$

$$\begin{bmatrix} v_{rd} \\ v_{rq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_r & 0 \\ 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{rd} \\ i_{rq} \end{bmatrix} + \dot{\theta}_r \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{rd} \\ \phi_{rq} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \phi_{rd} \\ \phi_{rq} \end{bmatrix}, \quad (3.2.2)$$

$$\begin{bmatrix} \phi_{sd} \\ \phi_{sq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{sc} & 0 \\ 0 & L_{sc} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \end{bmatrix} + M_{sr} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{rd} \\ i_{rq} \end{bmatrix}, \quad (3.2.3)$$

$$\begin{bmatrix} \phi_{rd} \\ \phi_{rq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{rc} & 0 \\ 0 & L_{rc} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{rd} \\ i_{rq} \end{bmatrix} + M_{sr} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \end{bmatrix}, \quad (3.2.4)$$

$$T_{em} = \frac{pM_{sr}}{L_{rc}} (\phi_{rd} i_{sq} - \phi_{rq} i_{sd}), \quad (3.2.5)$$

$$\frac{d\Omega_m}{dt} = \frac{1}{J} (T_{em} - T_{re} - f_{vis}\Omega_m), \quad (3.2.6)$$

$$\frac{d\theta_m}{dt} = \Omega_m, \quad (3.2.7)$$

où les indices "s" et "r" dénotent respectivement les grandeurs liées au stator et au rotor, i_{nd} et i_{nq} sont respectivement les courants du stator et du rotor sur les axes d et q , v_{nd} et v_{nq} correspondent aux tensions du stator et du rotor des axes du repère (d, q) , ϕ_{nd} et ϕ_{nq} représentent les flux sur les axes d et q avec $n = "s"$ ou $"r"$. Puis, L_{sc} et L_{rc} correspondent successivement à l'inductance propre cyclique du stator et du rotor avec $L_{sc} = \frac{3}{2}L_{ms} + L_{fs}$ et $L_{rc} = \frac{3}{2}L_{mr} + L_{fr}$, M_{sr} est l'inductance mutuelle telle que $M_{sr} = \frac{2}{3}L_m$, et pour finir, θ_r correspond à la pulsation des courants rotoriques.

Finalement, le vecteur des paramètres $[X_1]$ du Moteur 1 (5 paramètres) est donné par la relation (3.2.8) :

$$[X_1] = [R_s, L_{sc}, R_r, L_{rc}, M_{sr}]. \quad (3.2.8)$$

En ce qui concerne le modèle 2 que nous utiliserons pour l'estimation des paramètres de la machine asynchrone, les équations (2.2.1)-(2.2.2) et (2.2.11)-(2.2.13)

et les matrices (2.2.3)-(2.2.10) seront directement exploitées telles quelles. De plus, l'inertie J du rotor et le coefficient de friction f_{vis} sont ajoutés au vecteur $[X_2]$ du Moteur 2 afin d'atteindre 9 paramètres à identifier. Ce vecteur est :

$$[X_2] = [R_s, L_{ms}, L_{ls}, R_r, L_{mr}, L_{lr}, L_m, J, f_{vis}]. \quad (3.2.9)$$

Il est important de noter que ce dernier vecteur de paramètres est exploité pour la première fois dans l'identification des paramètres de la machine asynchrone avec des algorithmes génétiques.

3.2.2 LES ALGORITHMES GÉNÉTIQUES

Le principe des algorithmes génétiques (AGs) mono et multi-objectifs a déjà été bien présenté dans la Section 2.3. Par conséquent, nous irons directement à l'essentiel dans cette sous-section.

Les trois algorithmes génétiques exploités dans l'identification des paramètres de la machine asynchrone sont un AG classique, c'est-à-dire mono-objectif, le très connu NSGA II (Annexe V) et le nouveau θ -NSGA III.

L'algorithme génétique classique que nous avons implémenté dans l'environnement MATLAB afin d'estimer les paramètres de la machine asynchrone suit les opérations de base que nous rencontrons le plus souvent dans la littérature. L'Algorithme 3.1 donne les étapes essentielles de l'AG classique. En ce qui concerne les algorithmes multi-objectifs, NSGA II est décrit en Annexe V, et pour le nouvel algorithme θ -NSGA III, nous le présentons ci-après.

Entrés : Paramètres de l'AG

Sortie : Meilleur individu

Générer aléatoirement les N individus de la population initiale P_0

Vérifier que les individus de P_0 respectent les fonctions de contraintes

Do

Évaluer le score chacun des individus de la population P_i
avec la fonction objective

$$Q_i = P_{i-1} \cup P_i$$

Trier l'ensemble Q_i

Stocker les meilleurs individus (jusqu'à ce que la taille de la population P est atteinte) de la population triée Q_i dans l'archive

If un des critères d'arrêt est vraie

 | Arrêter le processus de l'AG

 | Retourner le meilleur individu (solution)

Else

For $j=1 : n : N$

 | *Sélection* : sélection des individus Parents

If condition du « *Crossover* » est satisfaite

 | Réaliser le « *crossover* » pour générer les Enfants

End

If condition de la « *Mutation* » est satisfaite

 | Réaliser la mutation pour générer les individus
 | Enfants

end

 Insérer les Enfants dans la nouvelle population P_{i+1} et
 vérifier qu'ils respectent les fonctions de contraintes

end

End

While Critères d'arrêt sont faux

Algorithme 3.1 – Pseudocode de l'algorithme génétique mono-objectif implémenté

θ -NSGA III proposé par Yuan et al. [23] est une version améliorée du NSGA III [205], lui-même étant une version avancée du NSGA II. Plus précisément, dans NSGA III, la *crowding* distance de NSGA II est remplacée par une approche de *clustering* reposant sur la distribution de points de référence d'un hyper plan. Dans θ -NSGA III, la procédure utilisée génère automatiquement les points de référence pour la domination de l'hyper plan. De plus, les étapes de normalisation et de *clustering* sont améliorées en termes de complexité. Pour finir, la grande différence réside dans la définition pour la dominance. En effet, NSGA III continue d'exploiter la définition de la dominance au sens de Pareto, alors que dans θ -NSGA III, une nouvelle dominance fait son apparition. Elle est appelée θ -dominance. Celle-ci permet de gérer facilement un nombre d'objectifs significatif (supérieur à 4) et d'augmenter la diversité parmi les individus de la population tout en faisant converger les fonctions objectives. Le pseudocode de l'algorithme du θ -NSGA III est donné par l'Algorithme 3.2.

Entrés : Paramètres de l'AG

Sortie : Front de Pareto optimal

Générer K points de référence en fonction du nombre d'objectifs

Générer aléatoirement les N individus de la population initiale P_0

Vérifier que les individus de P_0 respectent les fonctions de contraintes

Initialiser le point idéal pour le processus de normalisation

Évaluer les scores pour chacun des individus de la population P_0 avec les fonctions objectives

Do

Créer la population Enfant Q_i à partir de la population P_i

Évaluer les scores pour chacun des individus de la population Q_i avec les fonctions objectives

Mettre à jour le point idéal à partir de la population Enfant Q_i

$$R_i = P_i \cup Q_i$$

```

Normaliser la population  $R_i$  avec les points de référence
Grouper la population  $R_i$  avec les points de référence en
différentes classes
Trier la population  $R_i$  en fonction des classes dans différents
fronts en utilisant la définition de la  $\theta$ -dominance
Créer une population vide  $P_{i+1}$ 
Initialiser  $j = 1$ 
While  $|P_{i+1}| + |F_j| \leq N$ 
do
    Insérer dans  $P_{i+1}$  les individus du front  $F_j$ 
    Incréments  $j = j + 1$ 
End While
Réaliser une insertion aléatoire des individus de  $F_j$  pour
completer la population  $P_{i+1}$  de  $N$  individus

```

While Critères d'arrêt sont faux

Algorithme 3.2 – Pseudocode de l'algorithme génétique multi-objectifs θ -NSGA III

De plus amples détails pour la θ -dominance sont donnés dans [23]. De plus, nous avons choisi d'utiliser respectivement le *simulated binary crossover (SBX)* et le *polynomial mutation* pour les opérations de croisement et de mutation.

3.3 CONDITIONS DES TESTS RÉALISÉS

Dans cette section, nous allons présenter les conditions d'opération de l'identification des paramètres de la machine asynchrone en décrivant d'abord les fonctions de coût (objectives) utilisées. Puis, nous décrirons les fonctions de contraintes afin de restreindre l'espace de recherche (région viable où il y a toutes les solutions admissibles). Pour finir, les paramètres de réglage des AGs seront définis sous forme de tableau.

3.3.1 LES FONCTIONS OBJECTIVES

Au regard des trois algorithmes génétiques que nous avons décidé d'exploiter dans ce travail de recherche, c'est-à-dire un AG mono-objectif et deux AGs multi-objectifs, il a donc été nécessaire de définir trois types de fonctions de coût pour l'identification des paramètres du moteur à induction. De plus, décrits précédemment dans la Section 4, les signaux réel et prédit sont donnés par les vitesses de rotation mécanique du rotor de la machine. Ainsi, l'AG classique, NSGA II et θ -NSGA III auront respectivement les fonctions objectives exprimées par les relations (3.3.1), (3.3.2) et (3.3.3) telles que :

$$MSE_{SO} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (|\Omega_{m_i}| - |\hat{\Omega}_{m_i}|)^2, \quad (3.3.1)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} MSE_{TS} = \frac{1}{N_{95}} \sum_{i=1}^{N_{95}} (|\Omega_{m_i}| - |\hat{\Omega}_{m_i}|)^2 \\ MSE_{SS} = \frac{1}{n - (N_{95} + 1)} \sum_{i=N_{95}+1}^n (|\Omega_{m_i}| - |\hat{\Omega}_{m_i}|)^2 \end{array} \right. \quad (3.3.2)$$

et

$$\left\{ \begin{array}{l} MSE_1 = \frac{1}{N_{20}} \sum_{i=1}^{N_{20}} (|\Omega_{m_i}| - |\hat{\Omega}_{m_i}|)^2 \\ MSE_2 = \frac{1}{N_{40} - (N_{20} + 1)} \sum_{i=N_{20}+1}^{N_{40}} (|\Omega_{m_i}| - |\hat{\Omega}_{m_i}|)^2 \\ MSE_3 = \frac{1}{N_{60} - (N_{40} + 1)} \sum_{i=N_{40}+1}^{N_{60}} (|\Omega_{m_i}| - |\hat{\Omega}_{m_i}|)^2, \\ MSE_4 = \frac{1}{N_{80} - (N_{60} + 1)} \sum_{i=N_{60}+1}^{N_{80}} (|\Omega_{m_i}| - |\hat{\Omega}_{m_i}|)^2 \\ MSE_5 = \frac{1}{N_{100} - (N_{80} + 1)} \sum_{i=N_{80}+1}^{N_{100}} (|\Omega_{m_i}| - |\hat{\Omega}_{m_i}|)^2 \end{array} \right. \quad (3.3.3)$$

où MSE_{SO} (*Mean Square Error*) est la fonction objective de l'AG classique, n dénote le nombre total d'échantillons des signaux, Ω_m et $\widehat{\Omega}_m$ correspondent aux vitesses de rotation mécaniques réelle et prédite du rotor. MSE_{TS} et MSE_{SS} sont respectivement les fonctions objectives du NSGA II pour l'état transitoire et permanent dont la frontière entre les deux états est définie par le temps de montée à 95% de la valeur finale de la vitesse, N_{95} est le nombre d'échantillons jusqu'au temps de montée à 95% de la valeur finale du système, MSE_i avec $i = 1, 2, \dots, 5$ représentent les fonctions objectives du θ -NSGA III calculées à l'aide du critère MSE. Pour finir, N_j correspond au nombre d'échantillons contenu dans la partie du signal utilisé avec j étant le pourcentage d'échantillons.

Le principal avantage des fonctions objectives pour NSGA II et θ -NSGA III est qu'elles sont définies à partir du même signal. Ainsi, par une simple opération de sommation sur celles-ci, les performances des différents AGs exploités peuvent être facilement comparées comme plusieurs algorithmes génétiques mono-objectifs.

3.3.2 LES FONCTIONS DE CONTRAINTES ET PARAMÈTRES DES AGs

L'étude proposée dans cette thèse comprend trois ensembles différents de valeurs des paramètres pour le Moteur 1 et une seule série de valeurs pour le Moteur 2. Pour rappel, les paramètres du Moteur 1 que nous voulons identifier sont donnés par le vecteur (3.2.8). Les trois ensembles de valeurs pour le modèle 1 de la machine asynchrone sont :

$$[X_{1,1}] = [1, 0.191, 0.93, 0.0158, 0.052],$$

$$[X_{1,2}] = [1.85, 0.191, 2.65, 0.0158, 0.052],$$

$$\text{et } [X_{1,3}] = [2.58, 0.305, 1.75, 0.245, 0.271].$$

Les fonctions de contraintes accompagnant leurs estimations (des vecteurs $[X_{1,i}]$ avec $i = 1,2,3$) sont exprimées par les inégalités (3.3.4)-(3.3.6). Plus spécifiquement, les systèmes d'inéquations ci-dessous limitent l'espace de recherche des algorithmes génétiques afin de cibler avec une plus grande précision l'identification des paramètres de la machine asynchrone.

$$g_{M_{1,1}}(x) = \begin{cases} g_1(x) \\ g_2(x) \\ g_3(x) \\ g_4(x) \\ g_5(x) \end{cases} = \begin{cases} 0.8 \leq R_s \leq 1.2 \\ 0.0005 \leq L_s \leq 0.5 \\ 0.8 \leq R_r \leq 1.2 \\ 0.0005 \leq L_r \leq 0.2 \\ 0.0005 \leq M \leq 0.2 \end{cases}, \quad (3.3.4)$$

$$g_{M_{1,2}}(x) = \begin{cases} g_1(x) \\ g_2(x) \\ g_3(x) \\ g_4(x) \\ g_5(x) \end{cases} = \begin{cases} 1.6 \leq R_s \leq 2 \\ 0.1 \leq L_s \leq 0.5 \\ 2.4 \leq R_r \leq 2.8, \\ 0.1 \leq L_r \leq 0.5 \\ 0.1 \leq M \leq 0.5 \end{cases} \quad (3.3.5)$$

$$g_{M_{1,3}}(x) = \begin{cases} g_1(x) \\ g_2(x) \\ g_3(x) \\ g_4(x) \\ g_5(x) \end{cases} = \begin{cases} 2.2 \leq R_s \leq 2.8 \\ 0.0005 \leq L_s \leq 0.5 \\ 1.5 \leq R_r \leq 3.1 \\ 0.0005 \leq L_r \leq 0.5 \\ 0.0005 \leq M \leq 0.5 \end{cases}, \quad (3.3.6)$$

où $g_{M_{1,i}}(x)$ représentent l'ensemble des fonctions de contraintes (le système d'inéquation) du vecteur $[X_{1,i}]$ avec $i = 1,2,3$ et $g_j(x)$ dénote l'inégalité du paramètre j avec $j = 1,2, \dots, 5$. En ce qui concerne le Moteur 2, nous avons un seul vecteur de valeurs des paramètres (paramètres donnés en détail par l'expression (3.2.9)). Les valeurs des paramètres utilisés et à estimer pour ce moteur sont :

$$[X_{2,1}] = [1, 0.25, 0.018, 0.93, 0.1423, 0.01, 0.1215, 0.08, 0.000001].$$

De plus, les fonctions de contraintes entourant les paramètres de ce moteur sont également des inégalités et exprimées par (3.3.7) :

$$g_{M_{2,1}}(x) = \begin{cases} g_1(x) & 0.8 \leq R_s \leq 1.3 \\ g_2(x) & 0.1 \leq L_{ms} \leq 0.3 \\ g_3(x) & 0.0005 \leq L_{ls} \leq 0.05 \\ g_4(x) & 0.7 \leq R_r \leq 1.3 \\ g_5(x) & 0.0005 \leq L_{mr} \leq 0.2, \\ g_6(x) & 0.0005 \leq L_{lr} \leq 0.05 \\ g_7(x) & 0.0005 \leq L_m \leq 0.2 \\ g_8(x) & 0.0005 \leq J \leq 0.1 \\ g_9(x) & 0 \leq f_{vis} \leq 0.00001 \end{cases} \quad (3.3.7)$$

Pour finir, les principaux réglages de l'AG classique, de NSGA II et de θ -NSGA III sont montrés dans le Tableau 3.1. Ils sont issus de plusieurs essais d'identification des paramètres de la machine asynchrone et représentent un des meilleurs réglages que nous avons trouvé.

Réglage de l'AG classique, de NSGA II et de θ-NSGA III	
Paramètres	Valeurs
Taille N de la population	200
Nombre de générations	100
Nombre de tournois pour la sélection	1
Probabilité p_c du <i>crossover SBX</i>	0.9
Probabilité p_m du <i>polynomial mutation</i>	0.3
Distribution de l'index η_c pour <i>SBX</i>	80
Distribution de l'index pour η_m le <i>polynomial mutation</i>	30
Valeur du paramètre θ (pour θ -NSGA III)	5

Tableau 3.1 – Réglage général des algorithmes génétiques pour l'identification des paramètres de la machine asynchrone

3.4 RÉSULTATS ET ANALYSE DE L'IDENTIFICATION DES PARAMÈTRES

La modélisation de la boîte noire pour l'identification des paramètres de la machine asynchrone a été développée sous MATLAB. Puis, nous avons exécuté, pour chacun des trois algorithmes génétiques exploités et pour chaque ensemble de valeurs des paramètres, 5 estimations des paramètres du moteur à induction avec les réglages donnés dans le Tableau 3.1. Cette procédure permet de confirmer la répétabilité et la robustesse de l'approche proposée dans cette thèse.

Les résultats présentés ci-après ont été obtenus à partir des fonctions objectives données par les expressions (3.3.1)-(3.3.3). Pour rappel, elles sont respectivement définies pour l'algorithme génétique classique, NSGA II et θ -NSGA III. De plus, l'espace de recherche des AGs est restreint grâce aux fonctions de contraintes (3.3.4)-(3.3.7). Nous avons également décidé de choisir les valeurs des fonctions objectives (scores) et le taux de variation en pourcentage entre les valeurs réelles et estimées de la machine asynchrone pour exprimer les résultats. Ceux-ci permettront de réaliser une comparaison des performances entre les AGs.

3.4.1 IDENTIFICATION DU MOTEUR 1

VECTEUR DE VALEURS DES PARAMÈTRES $[X_{1,1}]$

Les résultats des Tableau 3.2 à Tableau 3.4 sont issus des 5 identifications du vecteur de paramètres $[X_{1,1}] = [1, 0.191, 0.93, 0.0158, 0.052]$.

Les Tableaux 3.2 à 3.4 montrent que le θ -NSGA III est plus performant que l'AG classique et le NSGA II afin d'estimer les valeurs réelles des paramètres du moteur. En effet, avec plus de détails, nous remarquons que l'algorithme génétique mono-objectif donne des solutions avec une erreur (MSE_{SO}) plus proche de zéro que les deux autres algorithmes dans les 5 essais réalisés. Néanmoins, la meilleure estimation des paramètres en termes de variation (différence relative entre les valeurs réelles et prédites) est donnée par le nouvel algorithme génétique θ -NSGA III avec un minimum de 35% de variation totale. De plus, les moyennes des variations (sur les 5 essais) sont de 87% pour θ -NSGA III, 307% pour NSGA II, et 327% pour l'AG classique.

Tableau 3.2 – Résultats de l'AG classique dans l'estimation du vecteur de paramètres $[X_{1,1}]$

Paramètres	Paramètres estimés					Variation en % des valeurs des paramètres				
	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run
R_s	1,0302	0,9358	0,9168	1,0586	0,9127	3,0215	6,4250	8,3184	5,8622	8,7350
L_s	0,2876	0,3597	0,4696	0,4337	0,1650	50,5816	88,3140	145,8393	127,0738	13,6110
R_r	0,1329	0,1151	0,1551	0,0996	0,1370	42,8913	23,7860	66,7860	7,0796	47,3366
L_r	0,0365	0,0308	0,0450	0,0295	0,0231	131,0949	95,1076	184,7658	86,6266	45,9177
M	0,0990	0,1021	0,1417	0,0110	0,0581	90,2923	96,3211	172,4788	78,8238	11,7058
MSE_{SO}	0,1692	0,3456	0,7893	0,2144	0,2030					
Total						317.8818	309.9544	578.1884	305.4660	127.3060

Tableau 3.3 – Résultats du NSGA II dans l'estimation du vecteur de paramètres $[X_{1,1}]$

Paramètres	Paramètres estimés					Variation en % des valeurs des paramètres				
	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run
R_s	0,9211	1,1654	1,1218	1,1079	1,1882	7,8891	16,5401	12,1823	10,7928	18,8174
L_s	0,3010	0,1969	0,2568	0,3096	0,4629	57,5932	3,1000	34,4749	62,1131	142,3628
R_r	0,1628	0,1526	0,0748	0,1865	0,0647	75,0957	64,0581	19,5957	100,5860	30,4538
L_r	0,0263	0,0308	0,0153	0,0595	0,0254	66,4114	95,0443	3,48101	276,6456	60,6899
M	0,0852	0,0741	0,0600	0,1315	0,1060	63,9269	42,5211	15,3346	152,9635	103,7596
MSE_{TS}	1,0850	0,1919	0,3034	0,2380	1,0966					
MSE_{SS}	1,7153	0,0675	0,0359	0,1537	0,0579					
Total	2,8003	0,2594	0,3393	0,3917	1,1540	270,9163	221,2636	85,0685	603,1009	356,0835

Tableau 3.4 – Résultats du θ -NSGA III dans l'estimation du vecteur de paramètres $[X_{1,1}]$

Paramètres	Paramètres estimés					Variation en % des valeurs des paramètres				
	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run
R_s	0,9993	0,9720	0,9216	0,9220	1,0211	0,0661	2,8029	7,8359	7,8020	2,1052
L_s	0,1620	0,2659	0,1484	0,1449	0,1904	15,2063	39,2267	22,2937	24,1555	0,2916
R_r	0,1656	0,0679	0,1111	0,0756	0,0893	78,0226	27,0290	19,4935	18,6925	4,0161
L_r	0,0271	0,0190	0,0152	0,0106	0,0128	71,5886	20,1076	3,5949	33,2152	18,9430
M	0,0623	0,0685	0,0443	0,0364	0,0465	19,8519	31,7385	14,7173	29,9077	10,4942
MSE_1	0,0320	0,3395	0,0105	0,0070	0,0680					
MSE_2	0,0229	0,9116	0,1718	0,0141	0,2529					
MSE_3	0,2928	1,0799	0,1047	0,1139	0,8980					
MSE_4	0,0002	0,0004	0,0000	0,0000	0,0003					
MSE_5	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000					
Total	0,3478	2,3313	0,2869	0,1351	1,2191	184,7355	120,9047	67,9354	113,7729	35,8502

VECTEUR DE VALEURS DES PARAMÈTRES $[X_{1,2}]$

Les résultats des Tableau 3.5 à Tableau 3.7 sont issus des 5 identifications du vecteur de paramètres $[X_{1,2}] = [1.85, 0.191, 2.65, 0.0158, 0.052]$. Les Tableau 3.5 à Tableau 3.7 confirment la tendance que nous avons observée avec le vecteur des paramètres $[X_{1,1}]$. En effet, θ -NSGA III est encore le plus performant pour l'estimation des valeurs réelles des paramètres de la machine asynchrone. Les moyennes des variations en pourcentage sont de 27% pour θ -NSGA III, 72% pour NSGA II, et 89% pour l'AG classique. Cependant, comme précédemment, l'algorithme génétique classique fourni la meilleure valeur de la fonction objective avec un minimum de 0.0014.

Tableau 3.5 – Résultats de l'AG classique dans l'estimation du vecteur de paramètres $[X_{1,2}]$

Paramètres	Paramètres estimés					Variation en % des valeurs des paramètres				
	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run
R_s	1,8155	1,7086	1,6993	1,7095	1,7579	1,8641	7,6411	8,1465	7,5969	4,9782
L_s	0,4176	0,4146	0,2238	0,2315	0,2850	42,0068	40,9731	23,9079	21,2754	3,0870
R_r	2,4236	2,5694	2,4516	2,4000	2,5590	8,5448	3,0412	7,4885	9,4328	3,4328
L_r	0,3657	0,3791	0,2055	0,2060	0,2685	26,1877	30,8219	29,0935	28,9186	7,3609
M	0,3830	0,3884	0,2064	0,2105	0,2685	34,9669	36,8436	27,2660	25,8347	5,3848
MSE_{SO}	0,0063	0,0154	0,0031	0,0036	0,0014					
Total						113,5702	119,3209	95,9024	93,0583	24,2437

Tableau 3.6 – Résultats du NSGA II dans l'estimation du vecteur de paramètres $[X_{1,2}]$

Paramètres	Paramètres estimés					Variation en % des valeurs des paramètres				
	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run
R_s	1,7681	1,7589	1,9161	1,7260	1,7974	4,4277	4,9236	3,5715	6,7011	2,8406
L_s	0,2307	0,2226	0,2835	0,2238	0,2378	21,5604	24,3060	3,6141	23,8905	19,1302
R_r	2,4853	2,4787	2,5196	2,4069	2,6163	6,2163	6,4654	4,9215	9,1726	1,2720
L_r	0,2154	0,2079	0,2662	0,1993	0,2340	25,6570	28,2781	8,1484	31,2333	19,2660
M	0,2149	0,2071	0,2668	0,2033	0,2277	24,2643	27,0247	5,9778	28,3478	19,7597
MSE_{TS}	0,0018	0,0023	0,0178	0,0812	0,0015					
MSE_{SS}	4,9e-5	4,0e-5	0,0024	0,0041	2,9e-6					
Total	0,0018	0,0024	0,0202	0,0853	0,0015	82,1256	90,9977	26,2333	99,3452	62,2686

Tableau 3.7 – Résultats du θ -NSGA III dans l'estimation du vecteur de paramètres $[X_{1,2}]$

Paramètres	Paramètres estimés					Variation en % des valeurs des paramètres				
	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run
R_s	1,7004	1,7371	1,9208	1,7601	1,9211	8,0844	6,1030	3,8297	4,8571	3,8425
L_s	0,3090	0,3036	0,2698	0,2854	0,2720	5,0561	3,2356	8,2625	2,9657	7,5216
R_r	2,5048	2,5905	2,4971	2,4296	2,5978	5,4805	2,2457	5,7688	8,3184	1,9683
L_r	0,2846	0,2878	0,2577	0,2583	0,2688	1,7878	0,6874	11,0659	10,8834	7,2346
M	0,2884	0,2874	0,2559	0,2635	0,2624	1,6346	1,2815	9,8457	7,1392	7,5430
MSE_1	0,0394	0,0059	0,0060	0,0371	0,0028					
MSE_2	0,0589	0,0050	0,0283	0,0880	0,0062					
MSE_3	0,0062	0,0035	0,0863	0,0057	0,0060					
MSE_4	0,0004	0,0021	0,0379	0,0004	0,0105					
MSE_5	0,0000	0,0004	0,0022	0,0000	0,0010					
Total	0,0983	0,0109	0,0344	0,1251	0,0090	22,0434	13,5532	38,7725	34,1637	28,1100

VECTEUR DE VALEURS DES PARAMÈTRES $[X_{1,3}]$

Les résultats des Tableau 3.8 à Tableau 3.10 sont issus des 5 identifications du vecteur de paramètres $[X_{1,3}] = [2.58, 0.305, 1.75, 0.245, 0.271]$.

Les Tableau 3.8 à Tableau 3.10 montrent que θ -NSGA III est le plus performant des trois AGs dans l'estimation des valeurs réelles des paramètres de la machine asynchrone. Les moyennes des variations en pourcentage sont de 52% pour θ -NSGA III, 81% pour NSGA II, et 141% pour l'AG classique.

Tableau 3.8 – Résultats de l'AG classique dans l'estimation du vecteur de paramètres $[X_{1,3}]$

Paramètres	Paramètres estimés					Variation en % des valeurs des paramètres				
	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run
R_s	2,6402	2,7067	2,2633	2,7717	2,4869	2,3325	4,9117	12,2741	7,4298	3,6070
L_s	0,3895	0,2308	0,0804	0,3970	0,4122	27,6987	24,3177	73,6325	30,1511	35,1446
R_r	2,0572	1,6071	1,9073	1,8368	1,8522	17,5547	8,1675	8,9879	4,9583	5,8411
L_r	0,3722	0,1843	0,0700	0,3661	0,3155	51,9155	24,7698	71,4388	49,4086	28,7608
M	0,3786	0,2044	0,0717	0,3798	0,3582	39,6923	24,5587	73,5266	40,1480	32,1760
MSE_{SO}	2,6402	2,7067	2,2633	2,7717	2,4869					
Total	139,1936	86,7254	239,8599	132,0958	105,5295					

Tableau 3.9 – Résultats du NSGA II dans l'estimation du vecteur de paramètres $[X_{1,3}]$

Paramètres	Paramètres estimés					Variation en % des valeurs des paramètres				
	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run
R_s	2,7455	2,7111	2,4060	2,2431	2,4600	6,4161	5,0833	6,7448	13,0590	4,6524
L_s	0,3591	0,3656	0,2039	0,3174	0,2362	17,7354	19,8574	33,1508	4,0754	22,5630
R_r	1,8072	1,7195	2,0807	1,5459	1,6312	3,2670	1,7415	18,8991	11,6641	6,7883
L_r	0,3184	0,3099	0,1818	0,2131	0,1743	29,9457	26,5065	25,8143	13,0351	28,8555
M	0,3367	0,3351	0,1892	0,2569	0,2002	24,2432	23,6517	30,1827	5,1967	26,1077
MSE_{TS}	0,1791	0,6504	0,6716	0,1921	0,2408					
MSE_{SS}	0,0633	0,1114	0,1689	0,0048	0,0006					
Total	0,2424	0,7618	0,8405	0,1969	0,2413	81,6075	76,8404	114,7918	47,0302	88,9669

Tableau 3.10 – Résultats du θ -NSGA III dans l'estimation du vecteur de paramètres $[X_{1,3}]$

Paramètres	Paramètres estimés					Variation en % des valeurs des paramètres				
	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run
R_s	2,4278	2,2174	2,5838	2,2119	2,6102	5,9002	14,0529	0,1475	14,2690	1,1712
L_s	0,2943	0,2982	0,3036	0,2124	0,2503	3,5105	2,2374	0,4538	30,3492	17,9439
R_r	2,0371	1,8596	2,0403	1,9522	1,8905	16,4077	6,2628	16,5891	11,5519	8,0309
L_r	0,2569	0,2412	0,2843	0,1692	0,2365	4,8763	1,5371	16,0429	30,9200	3,4665
M	0,2718	0,2644	0,2915	0,1860	0,2408	0,2989	2,4199	7,5546	31,3790	11,1303
MSE_1	0,1621	1,0328	0,4196	0,0617	0,1233					
MSE_2	1,0201	1,1202	0,8636	0,8482	0,4971					
MSE_3	0,7546	0,2622	0,0887	1,5478	0,7943					
MSE_4	0,0383	0,0135	0,0006	0,1193	0,0336					
MSE_5	0,0005	0,0002	2,1e-6	0,0022	0,0003					
Total	1,1821	2,1529	1,2832	0,9099	0,6204	30,9935	26,5102	40,7878	118,4690	41,7427

3.4.2 IDENTIFICATION DU MOTEUR 2

VECTEUR DE VALEURS DES PARAMÈTRES $[X_{2,1}]$

Les résultats des Tableau 3.11 à Tableau 3.13 sont issus des 5 identifications du vecteur de paramètres :

$$[X_{2,1}] = [1, 0.25, 0.018, 0.93, 0.1423, 0.01, 0.1215, 0.08, 0.000001].$$

Les résultats présentés dans les Tableau 3.11 à Tableau 3.13 montrent que l’algorithme θ -NSGA III est le plus adapté pour l’estimation des valeurs des paramètres de la machine asynchrone réelle. En effet, les moyennes des variations totales en pourcentage sont de 588,8% pour θ -NSGA III, 721,4% pour NSGA II et 800,7% pour l’algorithme génétique classique. De plus, les paramètres tels que L_{ls} , L_{lr} et f_{vis} sont les plus difficiles à estimer, car ils possèdent une très petite valeur. Néanmoins, pour la minimisation des fonctions objectives, l’AG classique donne les valeurs les plus proches de zéro. De plus, dans ce cas d’identification des paramètres du moteur, les fonctions de contraintes ont été définies de manière à ce que l’espace de solution soit plus grand que dans le cas du Moteur 1. En d’autres termes, il est plus compliqué d’approcher la ou les solutions (vecteur des valeurs réelles supposé inconnu).

Tableau 3.11 – Résultats de l’AG classique dans l’estimation du vecteur de paramètres $[X_{2,1}]$

Paramètres	Paramètres estimés					Variation en % des valeurs des paramètres				
	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run
R_s	0,91330	0,89810	0,93527	1,23723	1,16696	8,67	10,19	6,473	23,723	16,696
L_{ms}	0,20006	0,16178	0,13577	0,28047	0,19209	19,976	35,288	45,692	12,188	23,164
L_{ls}	0,03399	0,01326	0,04822	0,04457	0,01524	88,83333	26,33333	167,8889	147,6111	15,33333
R_r	0,79230	0,77461	0,89133	0,86703	0,81476	14,80645	16,7086	4,158065	6,770968	12,3914
L_{mr}	0,12475	0,05828	0,03251	0,08831	0,03196	12,3331	59,04427	77,1539	37,94097	77,54041
L_{lr}	0,01870	0,02195	0,00732	0,03478	0,00103	87	119,5	26,8	247,8	89,7
L_m	0,10175	0,06044	0,03821	0,09972	0,04574	16,25514	50,25514	68,55144	17,92593	62,35391
J	0,09711	0,06454	0,03493	0,04949	0,02781	21,3875	19,325	56,3375	38,1375	65,2375
f_{vis}	9,90e-6	4,70e-6	7,10e-6	1,10e-6	2,70e-6	890	370	610	10	170
MSE_{SO}	0,01901	0,05310	0,13068	0,11993	0,15445					
					Total	1159,262	706,6444	1063,055	542,0975	532,4165

Tableau 3.12 – Résultats du NSGA II dans l'estimation du vecteur de paramètres
 $[X_{2,1}]$

Paramètres	Paramètres estimés					Variation en % des valeurs des paramètres				
	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run
R_s	0,98686	0,81635	1,01131	1,08328	1,12060	1,314	18,365	1,131	8,328	12,06
L_{ms}	0,17869	0,20339	0,13462	0,11503	0,14314	28,524	18,644	46,152	53,988	42,744
L_{ls}	0,00651	0,04430	0,03711	0,02110	0,04183	63,83333	146,1111	106,1667	17,22222	132,3889
R_r	0,72874	1,02139	1,12006	1,18800	0,85258	21,64086	9,826882	20,43656	27,74194	8,324731
L_{mr}	0,05395	0,05314	0,11592	0,04851	0,08437	62,08714	62,65636	18,5383	65,91005	40,70977
L_{lr}	0,00517	0,03566	0,01048	0,02727	0,03771	48,3	256,6	4,8	172,7	277,1
L_m	0,06099	0,06363	0,07890	0,04423	0,06951	49,80247	47,62963	35,06173	63,59671	42,79012
J	0,05593	0,04330	0,09171	0,05580	0,08979	30,0875	45,875	14,6375	30,25	12,2375
f_{vis}	4,23E-6	5,19E-6	6,81E-7	3,19E-6	5,48E-6	323	419	31,9	219	448
MSE_{rs}	0,60966	0,77383	0,48098	4,85639	1,29298					
MSE_{ss}	0,10542	0,73430	0,09637	1,87856	0,04707					
Total	0,71508	1,50813	0,57735	6,73496	1,34005	628,5893	1024,708	278,8238	658,7369	1016,355

Tableau 3.13 – Résultats du θ -NSGA III dans l'estimation du vecteur de paramètres
 $[X_{2,1}]$

Paramètres	Paramètres estimés					Variation en % des valeurs des paramètres				
	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run	1 ^{er} run	2 ^e run	3 ^e run	4 ^e run	5 ^e run
R_s	1,10554	0,98647	0,96283	0,95116	1,06868	10,554	1,353	3,717	4,884	6,868
L_{ms}	0,18139	0,17617	0,16458	0,23235	0,21453	27,444	29,532	34,168	7,06	14,188
L_{ls}	0,01447	0,02027	0,03198	0,01834	0,02589	19,61111	12,61111	77,66667	1,888889	43,83333
R_r	0,88766	0,83185	0,84974	0,93424	0,77534	4,552688	10,55376	8,630108	0,455914	16,63011
L_{mr}	0,04230	0,07262	0,06813	0,08673	0,07997	70,27407	48,96697	52,12228	39,0513	43,80183
L_{lr}	0,02646	0,00659	0,01099	0,00521	0,01591	164,6	34,1	9,9	47,9	59,1
L_m	0,05238	0,07095	0,06624	0,08956	0,08307	56,88889	41,60494	45,48148	26,28807	31,62963
J	0,03560	0,06501	0,06837	0,05546	0,06653	55,5	18,7375	14,5375	30,675	16,8375
f_{vis}	5,20e-6	2,70e-6	7,70e-6	5,00e-6	1,40e-6	420	170	670	400	40
MSE_1	0,20390	0,04063	0,14144	0,37256	0,02502					
MSE_2	0,04597	0,81686	0,34969	0,35055	0,33293					
MSE_3	0,04037	0,40258	0,03766	0,12672	0,14606					
MSE_4	0,11533	0,08211	0,07856	0,06698	0,04934					
MSE_5	0,13365	0,08238	0,08783	0,07120	0,05405					
Total	0,53922	1,42456	0,69518	0,98801	0,60740	829,4248	367,4593	916,223	558,2032	272,8884

3.4.3 ANALYSE DES RÉSULTATS

Les différents résultats de l'identification des paramètres de la machine asynchrone obtenus pour le Moteur 1 et le Moteur 2 montrent la même tendance pour chacun des cas d'étude (identification des vecteurs $[X_{1,1}]$, $[X_{1,2}]$, $[X_{1,3}]$ et $[X_{2,1}]$). Cette tendance est, qu'en termes de minimisation de ou des fonctions objectives, l'algorithme

génétique mono-objectif donne à chaque fois les meilleures valeurs, c'est-à-dire celles qui sont le plus proche de zéro. En d'autres termes, pour le problème défini dans cette thèse, l'AG classique est celui qui optimise le mieux sa fonction objective. Cependant, en ce qui concerne l'estimation des valeurs des paramètres des machines réelles, le nouvel algorithme génétique θ -NSGA III est celui qui fournit en moyenne les taux de variation entre les valeurs réelles et prédites les plus bas.

De plus, les identifications présentées précédemment permettent, avec une analyse plus fine, de mettre en lumière la relation très étroite qu'il peut y avoir entre la valeur de la fonction de coût et l'estimation des valeurs des paramètres. Cette relation montre la grande difficulté d'exploiter les algorithmes génétiques dans l'identification des paramètres.

En effet, les algorithmes génétiques reposent sur une méthode de recherche stochastique dans un espace admissible de solution. Par conséquent, ils ne trouvent pas la solution exacte, mais un ensemble de solutions satisfaisant au mieux le critère du problème. Dans notre cas d'étude, il peut y avoir une différence significative entre deux solutions admissibles. Par exemple, une des deux solutions présente un taux de variation totale entre les paramètres réels et prédits moins important que la deuxième solution. Néanmoins, la seconde solution possède une valeur de fonction de coût bien moins grande que l'autre solution. Nous avons rencontré ce phénomène dans quasiment tous les cas d'étude excepté ceux présentés par les Tableau 3.5, Tableau 3.8, Tableau 3.9 et Tableau 3.12. Pour plus de compréhension du phénomène, celui-ci est illustré à la Figure 3.1.

Tel que montré à la Figure 3.1, la solution 2 coïncide presque en totalité avec la vitesse réelle de la machine asynchrone. Pour cette solution, il est évident que nous aurons une valeur de la fonction objective proche de zéro. En effet, la fonction de coût est égale à 0.1692 et le total des taux de variations entre les paramètres réels et prédits est de 317.9%. En ce qui concerne la solution 1, la fonction de coût est de 621.18. Ce qui représente une différence importante avec la solution 2. Néanmoins, la surprise est que le total des taux de variations n'est que de 2.1%. Ainsi, la solution 1 est meilleure que la solution 2 dans le cas d'étude de l'identification des paramètres de la machine asynchrone.

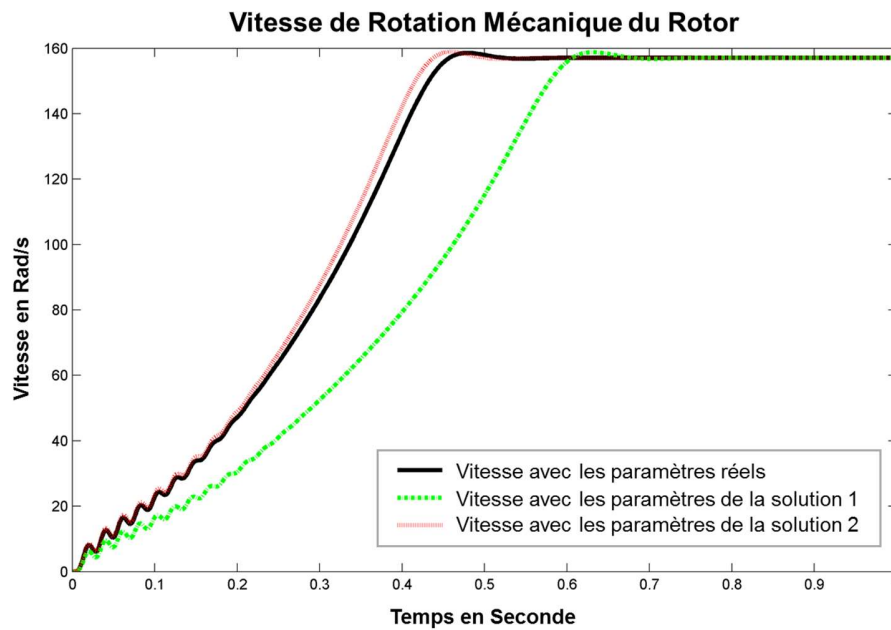


Figure 3.1 – Comparaison de la vitesse de rotation mécanique du rotor réelle avec deux solutions

Le phénomène décrit précédemment permet de faire un constat sur les résultats issus de la littérature. En effet, les résultats présentés dans [86, 106, 206, 207] qui assurent obtenir une faible variation des paramètres estimés par rapport aux valeurs réelles de la machine asynchrone grâce à l'exploitation d'un algorithme génétique mono-objectif sont possibles uniquement dans le cas où l'espace de recherche est fortement restreint.

L'efficacité des résultats présentés dans ce Chapitre 4 peut être expliquée par l'exploitation que nous avons réalisé des algorithmes génétiques multi-objectifs. En effet, l'avantage du NSGA II et du θ -NSGA III réside dans les processus de tri reposant sur les notions du front de Pareto et de la θ -dominance. Ceux-ci gèrent les objectifs séparément de manière à maintenir une plus grande diversité (par rapport à l'algorithme génétique mono-objectif) parmi les individus de la population. De surcroît, θ -NSGA III présente un bon compromis entre la diversité et la convergence des objectifs vers leur minimum (ou maximum si c'est pour une optimisation par maximisation). Les Figure 3.2 et Figure 3.3 illustrent les propos que nous venons de faire sur la force que possèdent θ -NSGA III pour la convergence et la diversité.

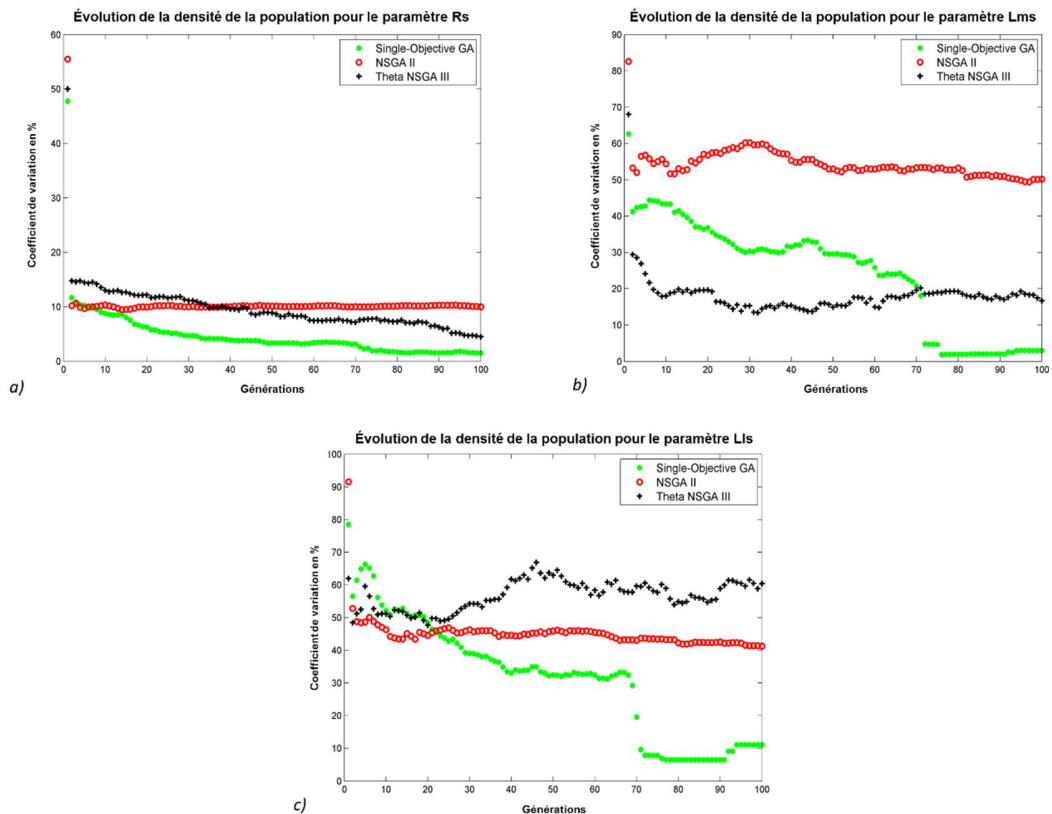


Figure 3.2 – Évolution du coefficient de variation pendant l’identification des paramètres du Moteur 2 : (a) évolution de la densité de la population pour la résistance statorique, (b) évolution de la densité de la population pour l’inductance de magnétisation du stator, (b) évolution de la densité de la population pour l’inductance de fuite du stator

La Figure 3.2 montre l’évolution de la convergence vers une solution pour les paramètres liés à la résistance statorique et aux inductances de magnétisation et de fuite du stator. Nous observons que l’algorithme θ -NSGA III offre une diversité (représentée par le coefficient de variation) des valeurs des paramètres de la population tout en convergeant pas trop rapidement et pas trop lentement par rapport à l’algorithme génétique mono-objectif et NSGA II. La Figure 3.3 illustre la distribution des valeurs

du paramètre R_s à la 100^e génération et montre la diversité que fournit θ -NSGA III tout en convergeant.

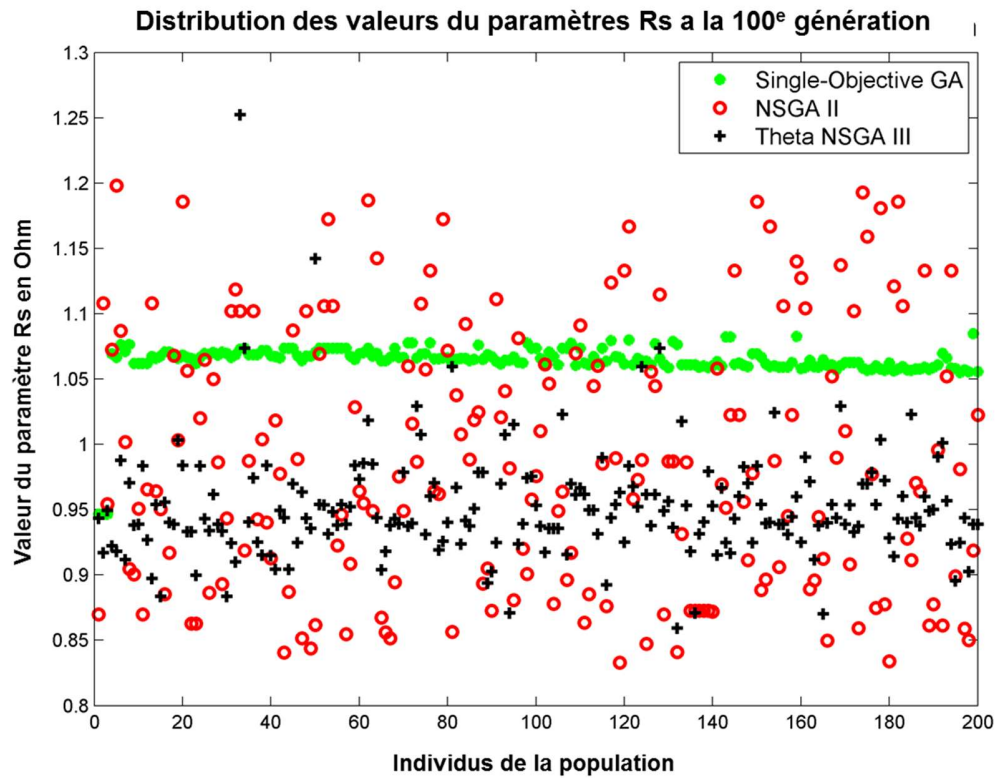


Figure 3.3 – Distribution des valeurs de la résistance statorique de la population à la 100e génération

La représentation multi-objectives d'un problème est la différence majeure qu'il peut y avoir avec l'algorithme génétique mono-objectif. L'exemple suivant illustre les conséquences de cette différence. Prenons, comme précédemment (à la Figure 3.1), deux solutions. Le premier individu peut être meilleur que le deuxième en termes de taux de variation, mais possède une valeur issue de la fonction objective bien plus importante que le deuxième. Dans NSGA II et θ -NSGA III, le premier individu possède une plus grande chance de survivre à la prochaine génération et d'être

sélectionné pour créer des individus Enfants par rapport à l'algorithme génétique mono-objectif. Ceci est le principal avantage de l'utilisation de la définition du multi-objectifs, car la solution 1 est très performante en régime stable selon l'erreur quadratique moyenne.

3.5 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'étude d'une modélisation d'une boîte noire reposant sur des algorithmes stochastiques d'optimisation afin d'identifier les paramètres de la machine asynchrone. Trois différents algorithmes génétiques (l'AG classique, NSGA II et θ -NSGA III) ont été utilisés pour quatre ensembles de valeurs de paramètres différents repartis sur deux modèles du moteur à induction. Les résultats présentés dans la Section 3.4 montrent l'importance de l'étape de sélection des algorithmes évolutionnaires. De plus, le nouvel algorithme θ -NSGA III développée par Y.Yuan et al. [23] a été appliqué pour la première fois dans un contexte d'estimation *off-line* des paramètres de la machine asynchrone avec des résultats encourageants. Nous pouvons également ajouter que le principal avantage de l'approche proposée dans cette thèse est que les résultats d'identification des algorithmes génétiques multi-objectifs peuvent être traités comme ceux des algorithmes génétiques mono-objectifs. En effet, la meilleure solution, d'un point de vue de la fonction à optimiser, peut être facilement déterminée en sommant les valeurs des fonctions de coût. Cette opération est possible, car les objectifs ont été définis à partir du même et unique signal représentant la vitesse de rotation mécanique du rotor.

Tous les résultats des identifications obtenus montrent que l'algorithme θ -NSGA III fourni les meilleures performances dans l'estimation des valeurs des paramètres de la machine asynchrone. Néanmoins, en termes de minimisation des fonctions objectives, c'est l'algorithme génétique mono-objectif qui permet d'approcher le plus de zéro. Ces différences s'expliquent par le processus de tri et de sélection des individus. En effet, les algorithmes génétiques multi-objectifs, et plus particulièrement θ -NSGA III, permettent de maintenir la diversité parmi les individus de la population tout en convergeant grâce aux multiples objectifs. Nous pouvons donc affirmer que l'algorithme θ -NSGA III est pour l'instant la meilleure méthode pour l'identification des paramètres de la machine asynchrone basée sur le principe de la boîte noire.

Les résultats obtenus encouragent à poursuivre la recherche dans l'identification des paramètres de la machine asynchrone à l'aide d'algorithmes génétiques. De plus, dans le but de généraliser la méthode d'estimation des paramètres, nous recommandons d'effectuer la même étude en augmentant l'espace de recherche et en réduisant le temps de calcul nécessaire. Pour cela, l'adaptation des paramètres des algorithmes génétiques pendant le processus d'identification et la parallélisation des simulations sont deux outils parmi d'autres pouvant répondre aux travaux futurs.

CHAPITRE 4

RECONNAISSANCE DES DÉFAUTS DE LA MACHINE

ASYNCHRONE

4.1 INTRODUCTION

La machine asynchrone est devenue ses dernières décennies l'élément clé dans les unités de production automatisées. En effet, elle présente une importante robustesse, une grande facilité de mise en œuvre et son coût est moins élevé que la machine synchrone et à courant continu. Néanmoins, ce moteur électrique peut tout de même se trouver dans un état de défaut (ex : court-circuit entre spires, barre rotorique cassée). Celui-ci entraîne alors des arrêts non planifiés de production et cause d'importantes pertes financières pour les industrielles. Par conséquent, il a été déployé des ressources considérables dans les programmes de maintenance afin d'améliorer la fiabilité des lignes de production. Ils permettent d'augmenter la durée de vie des équipements, de minimiser les anomalies et de limiter le temps d'indisponibilité des appareils. Pourtant, le processus de maintenance reste aujourd'hui complexe, coûteux et partiellement

inefficace en raison du grand nombre d'équipements à surveiller et de la difficulté à prioriser ceux qui ont besoin d'une remise en état rapide.

C'est dans ce contexte particulier que s'inscrit un nombre significatif de travaux de recherche [27, 36, 208] présentant et discutant des méthodes computationnelles afin de monitorer et de diagnostiquer les appareils de production, et plus particulièrement la machine asynchrone. Cependant, les différentes études que nous retrouvons dans la littérature présentent des points forts et des inconvénients.

En effet, la plus simple des manières de réaliser un diagnostic de la machine à induction est de vérifier la présence de caractéristiques fréquentielles propres à chaque type de défaut à l'aide de la transformée de Fourier (voir Section 2.4). Cette approche très efficace ne permet pourtant pas de détecter, localiser et d'estimer le degré de sévérité des défauts en même temps. De plus, il est difficile d'automatiser (aucune analyse humaine) le diagnostic (sauf pour un fonctionnement en régime permanent et sans correction des grandeurs) en utilisant un algorithme de classification, car les fréquences caractéristiques des anomalies sont variables en fonction du glissement de la machine. D'autres chercheurs ont exploité les algorithmes de classification associés à des méthodes d'extraction de caractéristiques telles que la décomposition en ondelettes ou les vecteurs de Park avec pour objectif de reconnaître automatiquement la nature de l'anomalie (défaut du stator, du rotor, d'excentricité ou de roulement). Les algorithmes les plus populaires sont le SVM multiclasse et les réseaux de neurones artificiels. Les performances de classification approchent les 90%, mais lorsque du bruit est ajouté le taux de classification diminue fortement pour atteindre 45%. De surcroît, le nombre de classes est très faible ce qui limite le niveau de détails des

défauts. Il existe également des approches reposant sur des algorithmes conçus à la main permettant de détecter, localiser et d'estimer le degré de sévérité des défauts [18, 27]. Ceux-ci ne donnent pas de bon résultat en pratique, car l'estimation du degré de sévérité des anomalies dépend fortement de la qualité des signaux et des caractéristiques extraites. Ainsi, le bruit et la précision des appareils de mesure entraîneront un grand nombre d'erreurs. Pour finir, la majorité des travaux ont été réalisés pour un fonctionnement du moteur en régime permanent et sans commande, ni asservissement.

Dans cette thèse, une étude innovante et détaillée pour l'amélioration continue du processus de maintenance a été menée afin de surmonter les inconvénients et les manques de la littérature.

Pour ce faire, nous avons réalisé la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone qui doit permettre de détecter au plus tôt les anomalies de celle-ci. La notion du temps (en référence à « au plus tôt » dans la phrase précédente) introduite dans la reconnaissance des défauts modifie légèrement la définition de la détection des bris du moteur. En effet, la détection devient alors de la prédiction des défauts du moteur à induction. De plus, la localisation et l'estimation du degré de sévérité des anomalies du moteur seront ajoutées à leur détection (présence ou non). L'étude accomplie se concentre sur la reconnaissance des anomalies de court-circuit entre spires au stator et de barres rompues au rotor. L'approche pour la reconnaissance repose essentiellement sur une analyse tridimensionnelle des courants du stator permettant d'extraire des caractéristiques discriminantes, et sur des algorithmes de classification. Cette approche, que nous proposons, a déjà fait l'objet d'une publication [31] et d'un

journal qui est actuellement sous évaluations par les pairs. De surcroît, un procédé hiérarchique composé de plusieurs algorithmes de classification est proposé pour la première fois dans la reconnaissance des anomalies de la machine asynchrone. Enfin, la commande directe du couple et un asservissement de la vitesse sont ajoutés dans cette étude. Ces deux derniers éléments sont

Ce chapitre est organisé comme suit : la Section 4.2 présente un constat des recherches existantes dans la littérature. La Section 4.3 donne une étude détaillée de la reconnaissance des défauts de court-circuit au stator de la machine asynchrone. La Section 4.4 décrit également la recherche effectuée sur la reconnaissance pour les défauts des barres rotoriques rompues. Puis, la Section 4.5 traite de la reconnaissance des défauts de court-circuit et de barres rompues ensemble. Pour finir, la Section 4.6 conclut ce chapitre et offre des perspectives pour les travaux sur la reconnaissance des défauts du moteur à induction.

4.2 ÉTAT DE L'ART

La littérature liée à la recherche sur la détection des défauts de la machine asynchrone est très importante. En effet, il y a les travaux qui se concentrent sur un type de défaut en particulier (court-circuit, excentricité statique,...) [27, 157, 209-211] et ceux qui gèrent plusieurs natures d'anomalie en même temps [125, 167, 212]. Le principe reste toujours le même, c'est-à-dire que des outils de traitement des signaux sont exploités afin d'observer les informations utiles au diagnostic du moteur à induction.

Depuis les années 1990 et l'amélioration des puissances de calcul des ordinateurs, des méthodes computationnelles plus complexes liées à l'intelligence artificielle intègrent le processus de détection des anomalies de la machine asynchrone. Un résumé est réalisé ci-dessous sur les deux approches existantes que sont le traitement des signaux et les algorithmes de détection.

4.2.1 LES OUTILS DE TRAITEMENTS DU SIGNAL

Une des techniques de diagnostic les plus rencontrées dans le domaine des défauts de la machine asynchrone sont les transformée de Fourier (*FFT*) et les transformée de Fourier à fenêtre glissante (*STFT*). Ces outils habituellement appliqués sur les courants du stator fournissent pour le premier une représentation fréquentielle du signal en sinusoides de fréquences différentes, et le deuxième donne une évolution à travers le temps de la représentation fréquentielle précédente. Le nom donné pour les applications appliquant la transformée de Fourier sur les signaux des courants de la machine asynchrone est *Motor-Current-Signature-Analysis (MCSA)* [208]. Cette méthode a été intensivement exploitée dans le passé. Depuis, elle offre de bons résultats pour le diagnostic en se basant sur les caractéristiques fréquentielles des anomalies de la machine asynchrone (voir Section 2.4). Cependant, le principal inconvénient de cette méthode réside dans la précision des amplitudes et des fréquences ce qui complique l'automatisation du diagnostic et doit faire intervenir au moins un technicien. L'autre inconvénient qui existe est le phénomène de moyenne que réalise la *FFT*. Afin de surmonter cette dernière limitation, il est possible d'utiliser la transformée de Fourier fenêtrée fournissant une évolution dans le temps de l'analyse fréquentielle [213]. La

représentation de celle-ci est un spectrogramme 3D, et par conséquent son analyse est plus compliquée que le résultat bidimensionnel de la *FFT*.

D'autres méthodes plus complexes que la *FFT* et la *STFT* existent pour surpasser les précédentes limitations. La littérature contient plusieurs travaux sur la détection des défauts de la machine asynchrone utilisant l'analyse en ondelettes [214-216], et plus précisément la transformée continue en ondelettes (*CWT*) [217] et la transformée discrète en ondelettes (*DWT*) [218]. La *CWT* peut être vue comme une amélioration de la *STFT* qui fournit une meilleure résolution grâce à l'ondelette mère (similaire à la fenêtre glissante). La *DWT* est une technique de traitement des signaux très puissante consistant à déterminer deux ensembles de coefficients (approximatifs et de détails) par une convolution du signal avec un filtre passe-bas et passe-haut. Il permet également de réaliser une décomposition multi-niveaux afin d'obtenir des informations détaillées dans les signaux. Il existe aussi d'autres décompositions multi-niveaux comme la décomposition en paquets d'ondelettes qui fournit plus de détails. Dans [216], cette dernière approche apporte de très bonnes informations pour la détection des défauts de la machine asynchrone. Néanmoins, les principales limitations résident dans le choix de l'ondelette mère (ex : ondelettes de Daubechies) influençant la précision des résultats et l'échantillonnage des signaux.

Il existe aussi d'autres techniques de traitement des signaux tels que les vecteurs de Park [124, 219] ou l'analyse des courants triphasés [27]. Ces deux derniers outils ne présentent pas les inconvénients cités précédemment pour les analyses spectrales et énergétiques. Reposant sur des propriétés géométriques, les caractéristiques extraites

sont plus discriminantes et permettent d'obtenir une reconnaissance des défauts de la machine asynchrone plus, ou du moins aussi efficace que les méthodes énergétiques.

4.2.2 LES ALGORITHMES DE DÉCISION

Les algorithmes de décision peuvent se décomposer en deux familles distinctes. La première repose sur des algorithmes conçus à la main. La seconde famille exploite les algorithmes de classification que nous retrouvons systématiquement dans le domaine de la reconnaissance d'activités.

Plutôt simpliste de manière générale, les algorithmes conçus à la main par des humains permettent de détecter la présence de caractéristiques fréquentielles liées aux anomalies de la machine asynchrone [14, 220]. Néanmoins, l'inconvénient principal de cette approche est qu'elle ne permet pas de localiser précisément et d'estimer le degré de sévérité des défauts du moteur à induction. De plus, il est absolument nécessaire de mettre en place un capteur de vitesse (en plus des capteurs de courant) pour déterminer le glissement de la machine afin de réaliser le diagnostic en régime stable et en régime transitoire. Il existe également des algorithmes conçus à la main permettant dans une certaine mesure de détecter, localiser et d'estimer le degré de sévérité des défauts de la machine à induction [18, 27]. L'étude est basée sur l'observation de l'évolution de certaines caractéristiques extraites des signaux. Cependant, cette approche n'est pas la meilleure solution, car l'estimation du degré de sévérité (dans le cas de court-circuit entre spires) ne présente pas la précision que nous voudrions obtenir. En effet, plusieurs facteurs étrangers comme le bruit, l'évolution des paramètres de la machine ou encore la précision des capteurs entraînent la présence

d'une marge d'erreur, qui peut dans le cas d'un modèle non linéaire rendre l'algorithme obsolète. De surcroît, un inconvénient majeur que possède cette famille d'algorithmes est le temps alloué à leur conception et leur adaptabilité difficile pour d'autres moteurs. Pour finir, aucune étude à notre connaissance n'a testé cette approche dans le cas d'une machine commandée.

La seconde famille d'algorithmes exploite les algorithmes de classification très populaires dans le domaine de la reconnaissance d'activités. Ils permettent de détecter et d'identifier la nature des défauts (défauts au stator, au rotor, d'excentricité,...). Dans [33], l'analyse du champ magnétique et un *SVM* multiclasse ont été définis pour gérer un problème de 5 classes. Les 5 classes sont l'état de la machine saine, des courts-circuits entre les bobines et des courts-circuits entre spires dans les enroulements du stator, des barres rompues et des portions d'anneau rompues. Le taux de classification obtenu dans ce travail de recherche est de 90%, et cela est rendu possible principalement à cause du faible nombre de classes. Néanmoins, l'ajout de bruit sur les signaux avant d'entamer l'extraction des caractéristiques diminue fortement les performances du *SVM* multiclasse. En effet, le taux de classification est de 45% en présence de bruit. Il existe d'autres études très similaires à celle-ci qui exploitent les réseaux de neurones artificiels [221]. La différence majeure réside dans le moyen utilisé pour extraire les caractéristiques. De plus, seulement un petit nombre d'entre elles teste la robustesse des algorithmes de classification ce qui rend difficile l'interprétation de la finalité des travaux. Pour finir, aucune étude à notre connaissance n'a testé cette approche dans le cas d'une machine commandée.

Dans cette thèse, l'approche que nous proposons permet de surmonter les limitations que nous rencontrons dans la littérature. De plus, la machine asynchrone avec sa commande et un asservissement de vitesse est également étudiée, et des algorithmes de classification peu connus dans le domaine de l'ingénierie électrique comme *C4.5*, *CART* ou *k-NN* sont exploités. Enfin, la contribution majeure de ce projet de recherche concerne la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone. En d'autres termes, les anomalies sont détectées, localisées et leurs degrés de sévérité estimés.

4.3 RECONNAISSANCE DES DÉFAUTS DE COURT-CIRCUIT ENTRE SPIRES

La reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires du stator de la machine asynchrone sera étudiée selon deux conditions différentes de fonctionnement.

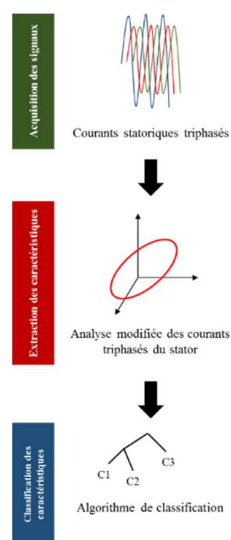


Figure 4.1 – Processus de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator

La première situation est un démarrage direct de la machine asynchrone à partir du réseau électrique. La seconde condition met en œuvre la commande directe du couple avec un asservissement de vitesse du moteur à induction pour les applications à vitesse et couple variables. Pour chacune d'elle, la procédure afin de reconnaître les défauts de court-circuit entre spires est identique. En effet, elle se compose d'une étape consistant à extraire des caractéristiques à partir des courants statoriques, puis à exploiter des algorithmes de classifications. Le processus de reconnaissance est donné à la Figure 4.1.

EXTRACTION DES CARACTÉRISTIQUES

La première étape donnée à la Figure 4.1 permet d'extraire des caractéristiques à partir des signaux des courants statoriques triphasés. La méthode utilisée est l'analyse modifiée des courants triphasés du stator de la machine asynchrone. Celle-ci permet d'obtenir plus d'informations que l'approche par les vecteurs de Park. En d'autres termes, l'analyse modifiée des courants fournit des caractéristiques (attributs) plus discriminantes que l'approche par les vecteurs de Park grâce à la représentation 3D des courants statoriques. Les Figure 4.2 et Figure 4.3 illustrent deux représentations 3D. À la Figure 4.2, nous avons deux vues de la représentation des courants statoriques de la machine asynchrone saine et du moteur avec 10%, 20% et 50% de court-circuit entre spires sur la phase 'a' du stator. La Figure 4.3 montre deux vues de la représentation des courants statoriques de la machine asynchrone saine et du moteur avec 20% de court-circuit entre spires sur les phases 'a', 'b' puis 'c' du stator. Ces attributs sont exploités par les algorithmes de classification (dans la phase d'entraînement et de test),

et par conséquent les taux de classification informant sur les performances de ces algorithmes dépendent fortement des caractéristiques extraites.

Afin d’extraire les différentes caractéristiques issues de la représentation 3D des courants statoriques, l’analyse modifiée des courants repose sur la méthode du meilleur ajustement d’un nuage de point avec une ellipse 3D (*Best-fit 3D-ellipse*) et présentée dans [27]. La modification apportée dans ce travail de recherche par rapport à la méthode dans [27] concerne la manière d’estimer l’angle entre l’axe majeur de l’ellipse et l’axe normal du plan $X + Y + Z = 0$. De surcroît, de nouveaux angles sont calculés dans l’intérêt d’obtenir des informations supplémentaires sur les défauts de court-circuit entre spires pour leur localisation et leur degré de sévérité. Ces angles représentent les différences entre la direction du plan, des axes mineur et majeur appartenant à l’ellipse et le référentiel cartésien 3D normalisé.

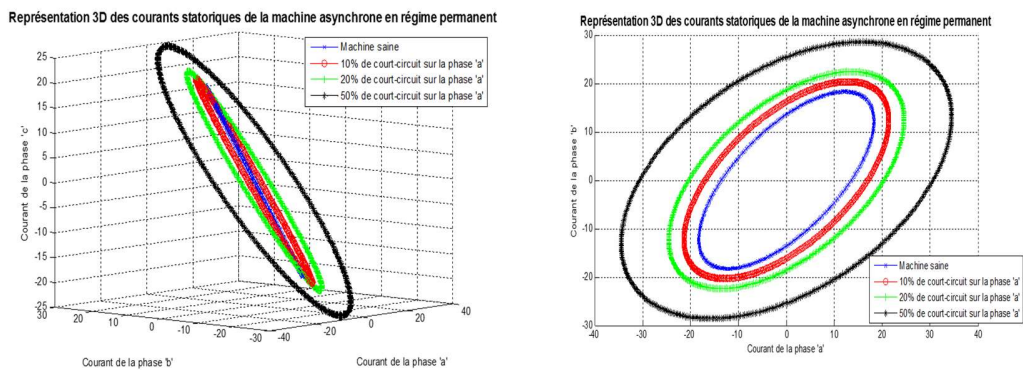


Figure 4.2 – Représentation 3D des courants statoriques pour une machine saine et en défaut possédant différentes sévérités de court-circuit entre spires sur la phase ‘a’ du stator

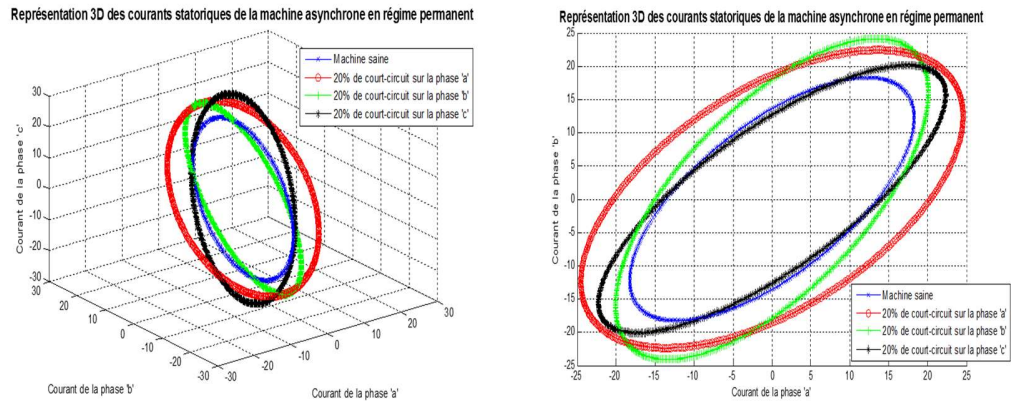


Figure 4.3 - Représentation 3D des courants statoriques pour une machine saine et en défaut possédant le même pourcentage de court-circuit entre spires sur chacune des phases du stator

Les Figure 4.2 et Figure 4.3 montrent explicitement que les différents défauts de court-circuit entre spires possèdent différentes caractéristiques telles que ; les tailles des ellipses fonction du degré de sévérité des défauts, et des angles d'inclinaison correspondant aux différents pourcentages de court-circuit, mais également selon les localisations (quelle phase) de ceux-ci. L'extraction des caractéristiques peut se décomposer en 5 étapes.

Étape 1 : Les moyennes des échantillons des signaux des courants de chaque phase sont calculées telles que :

$$C_a = \frac{\sum_{j=1}^N I_{a_j}}{N}, C_b = \frac{\sum_{j=1}^N I_{b_j}}{N}, C_c = \frac{\sum_{j=1}^N I_{c_j}}{N}, \quad (4.3.1)$$

où C_i dénote les coordonnées du centre de l'ellipse 3D, et N est le nombre d'échantillons des signaux des courants.

Étape 2 : Tous les points des courants pour chaque phase sont normalisés en utilisant (4.3.2) :

$$\begin{aligned} I'_{a_j} &= I_{a_j} - C_a, \\ I'_{b_j} &= I_{b_j} - C_b, \\ I'_{c_j} &= I_{c_j} - C_c, \end{aligned} \quad (4.3.2)$$

où I'_{i_j} est l'échantillon normalisé j du courant de la phase i .

Étape 3 : La matrice de covariance est calculée telle que montrée par (4.3.3) :

$$A = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^N I'^2_{a_j} & \sum_{j=1}^N I'_{a_j} I'_{b_j} & \sum_{j=1}^N I'_{a_j} I'_{c_j} \\ \sum_{j=1}^N I'_{a_j} I'_{b_j} & \sum_{j=1}^N I'^2_{b_j} & \sum_{j=1}^N I'_{b_j} I'_{c_j} \\ \sum_{j=1}^N I'_{a_j} I'_{c_j} & \sum_{j=1}^N I'_{b_j} I'_{c_j} & \sum_{j=1}^N I'^2_{c_j} \end{bmatrix} \quad (4.3.3)$$

Étape 4 : Les vecteurs propres ($V = [V_1, V_2, V_3]^T$) et ses valeurs propres respectives

($\lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix}$) issus de la matrice de covariance A sont déterminés. Le vecteur

propre associé à la plus petite valeur propre représente la direction du vecteur orthogonal au plan de l'ellipse. Les deux autres vecteurs propres associés à la plus grande valeur propre et moyenne correspondent respectivement aux directions des axes majeur et mineur. De plus, les valeurs de λ_2 et λ_3 sont directement liées à la représentation à l'échelle des axes majeur et mineur. La Figure 4.4 montre les vecteurs propres et une représentation d'échelle des valeurs propres de l'ellipse 3D pour une machine possédant 20% de court-circuit entre spires sur la phase 'a' du stator.

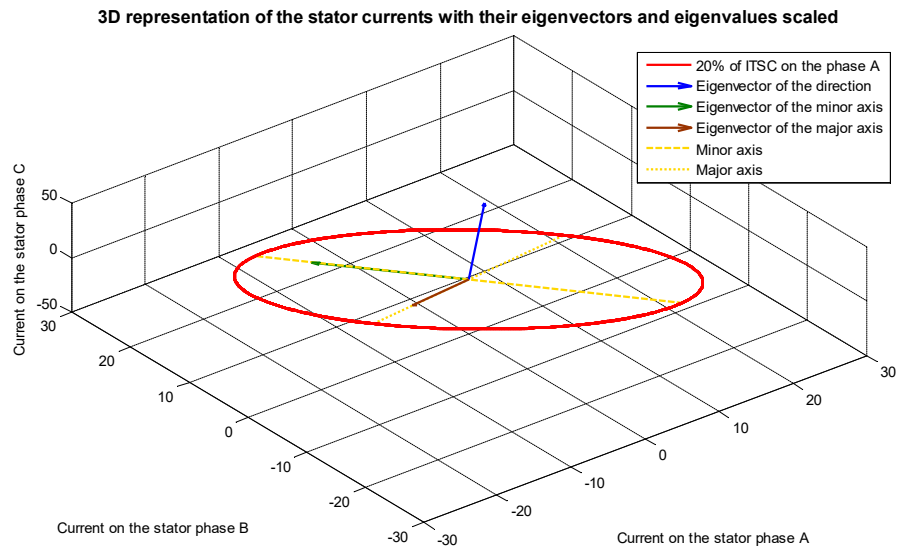


Figure 4.4 – Représentation des courants du stator, de ses vecteurs propres et de ses valeurs propres

Étape 5 : Les différents angles entre les vecteurs propres et le référentiel cartésien 3D normalisé sont calculés à l'aide de l'équation (4.3.4) :

$$\theta_{l,k} = \arccos\left(\frac{\vec{L}_l \cdot \vec{V}_k}{\|\vec{V}_k\|}\right), \text{ avec } l, k = 1, 2, 3 \quad (4.3.4)$$

où $\theta_{l,k}$ sont les angles entre le vecteur propre V_k et le vecteur L_l du référentiel cartésien 3D normalisé. La Figure 4.5 illustre le référentiel 3D de l'ellipse et le référentiel cartésien 3D normalisé.

Finalement, les caractéristiques extraites de cette analyse modifiée des courants, et exploitées pour la reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires définissant les entrées des algorithmes de classification sont données par le vecteur $[X]$ ci-après :

$$X = \{\lambda_2, \lambda_3, \theta_{1,1}, \theta_{2,1}, \theta_{3,1}, \theta_{1,2}, \theta_{2,2}, \theta_{3,2}, \theta_{1,3}, \theta_{2,3}, \theta_{3,3}\} \quad (4.3.5)$$

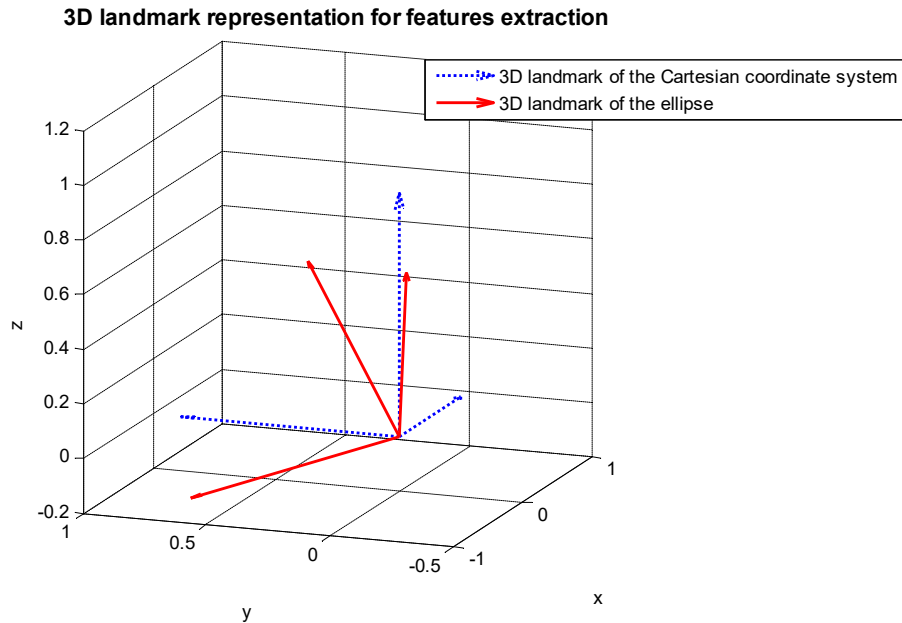


Figure 4.5 – Représentation du référentiel 3D de l’ellipse et du référentiel cartésien
3D normalisé

LES ALGORITHMES DE CLASSIFICATION

La seconde étape illustrée à la Figure 4.1 consiste à exploiter des algorithmes de classification afin d’effectuer la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone. Ceux-ci permettent de classifier dans des catégories les caractéristiques extraites des signaux des courants statoriques. Le principal avantage est la mise en place de classes qui sont définies par un intervalle du degré de sévérité du court-circuit. En effet, une estimation précise du pourcentage de court-circuit entre spires ne peut être effectuée. Les différents facteurs tels que le bruit, la variation des paramètres de la machine asynchrone ou encore la correction des différentes grandeurs du moteur par la partie commande entraîneront sans aucun doute une marge d’erreur importante. De plus, ces méthodes sont adaptatives à d’autres gammes de moteurs.

Plusieurs algorithmes de classification seront exploités afin de déterminer le meilleur d’entre eux. Ceux-ci sont les algorithmes présentés à la Section 2.5. Nous avons donc *C4.5*, *CART*, *SVM* multiclasse (*MultiClass Support Vector Machine – MCSVM*), *k*-plus proches voisins (*k-Nearest Neighbors – k-NN*), les réseaux de neurones artificiels (*Artificial Neural Network – ANN*) ou plus précisément le perceptron multicouche (*MultiLayer Perceptron – MLP*) et l’*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)*. De plus, deux stratégies différentes ont été testées. La première repose sur l’utilisation d’un seul algorithme de classification pour gérer l’ensemble des classes existantes. La seconde stratégie est basée sur une approche hiérarchique. Celle-ci consiste à définir des classes supérieures (parentes) gérées à chaque fois par des algorithmes de classification différents. La Figure 4.6 illustre les deux stratégies.

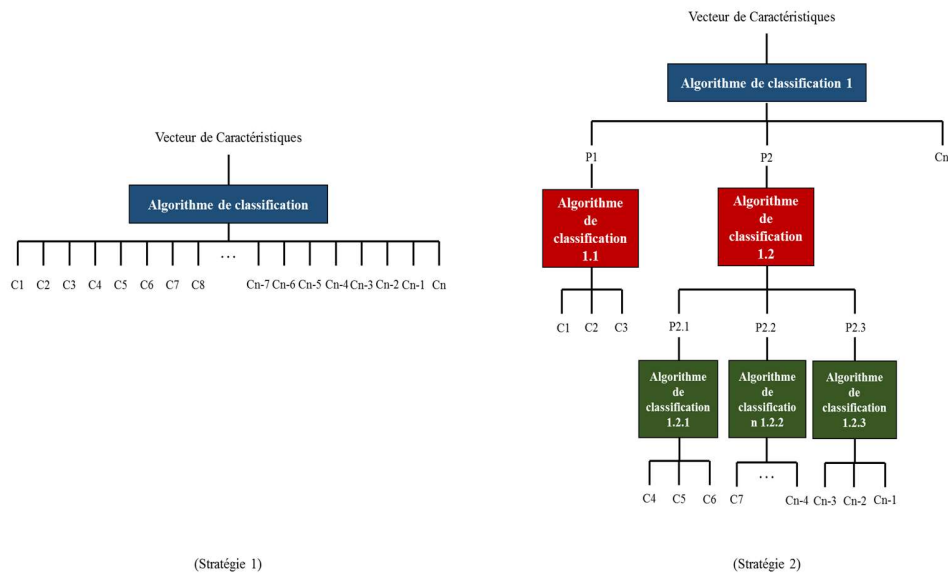


Figure 4.6 – Approche classique (un seul algorithme de classification) à gauche et approche hiérarchique à droite

LES CONDITIONS DES TESTS

Les différents tests réalisés pour la reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator sont construits à partir de deux étapes.

Premièrement, une base de données d'entraînement (70% des données serviront à l'entraînement et les 30% restant au test) doit être générée pour 5 cas différents. Les cas sont : (1) défauts de court-circuit dans une seule phase (a , b ou c), (2) défauts de court-circuit dans deux phases simultanées (ab , ac ou bc), (3) défauts de court-circuit dans trois phases simultanées (abc), (4) défauts de court-circuit dans une et deux phases simultanées (a , b , c , ab , ac et bc) et (5) défauts dans une, deux et trois phases simultanées (a , b , c , ab , ac , bc et abc). Ces données sont utilisées pour la création, l'entraînement et le test des algorithmes de classification.

L'estimation du pourcentage exacte de court-circuit dans les phases du stator semble être compliquée (presque impossible) à cause des erreurs d'approximation entre le modèle mathématique de la machine asynchrone et le moteur physiquement réel, et des variables dites « incertaines » telles que le bruit sur les signaux, ou le couple résistant appliqué. Par conséquent, le compromis idéal afin de déterminer le pourcentage de court-circuit entre spires dans la ou les phases du stator est d'exploiter la définition des classes. En effet, les classes (catégories) permettent de définir un intervalle de valeur pour les quantités de courts-circuits entre spires. Le Tableau 4.1 liste l'ensemble des catégories existantes pour le cas (1). Pour les autres cas d'étude, c'est-à-dire les cas (2) à (5), les classes qui seront exploitées sont des combinaisons de celles présentées dans le Tableau 4.1. Ceci représente respectivement 49, 65, 61 et 125 classes différentes pour les cas (2) à (5).

Les données d'entraînement sont composées de vecteurs de caractéristiques extraites à partir de l'analyse modifiée des courants triphasés. Cette méthode a été appliquée sur les signaux générés par les différentes simulations de la machine asynchrone.

Deuxièmement, l'évaluation des performances et de la robustesse des algorithmes de classification repose sur des données de test. Celles-ci ont également été générées à partir des simulations de la machine asynchrone en suivant exactement le même principe que pour les données d'entraînement. De plus, selon plusieurs études [222], il est possible de tester la robustesse des algorithmes de classification en appliquant un ratio signal sur bruit. Ainsi, dans ce travail de recherche, un bruit blanc Gaussien est ajouté sur les signaux fournis par les simulations de la machine asynchrone.

Classes	Nom (définitions) des classes
1	No Inter-Turn Short Circuit (ITSC)
2	1% à 15% de court-circuit sur la phase <i>a</i>
3	15% à 30% de court-circuit sur la phase <i>a</i>
4	30% à 60% de court-circuit sur la phase <i>a</i>
5	Plus de 60% de court-circuit sur la phase <i>a</i>
6	1% à 15% de court-circuit sur la phase <i>b</i>
7	15% à 30% de court-circuit sur la phase <i>b</i>
8	30% à 60% de court-circuit sur la phase <i>b</i>
9	Plus de 60% de court-circuit sur la phase <i>b</i>
10	1% à 15% de court-circuit sur la phase <i>c</i>
11	15% à 30% de court-circuit sur la phase <i>c</i>
12	30% à 60% de court-circuit sur la phase <i>c</i>
13	Plus de 60% de court-circuit sur la phase <i>c</i>

Tableau 4.1 – Nom des classes constituant le cas (1) de l'étude pour la reconnaissance des défauts de court-circuit

4.3.1 STRATÉGIE DE RECONNAISSANCE 1

La stratégie de reconnaissance 1 a été testée suivant les deux conditions présentées au début de la Section 4.3. La première repose sur la machine asynchrone alimentée directement à partir du réseau électrique (sans la CDC). Nous aurons un démarrage direct avec de parfaites sinusoïdes comme tension d'alimentation et un démarrage direct à partir d'un onduleur de tension triphasé. De plus, dans les applications industrielles mettant en œuvre le moteur à induction, la vitesse et le couple résistant ne sont pas variables. Par conséquent, l'extraction des caractéristiques des signaux des courants statoriques est réalisée en régime établi (stable). La seconde condition de fonctionnement de la machine asynchrone comprend la CDC avec un asservissement de vitesse permettant de contrôler les grandeurs (ex : vitesse, couple électromagnétique) dans des applications où la vitesse et le couple résistant sont variables.

Les résultats ci-dessous sont présentés sous forme de tableau avec différents indicateurs de performance exprimés en pourcentage tels que l'*accuracy* (A%), la *precision* (P%), le *recall* (R%), et le coefficient de Kappa (K%) [223]. Afin de comprendre mieux ce que représentent ces indicateurs, nous donnons une brève description ci-dessous.

Prenons le cas d'une matrice de confusion pour un problème composé de deux classes. Celle-ci, illustrée à la Figure 4.7, contient des données positives correctement classées (*TP : True positive*), des données négatives correctement prédites (*TN : True*

Negative), et des données positives et négatives incorrectement classifiées (*FP* : *False Positive* et *FN* : *False Negative*).

		Classes Prédites	
		C1	C2
Classes Réelles	C1	TP	FN
	C2	FP	TN

Figure 4.7 – Exemple de matrice de confusion pour un problème avec deux classes
L'*accuracy* est la proportion de données positives et négatives correctement classifiées sur l'ensemble des données du problème. Celle-ci est donnée par l'équation (4.3.6).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{N} \quad (4.3.6)$$

où N est le nombre total de données tel que $N = TP + TN + FP + FN$.

La *precision* est la proportion de données positives correctement prédites sur l'ensemble des données qui ont été classifiées positives. Elle peut être calculée à l'aide de l'expression (4.3.7).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4.3.7)$$

Le *recall* est la proportion de données positives correctement prédites sur l'ensemble des données positives. L'équation (4.3.8) donne cet indicateur.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.3.8)$$

Le coefficient de Kappa estime la qualité du classifieur en tenant compte des erreurs en lignes et en colonnes. Elle est calculée selon l'expression (4.3.10) :

$$Kappa = \frac{P_a - P_e}{1 - P_e}, \quad (4.3.10)$$

où P_a est la proportion de données positives et négatives correctement classifiées telle que $P_0 = (TP + TN)/N$ et P_e dénote la proportion de données correctement classifiées du a la chance telle que $P_e = (TP + FP)/N + (TP + FN)/N$.

Les quatre indicateurs peuvent être appliqués pour des problèmes multiclassés. Il suffit d'appliquer la stratégie « un contre tous » pour chacune des classes, de calculer les indicateurs, et de réaliser la moyenne pour chacun des indicateurs.

La *precision*, le *recall* et le coefficient de Kappa permettent de s'assurer que les performances de classification sont équilibrées sur l'ensemble des catégories quel que soit le nombre d'observations par classes. L'*accuracy* ne donne pas cette information. De surcroît, les algorithmes de classification ont été testés selon trois bases de données différentes notées D_1 , D_2 et D_3 . Elles représentent respectivement les tableaux de caractéristiques extraites à partir des simulations de la machine asynchrone sans présence de bruit sur les signaux, et avec deux ratios signal sur bruit différents.

RECONNAISSANCE EN RÉGIME PERMANENT

DÉMARRAGE DIRECT AVEC DE PARFAITES SINUSOÏDES

Pour chacune des catégories (excepté la classe qui correspond à la machine asynchrone saine), 60 simulations ont été réalisées. De plus, aucun couple résistant n'a été appliqué lors des simulations. Les bases de données D_2 et D_3 ont été générées en ajoutant du bruit blanc Gaussien sur les signaux défini tel que $\mu = 0$ et avec respectivement un écart-type $\sigma_2 = 0.05$ et $\sigma_3 = 0.15$. En d'autres termes, les bruits appliqués correspondent approximativement à des ratios signal sur bruit de 48dB pour D_2 et 38dB pour D_3 . Ces quantités de bruit sont approximativement celles que nous retrouvons dans la littérature [222]. Les autres informations concernant les paramètres de simulation sont données dans l'Annexe I. Les Tableau 4.2 à Tableau 4.6 présentent les performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator.

	(1) a, b or c											
	D₁				D₂				D₃			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
C4.5	98.69	98.45	98.55	98.54	96.88	96.42	96.29	96.50	98.11	97.80	98.17	97.89
CART	100	100	100	100	99.26	99.14	99.12	99.17	99.10	99.30	98.93	98.99
MCSVM	97.47	97.85	97.85	97.17	94.33	94.73	94.87	93.65	91.54	92.07	93.57	90.60
k-NN	99.84	99.81	99.80	99.82	98.27	98.17	97.95	98.07	98.36	98.65	98.47	98.17
MLP	100	100	100	100	98.11	97.82	97.75	97.88	98.28	98.43	98.03	98.07
ANFIS	96.98	96.90	96.99	96.63	91.45	91.60	92.39	90.46	80.13	81.37	81.01	77.85

Tableau 4.2 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (1) pour une machine asynchrone alimentée en tension directement avec de parfaites sinusoïdes

	(2) ab, ac or bc											
	D₁				D₂				D₃			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
C4.5	93.32	93.20	93.01	93.16	85.53	85.80	84.77	85.19	83.84	83.90	83.13	83.46
CART	94.72	94.71	94.42	94.59	82.43	82.81	81.50	82.01	82.70	82.88	81.83	82.28
MCSVM	89.28	90.35	89.38	89.02	45.49	48.97	44.71	43.82	43.43	48.19	42.44	41.63
k-NN	98.93	98.92	98.87	98.91	87.32	87.09	86.57	87.02	86.57	86.10	85.67	86.24
MLP	90.52	90.01	90.15	89.78	67.48	65.98	65.55	66.36	65.95	66.12	64.48	65.68
ANFIS	92.60	91.27	90.73	89.99	55.21	55.88	54.32	53.94	45.66	43.65	43.96	42.04

Tableau 4.3 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (2) pour une machine asynchrone alimentée en tension directement avec de parfaites sinusoïdes

	(3) abc											
	D₁				D₂				D₃			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
C4.5	85.81	85.96	85.86	85.59	62.44	63.17	62.42	61.85	63.64	64.22	63.61	63.07
CART	86.97	87.61	86.89	86.77	63.07	63.86	62.87	62.49	63.27	64.85	63.28	62.69
MCSVM	88.03	89.44	87.96	87.84	20.89	23.47	20.75	19.64	20.54	24.32	20.51	19.29
k-NN	96.57	96.63	96.53	96.51	67.35	67.91	67.27	66.84	68.66	69.20	68.48	68.17
MLP	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*
ANFIS	81.19	79.84	79.10	78.81	40.72	39.93	36.41	35.57	40.80	40.02	40.55	39.96

* OM=Out of Memory

Tableau 4.4 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (3) pour une machine asynchrone alimentée en tension directement avec de parfaites sinusoïdes

(4) a, b, c, ab, ac, or bc												
	D₁				D₂				D₃			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
C4.5	94.43	93.94	93.87	94.28	87.80	86.77	86.51	87.48	87.17	86.25	85.83	86.83
CART	95.52	95.26	95.04	95.40	86.79	85.89	85.38	86.44	87.02	85.98	85.58	86.67
MCSVM	86.63	89.55	85.54	86.24	50.87	52.31	47.41	48.98	49.24	51.38	45.81	47.21
k-NN	99.07	98.98	98.97	99.04	90.70	90.03	89.64	90.45	90.64	89.98	89.54	90.39
MLP	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*
ANFIS	93.78	93.36	92.11	91.81	60.45	59.79	59.94	59.01	60.03	58.23	59.48	58.23

* OM=Out of Memory

Tableau 4.5 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (4) pour une machine asynchrone alimentée en tension directement avec de parfaites sinusoïdes

(5) a, b, c, ab, ac, bc, or abc												
	D₁				D₂				D₃			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
C4.5	86.77	86.11	85.95	86.62	66.46	64.52	64.41	66.06	66.92	65.13	65.02	66.53
CART	86.91	86.39	86.06	86.76	68.58	67.00	66.46	68.21	68.63	67.38	66.61	68.26
MCSVM	88.74	95.22	88.03	88.56	25.05	29.12	20.45	21.67	24.71	27.58	20.24	21.29
k-NN	97.49	97.34	97.31	97.46	75.89	74.48	74.16	75.60	76.40	75.14	74.81	76.12
MLP	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*	OM*
ANFIS	83.27	82.13	81.60	82.66	45.25	44.49	45.02	44.62	43.82	42.65	42.88	43.71

* OM=Out of Memory

Tableau 4.6 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (5) pour une machine asynchrone alimentée en tension directement avec de parfaites sinusoïdes

Dans le plus simple des cas (Tableau 4.2) des courts-circuits entre spires, les performances de reconnaissance démontrent une grande efficacité de classification des algorithmes exploitant les caractéristiques extraites à partir de la méthode présentée dans ce chapitre. De plus, quand les signaux sont non bruités, le plus petit et le plus grand taux de classification sont respectivement égaux à 96.98% et 100%. Néanmoins, les algorithmes de classification entraînés avec (70%-30%) de la base de données D_1 et évalués avec D_2 et D_3 (présence de bruit sur les signaux) donnent des performances de classification moins élevées que dans le cas parfait défini par la reconnaissance des données de D_1 , mais tout de même excellentes (proche de 100%). La précision est toujours élevée, et particulièrement pour les algorithmes *CART* et *k-NN*. Par conséquent, afin de traiter la reconnaissance des courts-circuits entre spires dans le cas (1), les algorithmes *CART* et *MLP* sont les plus efficaces avec des données extraites des signaux non bruités. Dans un environnement moins approprié à l'acquisition des signaux, l'algorithme *CART* présente la plus grande robustesse face aux données bruitées pour la reconnaissance des défauts au stator dans le cas (1).

Le Tableau 4.3 montre des performances de classification dans le cas où il existe des courts-circuits entre spires sur deux différentes phases. Comparées au Tableau 4.2, les résultats des classifications ont diminué. De surcroît, l'algorithme *k-NN* fournit à présent le meilleur taux de reconnaissance pour les données constituant D_1 . En ce qui concerne la robustesse au bruit des algorithmes de classification, elle est nettement moins élevée que pour le cas (1) dû au grand nombre de classes (49 classes au lieu de 16 classes pour le cas (1)) et aux conditions de symétrie de la modélisation de la machine asynchrone. Néanmoins, l'algorithme *k-NN* présente encore la meilleure

robustesse face au bruit, et par conséquent les taux de performances dans la reconnaissance des courts-circuits entre spires les plus élevées dans le cas (2).

Pour les cas (3) à (5) présentés par les Tableau 4.4 à Tableau 4.6, les algorithmes de classification sont seulement efficaces dans le cas où les signaux ne sont pas bruités. L'algorithme qui classifie au mieux les données de D_1 , D_2 et D_3 est k - NN .

Finalement, dans la réalité, le cas (1) et (2) sont les défauts de court-circuit entre spires les plus probables. Nous avons obtenu de bons résultats pour leur reconnaissance. De plus, ce sont les algorithmes les plus simples ($C4.5$, $CART$ et k - NN) qui fournissent les meilleurs taux de classification. Pour le SVM multiclasse, ANN et $ANFIS$, les temps alloués à la phase d'entraînement est extrêmement long. Ceci est principalement dû au grand nombre de classes dans les cas (2) à (5) et à la complexité des algorithmes. De plus, l'algorithme ANN n'a pas réussi à atteindre la fin de la phase d'entraînement à cause du nombre important de catégories qui définissent le problème de reconnaissance. Ainsi, ces trois derniers algorithmes ne sont pas les mieux adaptés dans la reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator. Pour l'algorithme ANN , son paramétrage pourrait peut-être permettre d'obtenir de meilleurs résultats, mais il nécessite une étude beaucoup plus approfondie.

DÉMARRAGE DIRECT AVEC UN ONDULEUR DE TENSION TRIPHASÉ

Le démarrage direct à l'aide d'un onduleur de tension triphasé modifie grandement la qualité (par rapport à des sinusoïdes parfaites) des courants de stator et des autres grandeurs de la machine asynchrone. La Figure 4.8 illustre les courants du

stator de la machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension triphasée. Ainsi, avant même de réaliser la reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires, nous admettons que les performances seront moins élevées que précédemment.

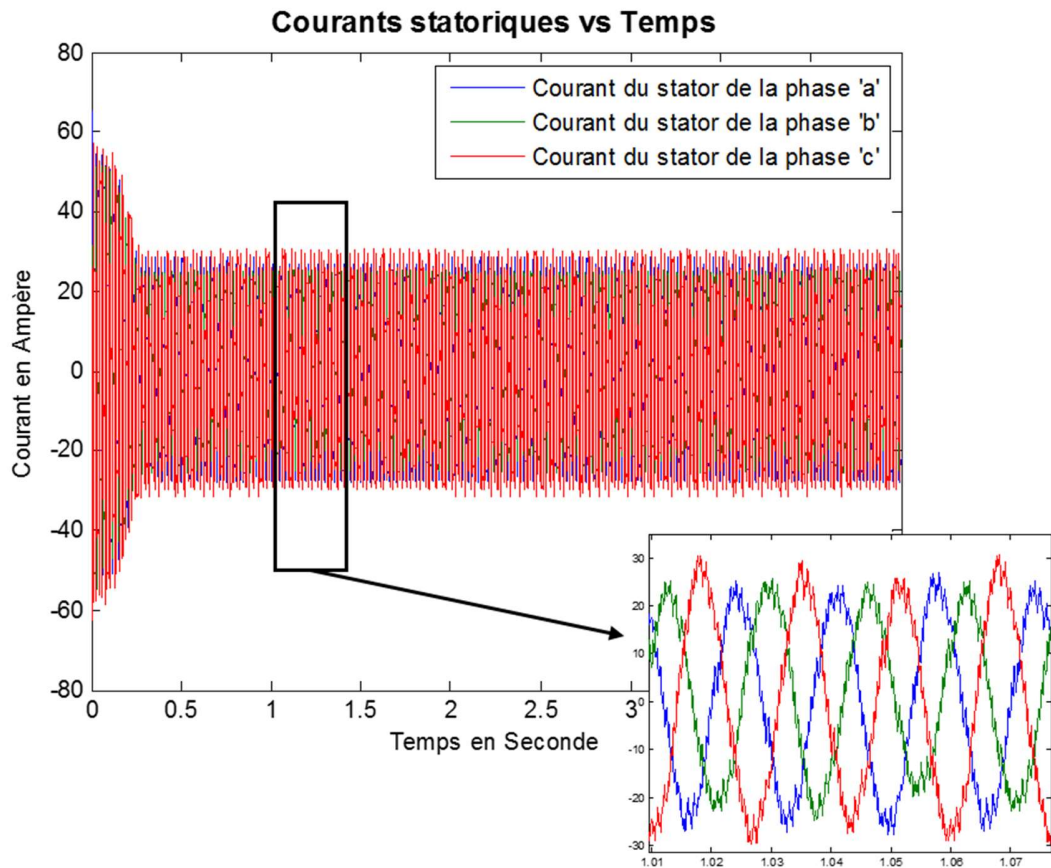


Figure 4.8 – Courants statoriques de la machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension triphasée avec un court-circuit entre spires sur la phase 'a'

Pour chacune des catégories (excepté la classe qui correspond à la machine asynchrone saine), 20 simulations ont été réalisées. Cela correspond à moins de la moitié des simulations du démarrage direct avec de parfaites sinusoïdes. Cette réduction est principalement liée au fait que nous voulons réduire le temps des simulations et augmenter l'échantillonnage des signaux (10 000Hz). De plus, 5 profils

différents de couple résistant constant ont été définis pour les simulations. Ceux-ci sont choisis aléatoirement lors de chacune des simulations. Concernant l'extraction des caractéristiques par la méthode de l'analyse modifiée des courants, nous traitons un vecteur de 0.4 seconde ce qui correspond à 4000 échantillons. Celui-ci glisse le long du signal avec un chevauchement (*overlap*) de 20 % sur les données échantillonnées précédemment traitées.

Les bases de données D_2 et D_3 ont été générées en ajoutant du bruit blanc Gaussien sur les signaux défini tel que $\mu = 0$ et avec respectivement un écart-type $\sigma_2 = 0.05$ et $\sigma_3 = 0.15$.

Notons également que comparé aux tests précédents, le *SVM* multiclassés, le *MultiLayer Perceptron (MLP)* et l'*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)* ne font plus partie des éléments de comparaison. En effet, sans une étude approfondie, il est difficile de trouver les paramètres idéaux afin d'obtenir de bonnes performances dans la reconnaissance des défauts de court-circuit. De plus, dans les cas (2) à (5) possédant un nombre important de classes, les paramètres d'un réseau de neurones artificiels (nombres de couches cachées, nombre de neurones par couches) sont difficilement choisis, et les temps pour l'entraînement devient particulièrement longs.

Les autres informations concernant les paramètres de simulation sont données dans l'Annexe I. Les Tableau 4.7 à Tableau 4.11 présentent les performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator.

(1) a, b or c												
	D₁				D₂				D₃			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
C4.5	99.14	98.97	98.96	99.03	91.21	89.59	88.95	90.03	87.88	87.15	84.67	86.22
CART	99.90	99.92	99.87	99.89	96.87	96.48	96.08	96.45	95.13	93.78	93.78	94.43
k-NN	100	100	100	100	98.23	97.85	97.76	97.99	94.34	94.18	92.82	93.56

Tableau 4.7 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (1) pour une machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension triphasé MLI

(2) ab, ac or bc												
	D₁				D₂				D₃			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
C4.5	94.92	94.75	94.55	94.79	77.94	77.72	76.41	77.37	78.00	78.24	76.55	77.44
CART	97.90	97.83	97.79	97.85	81.88	82.04	80.66	81.42	79.36	79.59	78.03	78.83
k-NN	99.73	99.76	99.71	99.72	81.30	81.09	79.90	80.82	79.76	79.12	78.35	79.24

Tableau 4.8 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (2) pour une machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension triphasé MLI

(3) abc												
	D₁				D₂				D₃			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
C4.5	89.83	89.83	89.25	89.66	49.51	50.72	49.02	48.69	50.16	50.68	48.78	49.34
CART	93.83	93.71	93.45	93.73	52.51	54.51	51.98	51.73	53.19	54.14	52.30	52.42
k-NN	99.52	99.40	99.42	99.51	55.07	54.96	54.34	54.34	59.44	58.90	58.74	58.78

Tableau 4.9 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (3) pour une machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension triphasé MLI

(4) a, b, c, ab, ac, or bc												
	D₁				D₂				D₃			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
C4.5	95.60	95.27	95.11	95.47	78.19	76.58	75.71	77.51	75.56	73.51	72.56	74.81
CART	98.11	97.93	97.85	98.05	78.71	77.25	75.97	78.05	78.23	77.08	75.43	77.55
k-NN	99.89	99.88	99.89	99.89	81.05	79.51	78.64	80.46	80.47	78.54	77.93	79.86

Tableau 4.10 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (4) pour une machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension triphasé MLI

(5) a, b, c, ab, ac, bc, or abc												
	D₁				D₂				D₃			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
C4.5	90.81	90.15	89.88	90.69	59.50	56.29	55.62	58.94	56.85	53.74	52.81	56.25
CART	93.75	93.26	92.91	93.67	60.63	57.68	57.15	60.09	60.56	57.70	56.75	60.02
k-NN	99.42	99.27	99.28	99.41	64.44	62.00	61.03	63.94	66.64	63.98	63.35	66.17

Tableau 4.11 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (5) pour une machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension triphasé MLI

Les Tableau 4.7 à Tableau 4.11 montrent de très bons résultats de reconnaissance (proche de 100%) dans le cas où les signaux ne présentent pas de bruit (base de données D₁)

Pour le cas (1), les algorithmes possèdent également une grande robustesse par rapport à la variation des caractéristiques. En effet, les taux de classification sont proches et au-dessus des 90%. L’algorithme qui reconnaît le mieux les défauts de court-circuit entre spires sur une seule phase est *k-NN*. Les principales raisons des excellents résultats présentés dans le Tableau 4.7 sont la robustesse de la méthode d’extraction des données, la taille des vecteurs de données et leurs chevauchements lors du

traitement, et le nombre de classes qui est de 16 (faible par rapport aux autres cas d'étude). L'analyse modifiée des courants réalise, par l'intermédiaire de la matrice de covariance, une moyenne des données afin de définir une ellipse 3D qui s'ajuste au mieux aux coordonnées de ceux-ci. Ces résultats nous satisfont grandement d'autant plus que nous avons appliqué différentes valeurs de couple résistant.

Le cas (2) présente une robustesse moins importante (environ 80% au mieux de taux de classification avec k -NN) que dans le cas (1). Néanmoins, ce n'est pas le cas le plus important, car les défauts de courts-circuits entre spires apparaissent d'abord sur une seule phase. Les explications de la baisse des performances des algorithmes pour les bases de données D_2 et D_3 sont le nombre de classes qui commence à être important (49 classes) et les conditions de symétrie de la machine asynchrone. Après une vérification faite sur la matrice de confusion, les erreurs sont liées à des effets de bords (frontière entre les catégories). Par exemple, un défaut de court-circuit appartenant à la classe « 15% à 30% de court-circuit sur la phase a » était classifié dans la catégorie « 1% à 15% de court-circuit sur la phase a » ou « 30% à 60% de court-circuit sur la phase a ». Ainsi, nous sommes tout de même satisfaits de ces résultats, car des possibles améliorations peuvent être faites dans des travaux futurs.

L'étude de la reconnaissance des défauts de court-circuit du cas (3) et donnée par le Tableau 4.9 montre des taux de classification pour la base de données D_1 au-dessus de 90% ce qui est excellent. Cependant, lorsqu'un bruit blanc Gaussien est appliqué sur les signaux des courants, les performances diminuent fortement et n'est que d'environ 55% dans le meilleur des cas. La principale raison est la condition de symétrie que possède la machine asynchrone. En effet, lors d'un court-circuit entre

spires, le courant de la phase concernée augmente en amplitude. Dans le cas (3), il existe simultanément un court-circuit sur les trois phases, ce qui a pour effet d'accroître l'ensemble des courants. Ainsi, les différences sur les caractéristiques peuvent être mineures entre chacune des classes et la présence de bruit peut faire basculer la catégorie du défaut dans une autre catégorie assez facilement. De plus, le grand nombre de classes (65 classes) du cas (3) diminue la robustesse des algorithmes de classification (les frontières entre les classes sont moins bien définies). Néanmoins, les résultats sont très satisfaisants considérant qu'au meilleur de notre connaissance, il n'existe pas de travaux similaires. De surcroît, la probabilité que de tels défauts surviennent est très faible.

Les cas (4) et (5) sont des combinaisons des études (1) à (3). Ainsi, les résultats représentent principalement une moyenne pondérée des taux de classification (par rapport au nombre d'observations) pour les bases de données D_2 et D_3 des Tableau 4.7 à Tableau 4.9. L'algorithme k - NN est celui qui donne les meilleurs taux de reconnaissance et qui est le plus robuste. Néanmoins, le nombre de classes (61 et 125 classes) que doit gérer l'algorithme de classification est un facteur non négligeable diminuant les taux de classification. C'est pourquoi, nous proposons une approche hiérarchique explicitée à la Section 4.3.2.

L'ensemble des résultats présentés ici sont très satisfaisants, car cette étude met en œuvre un onduleur de tension triphasée MLI et des couples résistants de valeurs différentes. Ceux-ci permettent d'approcher au mieux les conditions réelles d'opération de la machine asynchrone. Il est vrai que le modèle possède des imperfections, mais

dans ce projet de recherche l'objectif est de démontrer le potentiel des modèles d'intelligence artificielle pour l'amélioration du processus de maintenance.

RECONNAISSANCE EN RÉGIME NON PERMANENT

Le cas d'étude présenté dans cette sous-section met en avant la machine asynchrone commandée par la stratégie de commande directe du couple (CDC) possédant également un asservissement de vitesse (voir Section 2.6). La mise en œuvre de cette commande permet d'étudier la machine asynchrone dans un environnement où la vitesse et le couple sont variables. De plus, comme énoncé dans les sections 4.1 et 4.2, les recherches se concentrant sur l'exploitation du moteur à induction avec la commande directe du couple pour le diagnostic sont inexistantes.

Pour chacune des catégories (excepté la classe qui correspond à la machine asynchrone saine), 20 simulations ont été réalisées. La fréquence d'échantillonnage est de 10 000Hz. De plus, 10 profils différents pour la vitesse et le couple résistant ont été définis pour les simulations. Ceux-ci sont variables dans le temps et choisis aléatoirement lors de chacune des simulations. Les Figure 4.9 à 4.11 illustrent respectivement la vitesse de rotation mécanique de la machine asynchrone et sa consigne, le couple électromagnétique de celle-ci avec son signal de référence, et les courants statoriques.

Concernant l'extraction des caractéristiques par la méthode de l'analyse modifiée des courants, nous traitons, comme précédemment, un vecteur de 0.4 seconde ce qui correspond à 4000 échantillons. Celui-ci glisse le long du signal avec un

chevauchement (*overlap*) de 20 % sur les données échantillonnées traitées précédemment.

Les bases de données D_2 et D_3 ont été générées en ajoutant du bruit blanc Gaussien sur les signaux défini tel que $\mu = 0$ et avec respectivement un écart-type $\sigma_2 = 0.05$ et $\sigma_3 = 0.15$.

Les autres informations concernant les paramètres de simulation sont données dans l'Annexe I. Les Tableau 4.12 à Tableau 4.16 présentent les performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator.

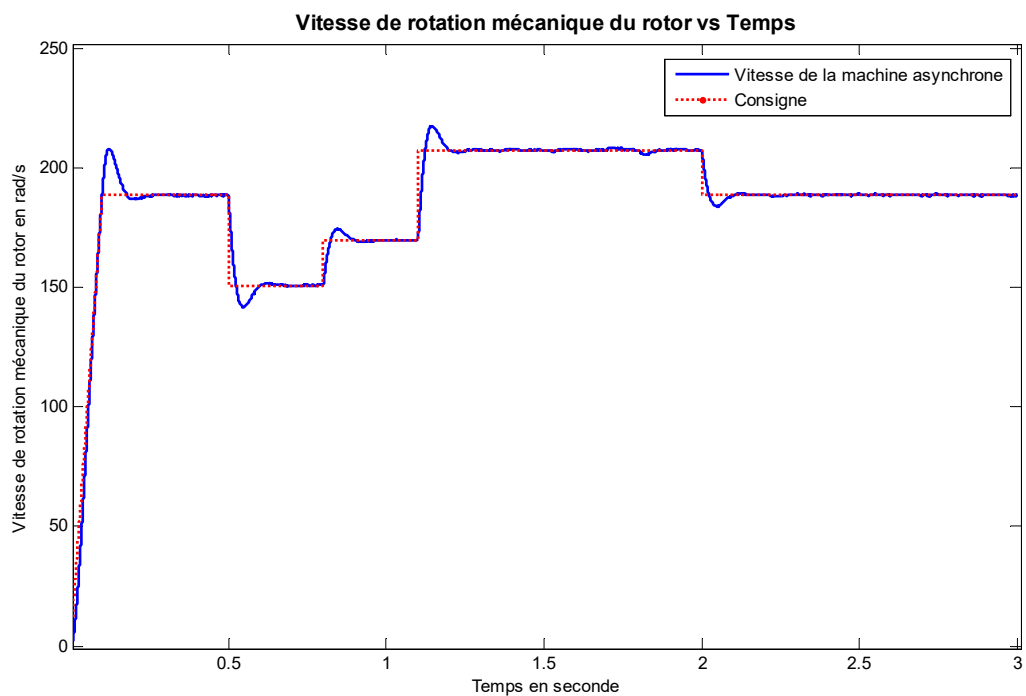


Figure 4.9 – Vitesse de rotation mécanique du rotor de la machine asynchrone commandée avec la CDC et un asservissement de vitesse

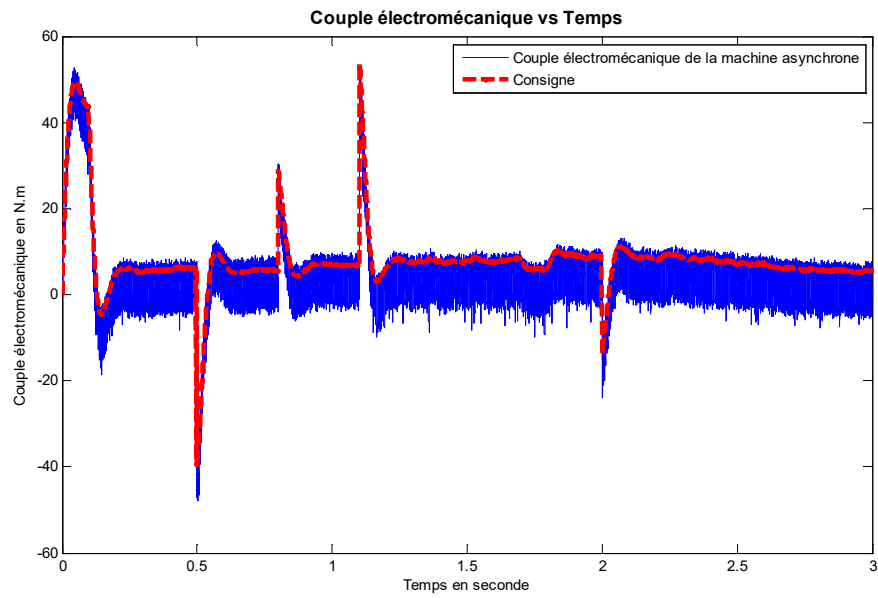


Figure 4.10 – Couple électromécanique de la machine asynchrone commandée avec la CDC et un asservissement de vitesse

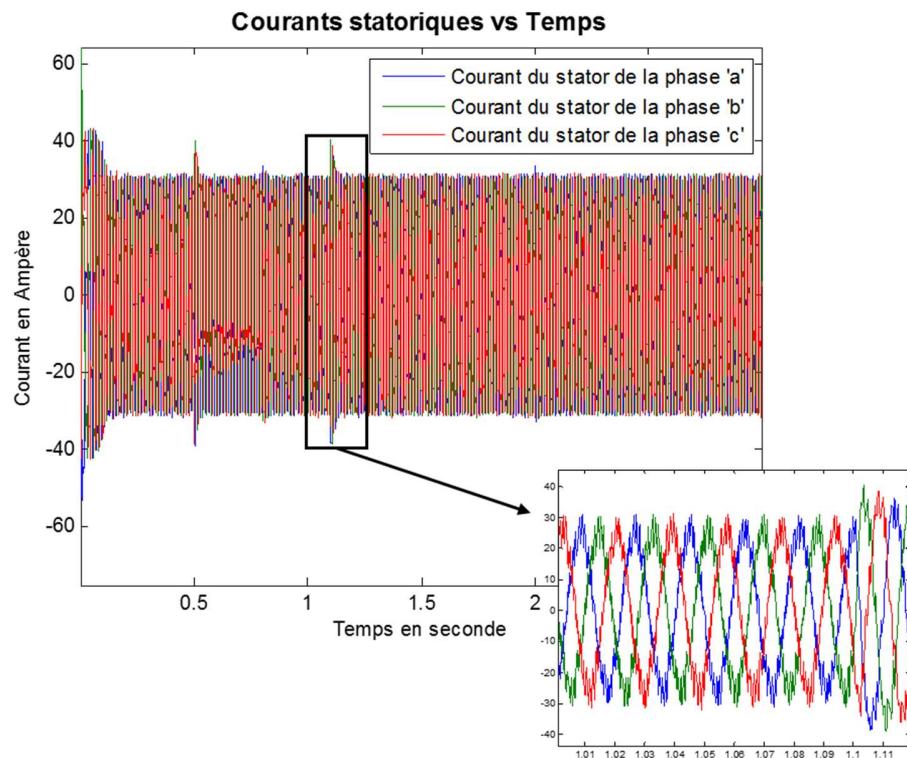


Figure 4.11 – Courants Statoriques de la machine asynchrone commandée avec la CDC et un asservissement de vitesse

	(1) a, b or c											
	D₁				D₂				D₃			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
C4.5	93.18	92.50	92.53	92.07	86.06	86.46	84.69	83.71	88.41	88.24	87.19	86.48
CART	94.92	94.25	94.78	94.11	89.77	90.00	89.41	88.08	89.85	89.60	89.57	88.20
k-NN	97.12	97.05	96.67	96.65	87.73	88.50	86.30	85.62	89.02	88.81	88.12	87.20

Tableau 4.12 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (1) pour une machine asynchrone commandée par la CDC et possédant un asservissement de vitesse

	(2) ab, ac or bc											
	D₁				D₂				D₃			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
C4.5	72.02	70.88	69.41	71.23	51.94	48.43	47.88	50.58	52.43	49.12	48.34	51.09
CART	77.32	77.14	75.17	76.67	56.59	54.31	52.46	55.47	58.40	55.06	54.50	57.21
k-NN	88.70	88.36	88.04	88.38	58.26	55.43	55.00	57.08	58.41	54.24	54.20	57.22

Tableau 4.13 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (2) pour une machine asynchrone commandée par la CDC et possédant un asservissement de vitesse

	(3) abc											
	D₁				D₂				D₃			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
C4.5	60.39	61.71	58.48	59.46	25.55	24.99	24.01	23.80	23.67	25.58	21.44	22.50
CART	61.36	63.55	57.98	60.44	29.02	26.55	25.95	27.35	28.22	26.99	26.49	27.01
k-NN	82.62	83.24	81.90	82.22	29.56	30.01	25.86	27.92	30.24	29.12	28.88	29.51

Tableau 4.14 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (3) pour une machine asynchrone commandée par la CDC et possédant un asservissement de vitesse

(4) a, b, c, ab, ac, or bc												
	D₁				D₂				D₃			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
C4.5	73.91	71.48	70.61	73.08	50.79	46.15	45.80	49.24	51.83	46.71	46.54	50.33
CART	77.28	76.02	74.46	76.54	55.51	51.94	50.20	54.04	56.90	52.84	51.97	55.51
k-NN	89.00	87.94	87.66	88.65	57.26	52.94	52.35	55.88	58.31	53.73	53.54	56.98

Tableau 4.15 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (4) pour une machine asynchrone commandée par la CDC et possédant un asservissement de vitesse

(5) a, b, c, ab, ac, bc, or abc												
	D₁				D₂				D₃			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
C4.5	61.15	63.12	59.52	60.47	37.31	35.44	34.68	35.21	35.96	34.11	33.70	34.85
CART	64.45	65.89	59.68	63.82	36.93	35.46	34.17	35.81	38.51	38.15	36.50	37.43
k-NN	83.99	82.95	82.20	83.71	39.49	40.15	37.23	38.39	40.45	39.73	38.79	39.40

Tableau 4.16 – Performances de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (5) pour une machine asynchrone commandée par la CDC et possédant un asservissement de vitesse

Comme prévu, les Tableau 4.12 à Tableau 4.16 montrent, pour les différents cas ((1) à (5)), des taux de reconnaissance plus faibles pour l'ensemble des algorithmes de classification qu'en démarrage direct. En effet, la partie commande, la vitesse et le couple variables modifient de manière non négligeable la forme des courants du stator. Par conséquent, la qualité des caractéristiques extraites n'est pas assez satisfaisante pour les algorithmes de classification.

Au vu des premiers résultats que nous avons obtenus, il n'est pas surprenant de ne trouver aucune recherche approfondie sur le sujet. L'intégration de la partie

commande dans l'étude des défauts de la machine asynchrone rend le sujet extrêmement complexe.

Le cas (1), qui représente la situation la plus importante dans le processus de reconnaissance des défauts de court-circuit de la machine asynchrone, possède tout de même des performances très acceptables. En effet, lorsque les signaux ne sont pas bruités, les taux de classification sont supérieurs à 90% pour les trois algorithmes. De surcroît, le meilleur des algorithmes, c'est-à-dire *k-NN*, atteint environ 97% de classification correcte. Ce résultat excellent est difficile à améliorer. Néanmoins, la différence notable que nous observons avec les deux études en régime permanent concerne la robustesse des algorithmes de classification. Les classifications des observations des bases de données D_2 et D_3 qui mettent à l'épreuve la robustesse des solutions affichent des taux de reconnaissance environ 10% inférieurs aux études précédentes. L'algorithme *CART* est le plus efficace pour ces bases de données et présente un taux de classification proche de 89%. Ce résultat est très acceptable étant donné que c'est la première fois qu'une étude pareille est réalisée à notre connaissance.

Les résultats du cas (2) présentés dans le Tableau 4.13 donnent dans le meilleur des scénarios un taux de classification d'environ 88%. Celui-ci a été obtenu à l'aide de l'algorithme *k-NN* et pour des signaux qui ne présente aucun bruit blanc Gaussien. Concernant la robustesse des algorithmes, les taux de classification se sont grandement dégradés par rapport aux sections précédentes. En effet, la reconnaissance atteint à peine les 58% quand l'étude en régime permanent avec un onduleur MLI donnait environ 80%. Cette diminution est principalement la conséquence de la partie

commande, de la vitesse et du couple variables, et des multiples profils qui ont été appliqués.

Pour les cas (3) à (5), l'algorithme k - NN fournit les meilleurs taux de classification (supérieurs à 80%) pour la base de données D_1 . Ce résultat représente la limite de l'acceptable pour les signaux qui ne possèdent pas de bruit blanc Gaussien. Cependant, les performances pour D_2 et D_3 sont faibles et doivent être améliorées. Les raisons sont les mêmes que précédemment en ajoutant la vitesse et du couple variables.

Nous avons tenté une première piste d'amélioration qui n'a pas fonctionné et issue des observations suivantes. En effet, la vitesse de rotation mécanique d'une machine saine et d'une machine possédant entre 15% et 30% de court-circuit sur la phase 'a' montre le même phénomène d'ondulation que décrit dans la Section 2.2.1. Cela signifie que le court-circuit entre spires possède vraisemblablement les mêmes conséquences sur les grandeurs de la machine asynchrone qu'avec un démarrage direct. De plus, les courants statoriques du moteur à induction sont pollués d'harmoniques créés par l'onduleur et la CDC. Nous avons donc décidé d'appliquer un filtre passe-bas de Butterworth d'ordre 10 et de fréquence de coupure $f_c = 100 \text{ Hz}$ sur les courants du stator afin d'extraire les caractéristiques. Malheureusement, les résultats sont semblables et aucune amélioration n'a été observée.

D'autres pistes d'amélioration sont possibles. En effet, il est possible de réaliser une validation croisée (*cross-validation*) lors de l'entraînement des algorithmes, et de varier la taille du vecteur des données et le ratio de chevauchement. Par manque de temps, nous n'avons pas exploré cette solution. Il est également possible de réaliser une étude plus approfondie sur les caractéristiques extraites des signaux. En effet,

jusqu'à présent, seule l'analyse modifiée des courants a été exploitée. D'autres caractéristiques issues de la décomposition en ondelettes peuvent être ajoutées pour la reconnaissance des défauts de court-circuit de la machine asynchrone. Pour finir, une architecture différente des algorithmes de classifications permettrait de gérer moins de catégories en même temps et ainsi d'augmenter la robustesse de la reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires. Pour cela, l'approche hiérarchique semble adaptée pour répondre à ce besoin. Cette dernière est développée dans la Section 4.3.2.

4.3.2 STRATÉGIE DE RECONNAISSANCE 2

La stratégie de reconnaissance 2 repose sur l'exploitation d'algorithmes de classification. Néanmoins, dans celles-ci, afin de réaliser la reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires, nous n'utilisons pas un seul algorithme, mais plusieurs. En effet, la première contrainte de l'étude précédente concerne le nombre de classes importantes qui constituent les cas (2) à (5). Il est certain qu'un seul algorithme de classification peut convenir, mais pas de la meilleure des manières. La seconde contrainte est le faible degré de liberté qu'offre un seul algorithme. En d'autres termes, l'utilisation de plusieurs algorithmes de classification permettrait dans une certaine mesure d'optimiser (améliorer) la solution de reconnaissance.

Pour ce faire, une description hiérarchique des défauts de court-circuit a été réalisée. En d'autres termes, les noms décrivant les classes vues précédemment sont hiérarchisés successivement dans de nouvelles catégories. Par exemple, la classe « 1% à 15% de court-circuit sur la phase *a* » peut être hiérarchisée respectivement par « défaut au stator », « défaut sur une seule phase », puis « défaut sur la phase *a* ». La

Figure 4.12 illustre l'approche hiérarchique appliquée aux différentes catégories de défaut de court-circuit entre spires. Cette approche, très séduisante, permet aux différents algorithmes de classification de gérer 2 à 3 classes dans la majorité des nœuds de la décomposition illustrée à la Figure 4.12. De plus, nous pouvons choisir facilement d'appliquer un réseau de neurones artificiels sur un nœud combiné avec un *k-NN* ou un *CART* sur un autre. Finalement, après avoir testé différents algorithmes de classification pour chacun des nœuds de l'approche hiérarchique proposée, nous obtenons l'algorithme suivant illustré à la Figure 4.13. Le choix des types d'algorithmes a été fait en prenant compte les coefficients de performances P%, R%, A% et K%, mais aucune optimisation n'a été réalisée. Par conséquent, il est possible, dans le futur, d'améliorer grandement les performances de celui-ci.

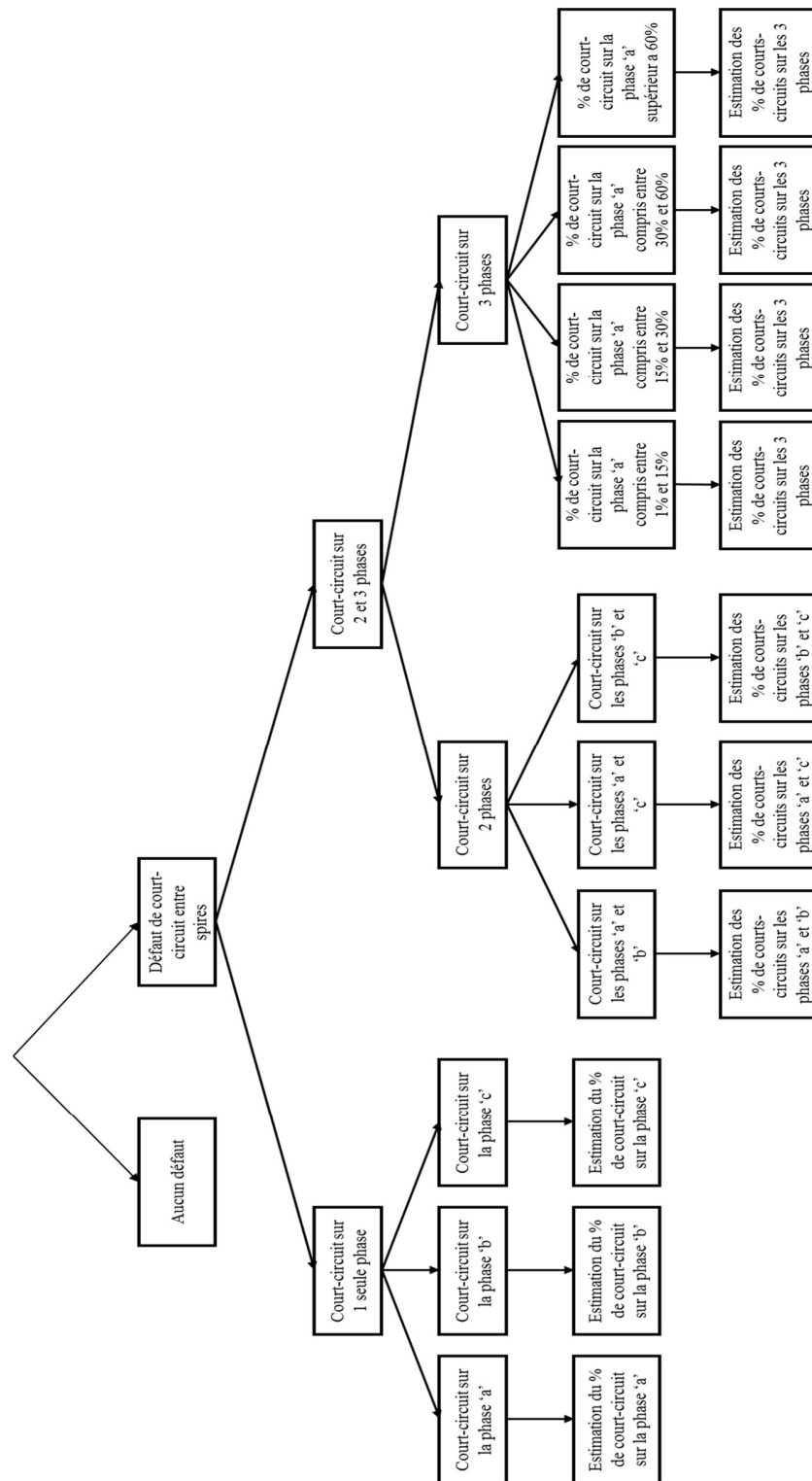


Figure 4.12 – Description hiérarchique des catégories des défauts de court-circuit entre spires au stator

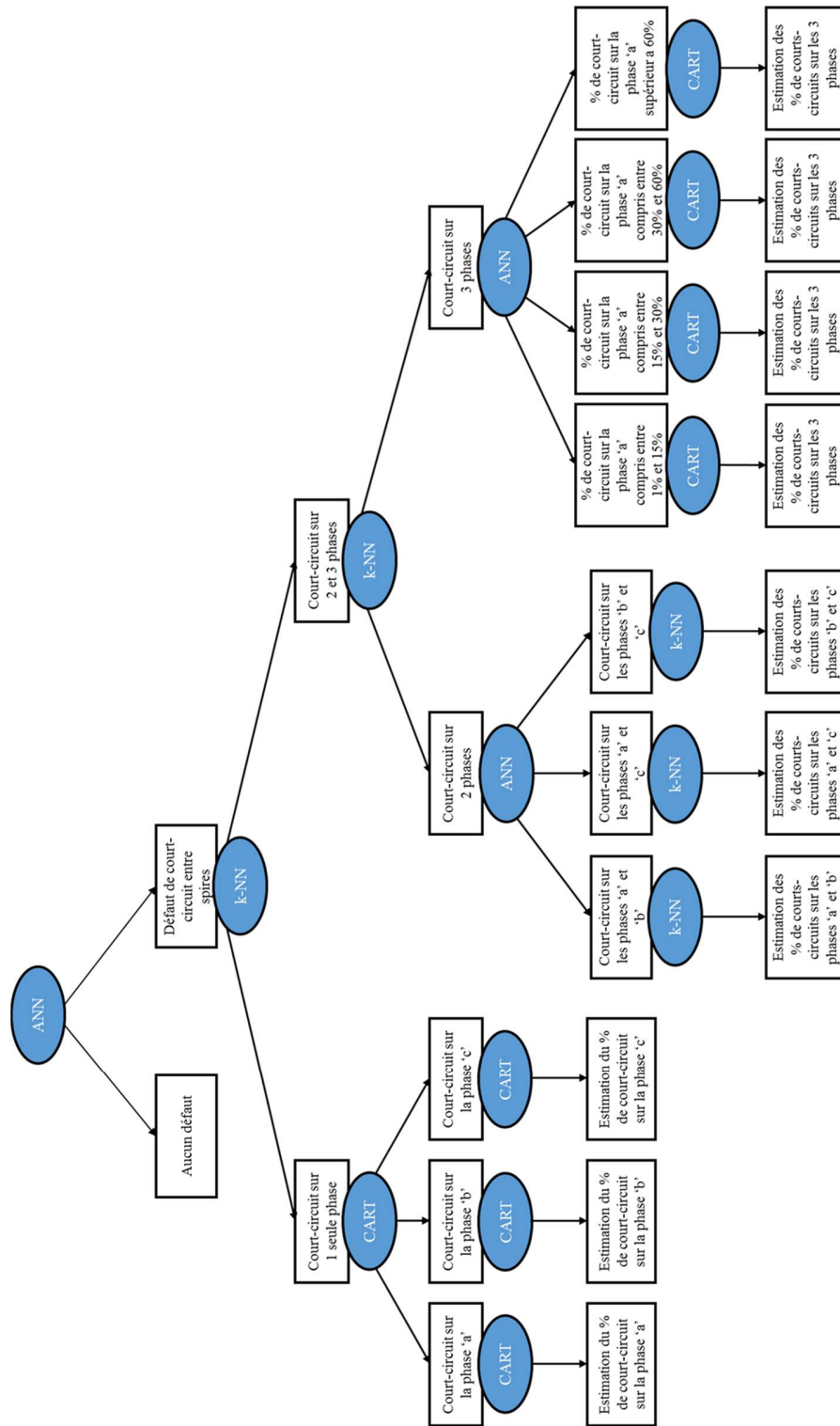


Figure 4.13 – Architecture de l’algorithme pour la reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires conçue et exploitée

Afin de réaliser une comparaison avec la stratégie 1, les mêmes bases de données pour le cas (5) ont été exploitées dans chacune des situations de mise en œuvre de la machine asynchrone. Ci-après les résultats de la stratégie 2.

(5) a, b, c, ab, ac, bc, or abc												
	D₁				D₂				D₃			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
k-NN	97.49	97.34	97.31	97.46	75.89	74.48	74.16	75.60	76.40	75.14	74.81	76.12
AAH	94.99	94.85	94.57	94.93	83.68	83.27	82.54	83.49	84.07	83.39	83.01	83.88

Tableau 4.17 – Comparaison de performances d’algorithmes de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (5) pour une machine asynchrone alimentée en tension directement avec de parfaites sinusoïdes

(5) a, b, c, ab, ac, bc, or abc												
	D₁				D₂				D₃			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
k-NN	99.42	99.27	99.28	99.41	64.44	62.00	61.03	63.94	66.64	63.98	63.35	66.17
AAH	98.23	97.96	97.90	98.21	71.59	69.76	68.59	71.19	70.76	68.60	67.51	70.35

Tableau 4.18 – Comparaison de performances d’algorithmes de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (5) pour une machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension triphasé MLI

(5) a, b, c, ab, ac, bc, or abc												
	D₁				D₂				D₃			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
k-NN	83.99	82.95	82.20	83.71	39.49	40.15	37.23	38.39	40.45	39.73	38.79	39.40
AAH	79.82	82.26	77.21	79.50	50.11	49.88	49.85	50.1	49.46	48.89	48.81	49.07

Tableau 4.19 – Comparaison de performances d’algorithmes de reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires au stator dans le cas (5) pour une machine asynchrone commandée par la CDC et possédant un asservissement de vitesse

Les Tableaux 4.17 à 4.19 illustrent les performances du meilleur des algorithmes pour le cas (5) (Tableau 4.6, Tableau 4.11 et Tableau 4.16) et les résultats de l'algorithme par l'approche hiérarchique (AAH) proposé et illustré à la Figure 4.13. Les résultats montrent une amélioration significative des classifications dans la situation où les signaux ont été bruités (bases de données D_2 et D_3). Néanmoins, lors de la phase de test pour les données appartenant à D_1 , les indicateurs de performances sont légèrement moins importants que pour la stratégie 1. Ceci peut s'expliquer par le fait que nous n'utilisons plus un seul algorithme de classification, mais 16. La plus petite erreur qu'il peut exister se propage vers les nœuds inférieurs, et ainsi, augmenter l'erreur totale. L'avantage est que les algorithmes doivent gérer moins de classes les rendant plus robustes aux incertitudes et variations (ex : variations de paramètres, bruits).

4.4 RECONNAISSANCE DES DÉFAUTS DE BARRES ROMPUES

La reconnaissance des défauts de barres rotoriques rompues de la machine asynchrone sera, elle aussi, étudiée selon deux conditions différentes de fonctionnement.

Comme précédemment, la première situation est un démarrage direct de la machine asynchrone à partir du réseau électrique. La seconde condition met en œuvre la commande directe du couple avec un asservissement de vitesse du moteur à

induction pour les applications à vitesse et couple variables. Le processus de reconnaissance reste le même que celui donné à la Figure 4.1.

Ensuite, en ce qui concerne l'extraction des caractéristiques et les algorithmes de classification, nous exploitons exactement les mêmes que dans l'étude des défauts de court-circuit précédente.

LES CONDITIONS DES TESTS

Les différents tests réalisés pour la reconnaissance des défauts de barres rompues au rotor sont construits à partir de deux étapes.

Premièrement, une base de données est générée grâce aux simulations de la deuxième modélisation de la machine asynchrone décrite à la Section 2.2.2. Celle-ci regroupe 5 classes différentes que sont : aucun défaut, 1 barre rompue, 2 barres rompues, 3 barres rompues et 4 barres rompues. 70% de ces données serviront à entraîner les algorithmes de classification. Les 30% restant seront utilisées pour tester les performances des algorithmes.

Deuxièmement, l'évaluation des performances et de la robustesse des algorithmes de classification repose sur des données de test. Celles-ci ont également été générées à partir des simulations de la même modélisation de la machine asynchrone. De plus, comme précédemment, il est possible de tester la robustesse des algorithmes de classification en appliquant un ratio signal sur bruit. Ainsi, dans ce travail de recherche, un bruit blanc Gaussien est ajouté sur les signaux fournis par les simulations de la machine asynchrone.

RECONNAISSANCE EN RÉGIME PERMANENT

DÉMARRAGE DIRECT AVEC DE PARFAITES SINUSOÏDES

Pour chacune des catégories, 20 simulations avec une fréquence d'échantillonnage de 10 000 Hz ont été réalisées. De plus, parmi 5 valeurs différentes de couple résistant, une valeur est choisie aléatoirement pour y être appliquée lors de chacune des simulations. Concernant l'extraction des caractéristiques par la méthode de l'analyse modifiée des courants, nous traitons un vecteur de 0.4 seconde ce qui correspond à 4000 échantillons. Celui-ci glisse le long du signal avec un chevauchement (*overlap*) de 20 % sur les données échantillonnées précédemment traitées. Les bases de données D_2 et D_3 ont été générées en ajoutant du bruit blanc Gaussien sur les signaux défini tel que $\mu = 0$ et avec respectivement un écart-type $\sigma_2 = 0.05$ et $\sigma_3 = 0.15$. Les autres informations concernant les paramètres de simulation sont données dans l'Annexe II. Le Tableau 4.20 présente les performances de reconnaissance des défauts de barres rompues au rotor.

	Défauts du rotor											
	D₁				D₂				D₃			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
C4.5	88.45	87.99	86.12	86.47	78.11	75.84	71.76	66.54	76.78	73.11	71.27	65.94
CART	98.47	98.37	98.37	98.34	91.24	90.89	90.51	90.47	90.47	90.12	89.96	89.42
MCSVM	90.78	92.84	91.08	89.66	81.23	83.75	79.64	76.22	79.51	82.74	78.79	75.81
k-NN	99.12	98.69	98.45	98.50	89.74	88.94	88.90	87.11	89.46	88.87	88.53	88.00
MLP	98.23	98.14	97.57	97.99	94.55	94.16	93.23	93.83	93.00	93.98	91.49	90.70
ANFIS	94.85	93.99	92.73	90.46	90.84	87.90	89.51	86.03	89.41	86.47	88.17	85.95

Tableau 4.20 – Performances de reconnaissance des défauts de barres rompues pour une machine asynchrone alimentée directement en tension avec de parfaites sinusoïdes

Les performances des différents algorithmes de classification présentées dans le Tableau 4.20 montrent une efficacité de ceux-ci. En effet, les taux de classification sont supérieurs à 90% pour la base de données D_1 . Néanmoins, l'algorithme qui fournit les meilleurs résultats est k - NN . En ce qui concerne la robustesse des algorithmes, le réseau de neurones artificiels est sans aucun doute le plus performant. De plus, la différence entre l'*accuracy* et le coefficient Kappa est faible signifiant que l'algorithme *MLP* réalise une classification des observations dans chacune des catégories de manière équilibrée. Après une analyse plus détaillée, les trois premières classes du problème, c'est-à-dire aucun défaut, 1 barre rompue et 2 barres rompues, sont reconnues avec une grande efficacité (environ 96% des bonnes classifications). Pour les deux dernières catégories que sont 3 barres rompues et 4 barres rompues, leurs taux de classification sont moins élevés (91% approximativement). Ceci s'explique par les classifications liées aux effets de bord. En d'autres termes, des observations appartenant à la classe « 3 barres rompues » étaient reconnues comme des catégories « 4 barres rompues » et vice versa. De plus, la quantité d'observations est moins élevée que dans le cas d'étude des défauts de court-circuit entre spires. Le modèle de la machine asynchrone est moins stable entraînant des simulations qui ont divergé. Pour finir, les différentes valeurs de couple résistant appliquées lors de chacune des simulations modifient l'amplitude des courants et du phénomène d'oscillation lié au défaut de la barre rompue tel qu'illustré à la Section 2.2.2.

Dans l'ensemble, les résultats sont très encourageants compte tenu des conditions des tests, c'est-à-dire :

- le nombre d'observations est moins élevé,

- les couples résistants possèdent différentes valeurs,
- aucune recherche n'a été réalisée pour déterminer la taille idéale du vecteur de données à traiter,
- seules les caractéristiques de l'analyse modifiée des courants triphasés a été exploitées,
- et aucune optimisation des paramètres des algorithmes de classification n'a été faite.

Toutes ces raisons peuvent être traitées dans de futurs travaux afin d'améliorer grandement les résultats qui sont déjà très encourageants. Dans la suite de cette Section 4.4, nous traitons le défaut rotorique dans les conditions de fonctionnement de la machine asynchrone possédant une alimentation fournie par un onduleur de tension, puis une commande directe du couple avec un asservissement de vitesse. Ces deux conditions réduiront les performances de reconnaissance du défaut de barres rotoriques rompues.

DÉMARRAGE DIRECT AVEC UN ONDULEUR DE TENSION TRIPHASÉ

Pour chacune des catégories, 20 simulations ont été réalisées. De plus, 5 profils différents de couple résistant constant ont été définis pour les simulations. Ceux-ci sont choisis aléatoirement lors de chacune des simulations. Concernant l'extraction des caractéristiques par la méthode de l'analyse modifiée des courants, nous traitons un vecteur de 0.4 seconde ce qui correspond à 4000 échantillons. Celui-ci glisse le long

du signal avec un chevauchement (*overlap*) de 20 % sur les données échantillonnées précédemment traitées.

Les bases de données D_2 et D_3 ont été générées en ajoutant du bruit blanc Gaussien sur les signaux défini tel que $\mu = 0$ et avec respectivement un écart-type $\sigma_2 = 0.05$ et $\sigma_3 = 0.15$.

Les autres informations concernant les paramètres de simulation sont données dans l'Annexe II. Le Tableau 4.21 présente les performances de reconnaissance des défauts de barres rompues au rotor.

	Défauts du rotor											
	D ₁				D ₂				D ₃			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
C4.5	83.10	81.81	76.34	76.58	74.64	71.99	68.33	64.42	71.89	68.25	65.74	61.75
CART	95.77	95.73	95.68	94.24	84.78	81.13	80.30	78.83	83.44	79.99	79.90	79.56
MCSVM	85.92	87.20	86.31	80.81	75.36	77.35	73.54	65.63	75.12	76.83	73.04	65.27
k-NN	88.03	87.47	88.24	83.75	76.09	73.90	74.11	66.97	74.57	73.48	73.53	67.19
MLP	90.85	90.30	88.87	87.50	88.41	85.74	90.42	84.16	88.22	86.01	89.94	84.22
ANFIS	87.32	86.23	84.52	82.67	84.78	81.90	83.87	79.01	84.56	81.13	83.45	78.87

Tableau 4.21 – Performances de reconnaissance des défauts de barres rompues pour une machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension triphasé MLI

Les résultats dans ce cas d'étude sont légèrement moins élevés que ceux présentés dans le Tableau 4.20. Néanmoins, ils restent tout de même très acceptables puisque pour D_1 les meilleurs des taux de classification sont d'environ 95% avec *CART*. En ce qui concerne la robustesse des algorithmes, le réseau de neurones artificiels est le plus efficace. En effet, ses taux de classifications et autres critères de performances sont supérieurs de 4% à 5% par rapport aux autres algorithmes de classification.

La baisse des résultats par rapport au cas précédent s'explique principalement à cause de l'onduleur de tension. Celui-ci influence légèrement les classifications des bases de données D_2 et D_3 pour les trois premières classes (93% de bonnes classifications), et modifie grandement l'efficacité du *MLP* pour les deux dernières catégories (environ 80% de classification). Comme précédemment, les mauvaises classifications sont liées aux effets de bord.

Il existe de multitudes améliorations qui n'ont pas été réalisées dans cette thèse. Pour pallier à ce manque d'efficacité, nous pouvons, comme précédemment, travailler sur :

- l'optimisation de la taille des vecteurs de données à traiter,
- l'ajout d'autres caractéristiques,
- l'optimisation des paramètres des algorithmes de classification.

RECONNAISSANCE EN RÉGIME NON PERMANENT

Le cas d'étude présenté dans cette sous-section met en avant la machine asynchrone commandée par la stratégie de commande directe du couple possédant également un asservissement de vitesse (voir Section 2.6).

Pour chacune des catégories (excepté la classe qui correspond à la machine asynchrone saine), 20 simulations ont été réalisées. La fréquence d'échantillonnage est de 10 000Hz. De plus, 10 profils différents pour la vitesse et le couple résistant ont été définis pour les simulations. Ceux-ci sont variables dans le temps et choisis aléatoirement lors de chacune des simulations.

Concernant l'extraction des caractéristiques par la méthode de l'analyse modifiée des courants, nous traitons, comme précédemment, un vecteur de 0.4 seconde ce qui correspond à 4000 échantillons. Celui-ci glisse le long du signal avec un chevauchement (*overlap*) de 20 % sur les données échantillonnées traitées précédemment.

Les bases de données D_2 et D_3 ont été générées en ajoutant du bruit blanc Gaussien sur les signaux défini tel que $\mu = 0$ et avec respectivement un écart-type $\sigma_2 = 0.05$ et $\sigma_3 = 0.15$.

Les autres informations concernant les paramètres de simulation sont données dans l'Annexe II. Le Tableau 4.22 présente les performances de reconnaissance des défauts de barres rompues.

Défauts du rotor												
	D_1				D_2				D_3			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
C4.5	78.24	77.21	76.45	74.41	70.46	67.85	68.21	62.02	68.78	65.16	62.63	58.94
CART	90.82	90.23	90.34	90.17	83.74	81.93	79.65	77.98	80.55	77.54	77.66	76.96
MCSVM	75.22	76.15	77.46	69.16	70.89	72.78	88.12	60.37	70.12	71.33	87.97	60.00
k-NN	85.64	84.48	83.79	81.98	74.19	72.21	72.03	64.77	71.27	70.71	69.26	66.09
MLP	88.42	87.24	88.53	85.91	85.87	82.36	87.97	81.01	84.45	81.96	85.96	80.38
ANFIS	84.31	83.83	81.84	79.66	80.58	78.43	80.08	77.36	79.97	75.51	77.15	73.57

Tableau 4.22 – Performances de reconnaissance des défauts de barres rompues pour une machine asynchrone commandée par la CDC et possédant un asservissement de vitesse

Le Tableau 4.22 montre la même tendance que le Tableau 4.21, c'est-à-dire que l'algorithme *CART* fourni la meilleure reconnaissance du défaut de barres rompues

pour D_1 , et que pour D_2 et D_3 , l'*ANN* est le plus robuste. Ces résultats sont étonnants, car la machine asynchrone est commandée par la CDC et possède un asservissement de vitesse. De plus, 10 profils différents de vitesse et couple résistant variables ont été appliqués aléatoirement à chacune des simulations. En effet, les courants sont corrigés afin de suivre les consignes imposées.

Comme pour les deux cas précédents, la majorité des erreurs de classifications sont dû aux effets de bord pour les deux dernières catégories que sont 3 barres et 4 barres rompues. Néanmoins, il est très rare d'arriver à 3 ou 4 barres rompues. Concernant les améliorations possibles, elles sont similaires à celles énoncées pour l'étude de la machine asynchrone alimentée directement avec de parfaites sinusoïdes ou l'onduleur de tension à savoir :

- l'optimisation de la taille des vecteurs de données à traiter,
- l'ajout d'autres caractéristiques,
- l'optimisation des paramètres des algorithmes de classification.

4.5 RECONNAISSANCE DES DÉFAUTS DE COURT-CIRCUIT ENTRE SPIRES ET DE BARRES ROMPUES

Les résultats précédents sont très encourageants et même, dans certains cas, excellents. De plus, au meilleur de notre connaissance, c'est la première fois que de pareilles études, impliquant les défauts du stator ou du rotor avec la commande directe du couple, ont été réalisées. Ainsi, dans cette section, nous procédons à la reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires et de barres rotoriques rompues.

En d'autres termes, nous mettons en place une solution qui permet de détecter, localiser et estimer le degré de sévérité des défauts pour les anomalies du stator et du rotor.

Pour ce faire, nous exploitons le modèle mathématique de la machine asynchrone décrit à la Section 2.2.2. Celui-ci permet de simuler les défauts de barres rompues. De plus, nous l'avons également modifié afin de simuler les défauts de court-circuit entre spires. Les modifications sont les mêmes que pour le modèle donné à la Section 2.2.1.

Concernant l'extraction des caractéristiques, l'analyse modifiée des courants triphasés est à nouveau exploitée. L'idée d'inclure de nouveaux attributs n'est pas à exclure, mais elle ne permettrait pas d'obtenir une base de comparaison pour de futurs travaux. De plus, sur la période de cette thèse, nous sommes dans l'impossibilité de réaliser une nouvelle étude détaillée sur les caractéristiques à extraire. Pour finir, un travail en amont doit être réalisé concernant le modèle de la machine asynchrone en présence de ses défauts. Celui-ci permettrait d'exploiter pleinement les outils du traitement de signaux tels que la *DWT* avec un meilleur niveau de détails.

La solution algorithmique que nous proposons dans l'objectif de reconnaître les défauts du stator et du rotor repose sur le principe de hiérarchisation utilisé à la Section 4.3.2. En effet, il est évident que la réalisation d'une reconnaissance des deux différentes anomalies du moteur avec un unique algorithme de classification ne permet pas d'obtenir de bons résultats de classification. L'utilisation de plusieurs algorithmes de classification, chacun disposé sur un nœud de l'arbre décrivant la hiérarchisation des catégories, permet de gérer un faible nombre de classes et donne un plus grand

nombre de degrés de liberté. En effet, il est possible d'associer sur une même solution plusieurs types d'algorithmes de classification comme un *ANN*, un *CART* ou un *k-NN*.

Par le même procédé qu'à la Section 4.3.2, il est possible de déterminer quels sont les meilleurs algorithmes pour chaque nœud de la décomposition hiérarchique donnée à la Figure 4.14. Néanmoins, en utilisant les études des sections 4.3.2 et 4.4, le seul algorithme à déterminer est celui du premier nœud permettant de classer les données dans les catégories suivantes :

- Aucun défaut,
- Défaut de barres du rotor rompues,
- Défaut de court-circuit entre spires.

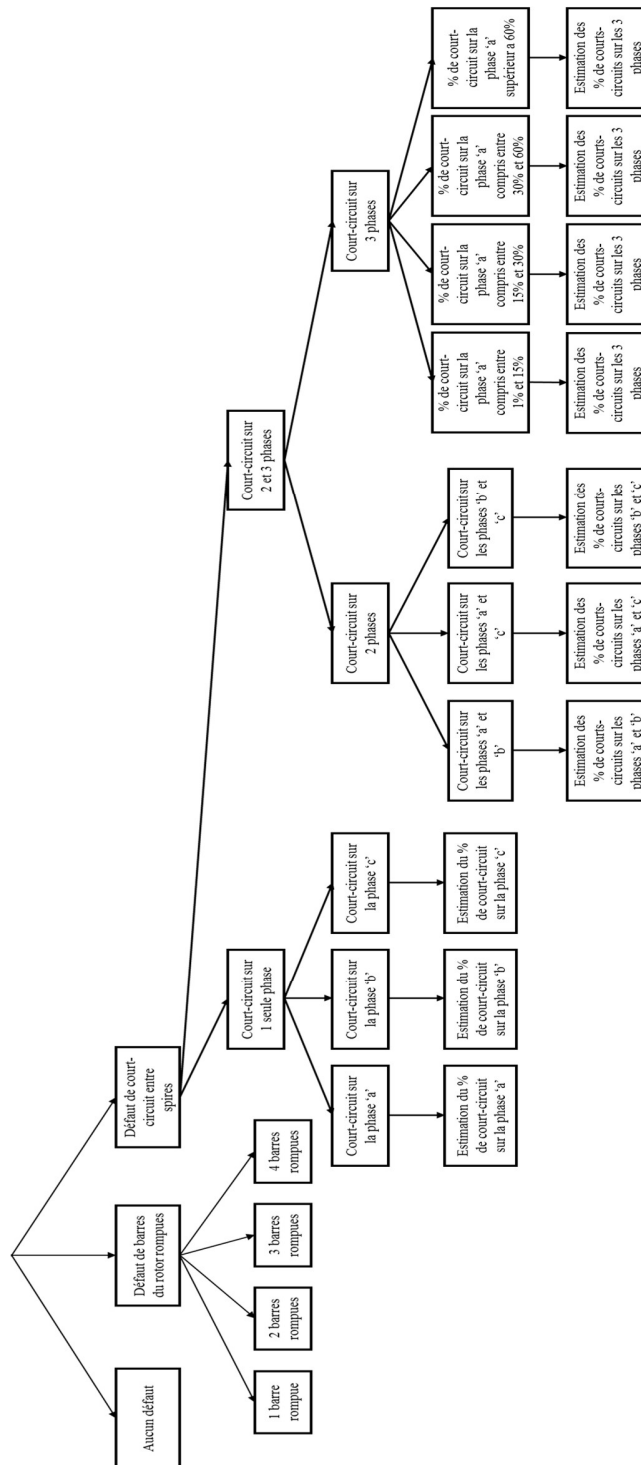


Figure 4.14 – Décomposition hiérarchique de la reconnaissance des défauts du stator et du rotor

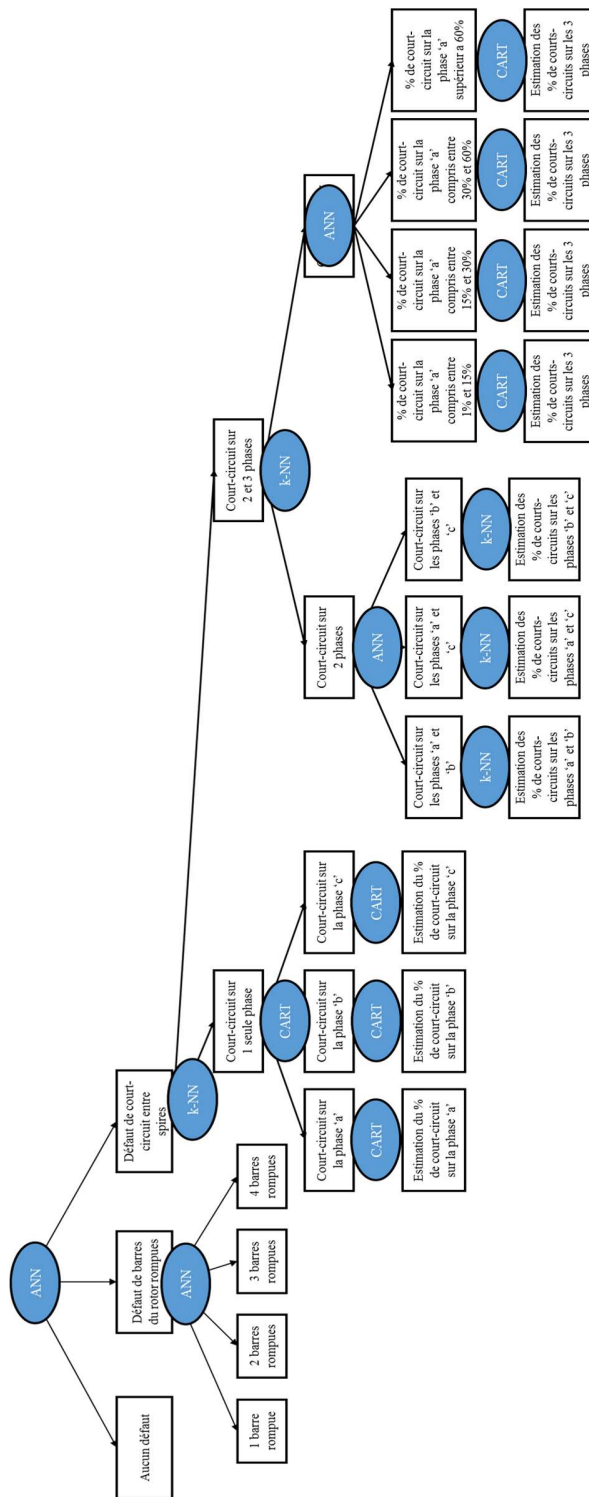


Figure 4.15 – Architecture de la solution hiérarchique de reconnaissance des défauts du stator et du rotor

Celui-ci est finalement un réseau de neurones artificiels. Pour la classification des défauts rotoriques, nous utilisons également un réseau de neurones artificiels en raison des résultats obtenus à la Section 4.4. En ce qui concerne la reconnaissance des défauts du stator, nous exploitons l'architecture proposée à la Section 4.3.2. Finalement, la nouvelle architecture de la solution de reconnaissance est illustrée à la Figure 4.15.

Comme dans les deux études précédentes, la première des situations à être testée est un démarrage direct de la machine asynchrone à partir du réseau électrique. La seconde condition met en œuvre la commande directe du couple avec un asservissement de vitesse du moteur à induction pour les applications à vitesse et couple variables.

RECONNAISSANCE EN RÉGIME PERMANENT

DÉMARRAGE DIRECT AVEC DE PARFAITES SINUSOÏDES

Pour chacune des catégories, 20 simulations avec une fréquence d'échantillonnage de 10 000 Hz ont été réalisées. De plus, parmi 5 valeurs différentes de couple résistant, une valeur est choisie aléatoirement pour y être appliquée.

Concernant l'extraction des caractéristiques par la méthode de l'analyse modifiée des courants, nous traitons un vecteur de 0.4 seconde ce qui correspond à 4000 échantillons. Celui-ci glisse le long du signal avec un chevauchement (*overlap*) de 20 % sur les données échantillonnées précédemment traitées.

Les bases de données D_2 et D_3 ont été générées en ajoutant du bruit blanc Gaussien sur les signaux défini tel que $\mu = 0$ et avec respectivement un écart-type $\sigma_2 = 0.05$ et $\sigma_3 = 0.15$. Les autres informations concernant les paramètres de simulation sont données dans l'Annexe II. Le Tableau 4.23 présente les performances de reconnaissance des défauts du stator et du rotor.

Défauts du stator et du rotor												
	D_1				D_2				D_3			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
AAH	92.29	91.81	91.66	91.14	81.26	79.99	79.58	79.20	81.57	78.51	78.93	77.04

Tableau 4.23 – Performances de la solution hiérarchique de reconnaissance des défauts du stator et du rotor pour une machine asynchrone alimentée en tension directement avec de parfaites sinusoïdes

Les résultats donnés par le Tableau 4.23 sont, pour une première investigation dans les domaines, très acceptables et très semblables à ceux du Tableau 4.17. La diminution des taux de classification, en comparaison avec l'approche hiérarchique réalisée pour la reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires, proviennent principalement des défauts du rotor et des observations classifiées « défaut du stator » alors qu'elles sont définies par la catégorie « défauts du rotor » et vice versa.

Évidemment, les performances ne sont pas idéales, mais c'est la première fois qu'une pareille approche permettant de reconnaître les défauts de la machine asynchrone a été réalisée avec ce niveau de classification.

Les perspectives d'améliorations concernent principalement l'optimisation de la solution hiérarchique (ex : meilleur ensemble de paramètres, validation croisée) et l'ajout d'autres caractéristiques extraites des signaux.

DÉMARRAGE DIRECT AVEC UN ONDULEUR DE TENSION TRIPHASÉ

Pour chacune des catégories, 20 simulations ont été réalisées. De plus, 5 profils différents de couple résistant constant ont été définis pour les simulations. Ceux-ci sont choisis aléatoirement lors de chacune des simulations. Concernant l'extraction des caractéristiques par la méthode de l'analyse modifiée des courants, nous traitons un vecteur de 0.4 seconde ce qui correspond à 4000 échantillons. Celui-ci glisse le long du signal avec un chevauchement (*overlap*) de 20 % sur les données échantillonnées précédemment traitées.

Les bases de données D_2 et D_3 ont été générées en ajoutant du bruit blanc Gaussien sur les signaux défini tel que $\mu = 0$ et avec respectivement un écart-type $\sigma_2 = 0.05$ et $\sigma_3 = 0.15$.

Les autres informations concernant les paramètres de simulation sont données dans l'Annexe II. Le Tableau 4.24 présente les performances de reconnaissance des défauts du stator et du rotor.

Défauts du stator et du rotor												
	D_1				D_2				D_3			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
AAH	93.36	92.11	92.87	92.13	68.93	66.59	65.98	65.77	69.01	68.69	68.69	68.69

Tableau 4.24 – Performances de la solution hiérarchique de reconnaissance des défauts du stator et du rotor pour une machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension triphasé MLI

Dans ce cas d'étude, les résultats présentés dans le Tableau 4.24 sont du même calibre que ceux donnés dans le Tableau 4.18. En effet, comme pour la machine

asynchrone alimentée avec de parfaites sinusoïdes, la baisse des taux de classification s'explique par l'intégration des défauts du rotor et des observations classifiées « défaut du stator » alors qu'elles sont définies par la catégorie « défauts du rotor » et vice versa.

À nouveau, les performances et la robustesse sont très acceptables compte tenu du fait que c'est la première fois qu'une pareille étude a été réalisée comme ceci.

RECONNAISSANCE EN RÉGIME NON PERMANENT

Le cas d'étude présenté dans cette sous-section met en avant la machine asynchrone commandée par la stratégie de commande directe du couple possédant également un asservissement de vitesse.

Pour chacune des catégories (excepté la classe qui correspond à la machine asynchrone saine), 20 simulations ont été réalisées. La fréquence d'échantillonnage est de 10 000Hz. De plus, 10 profils différents pour la vitesse et le couple résistant ont été définis pour les simulations. Ceux-ci sont variables dans le temps et choisis aléatoirement lors de chacune des simulations.

Concernant l'extraction des caractéristiques par la méthode de l'analyse modifiée des courants, nous traitons, comme précédemment, un vecteur de 0.4 seconde ce qui correspond à 4000 échantillons. Celui-ci glisse le long du signal avec un chevauchement (*overlap*) de 20 % sur les données échantillonnées traitées précédemment.

Les bases de données D_2 et D_3 ont été générées en ajoutant du bruit blanc Gaussien sur les signaux défini tel que $\mu = 0$ et avec respectivement un écart-type $\sigma_2 = 0.05$ et $\sigma_3 = 0.15$.

Les autres informations concernant les paramètres de simulation sont données dans l'Annexe II. Le Tableau 4.25 présente les performances de reconnaissance des défauts du stator et du rotor.

Le Tableau 4.25 montre des résultats de reconnaissance proche de 80%, ce qui constitue une performance élevée. En effet, la machine asynchrone possède une commande directe du couple et un asservissement de vitesse. De plus, une vitesse et un couple variables parmi 10 profils ont été appliqués à chacune des simulations. Par conséquent, les variations dans les courants du moteur à induction sont nombreuses et importantes en amplitude et en fréquence. Cette condition particulière de fonctionnement de la machine asynchrone n'a pas été étudiée à notre connaissance dans la problématique de diagnostiquer les défauts de celle-ci. Ainsi, l'apport que nous avons réalisé dans cette section représente une avancée majeure pour la recherche et surtout une référence pour les comparaisons futures d'autres chercheurs.

Défauts du stator et du rotor												
	D_1				D_2				D_3			
	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%	A%	P%	R%	K%
AAH	77.94	76.55	77.17	75.38	49.91	49.29	48.91	48.14	48.56	47.20	47.52	46.99

Tableau 4.25 – Performances de la solution hiérarchique de reconnaissance des défauts du stator et du rotor pour une machine asynchrone commandée par la CDC et possédant un asservissement de vitesse

4.6 CONCLUSION

En résumé, dans ce chapitre, nous avons présenté une solution innovante pour la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone qui a fait l'objet d'une publication [31] pour l'instant. D'autres publications sont à venir. En effet, un journal a été soumis à *Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering*, et un autre journal est dans sa phase d'écriture. Notre solution permet de détecter, de localiser et d'estimer le degré de sévérité du défaut, ce qui représente une différence majeure avec une grande partie des travaux dans la littérature. En effet, énoncé dans le Chapitre 2 et la Section 4.2, les chercheurs se sont concentrés principalement sur le diagnostic du moteur asynchrone, c'est-à-dire sur la présence ou non d'une anomalie. Néanmoins, il existe quelques exceptions traitant de l'identification de la nature des défauts (défaut du stator, du rotor, d'excentricité,...), et parfois tentant même d'estimer le degré de sévérité des courts-circuits. Dans le premier cas, des algorithmes de classification sont exploités avec plus ou moins de succès. Pour le second axe de recherche, ce sont des algorithmes conçus à la main reposant sur des évolutions de grandeurs fonction du nombre ou du pourcentage de court-circuit entre spires. Cette dernière possède une grande lacune qui est sa robustesse par rapport aux paramètres incertains tels que le bruit de mesure, les évolutions des grandeurs de la machine asynchrone, et surtout le temps pour concevoir et l'inadaptabilité de l'algorithme.

Dans cette thèse, la recherche proposée et effectuée sur la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone se démarque des autres travaux dans la littérature en différents points :

- l'extraction des caractéristiques par l'analyse modifiée des courants triphasés,
- l'exploitation d'algorithmes de classification peu connus dans le domaine de l'ingénierie tels que *C4.5*, *CART* ou *k-NN*,
- la mise en place d'une solution hiérarchique pour la reconnaissance des anomalies,
- l'étude et la comparaison de plusieurs conditions de fonctionnement de la machine asynchrone, et surtout celle du moteur à induction commandée par la CDC possédant également un asservissement de vitesse.

Ces points représentent vraiment des avancées et des contributions majeures dans le domaine de la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone.

En effet, la première de ces différences permet uniquement avec les courants du stator d'extraire des caractéristiques discriminantes. À l'opposé, nous avons les approches fréquentielles qui nécessitent l'estimation du glissement, ce qui implique d'avoir une connaissance de la vitesse de rotation mécanique du moteur. Il existe également des approches énergétiques permettant d'obtenir des attributs de qualité pour la classification. Malheureusement, nous n'avons pas eu le temps d'inclure cette partie dans notre recherche.

Le deuxième point offre une vision différente du diagnostic de la machine asynchrone. En effet, la détection, la localisation et l'estimation du degré de sévérité des anomalies sont réalisées à partir de catégories. La mise en place d'un tel outil est une des différences avec les travaux dans la littérature. De plus, nous proposons un plus

grand choix d'algorithmes de classification. Dans le domaine de l'ingénierie électrique, celui-ci est principalement constitué du *SVM* et de l'*ANN*. Il est dommage de se restreindre à ces deux algorithmes surtout quand nous observons les bonnes performances du k-NN dans la Section 4.3.1.

L'approche hiérarchique qui représente la quatrième différence avec la littérature est sans doute, avec l'étude de la machine asynchrone commandée par la CDC et possédant un asservissement de vitesse, la plus grande contribution de cette thèse. En effet, jamais utilisée pour la détection des défauts de la machine asynchrone, cette solution algorithmique fournit de meilleures performances de classification qu'un algorithme classique. De plus, elle offre un degré de liberté sans précédent, c'est-à-dire que nous pouvons exploiter plusieurs types d'algorithmes de classification. Il est possible grâce à sa configuration d'optimiser chacun des algorithmes et ainsi obtenir une grande performance dans la reconnaissance des anomalies du moteur à induction.

Pour finir, la recherche présentée dans cette thèse offre une étude détaillée de la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone. Nous avons le moteur alimenté directement à partir du réseau électrique avec de parfaites sinusoïdes, alimenté par un onduleur de tensions triphasées avec l'application de plusieurs couples résistants constants, et commandé par la CDC avec une boucle d'asservissement de la vitesse suivant différents profils de consignes de vitesse et du couple. Cette dernière permettant au moteur de gérer des applications à vitesse et couple variables constitue l'autre grande contribution de la thèse, car elle n'est pas traitée dans la littérature pour cette problématique. De plus, nous avons démontré la preuve que notre concept est fonctionnel dans cette situation. Pour finir, la force de la comparaison donnée dans ce

projet de recherche repose également sur les tests de robustesse que nous avons réalisés en ajoutant du bruit blanc gaussien sur les signaux des courants à traiter.

Malgré l'ensemble des points positifs, notre solution n'est pas parfaite et beaucoup de travail reste à faire.

Malheureusement, seuls les courts-circuits entre spires au stator et les barres du rotor rompues ont été traités. Concernant les autres défauts que peut posséder le moteur à induction, nous n'avons tout simplement pas eu le temps ou les ressources nécessaires pour les étudier. Ainsi, la recherche sur l'amélioration du modèle est une piste des travaux futurs sur laquelle se concentrer.

Ensuite, l'intégration de nouvelles caractéristiques peut être très utile pour l'amélioration des performances dans la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone. N'oublions pas aussi qu'il existe d'autres algorithmes à exploiter comme la forêt d'arbres décisionnels (*Random Forest*) combinant les concepts de sous-espace aléatoire et d'inférence statistique (*bagging*).

Pour finir, il est possible d'optimiser sur plusieurs points notre solution. Ces éléments sont :

- la taille du vecteur de données à traiter,
- les paramètres des algorithmes de classification,
- le choix d'un type d'algorithme de classification pour chaque nœud,
- l'architecture de la hiérarchisation des catégories,
- et l'entraînement des algorithmes de classification en sélectionnant les meilleures données.

L'ensemble des points d'amélioration constitue un travail de grande ampleur nécessitant plusieurs années de recherche et de développement. De plus, l'étude présentée dans ce chapitre suppose que tous les vecteurs de données traités sont des événements indépendants, c'est-à-dire qu'ils n'ont pas de lien entre eux. L'hypothèse est partiellement fautive, car un même signal est constitué de plusieurs vecteurs de données. Ainsi, la reconnaissance des anomalies réalisée sur un signal peut appartenir à plusieurs classes, et la catégorie la plus fréquente définit la nature du défaut de la machine asynchrone. Cette dernière étape améliorera grandement la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone pour l'amélioration du processus de maintenance dans l'industrie.

CHAPITRE 5

CONCLUSION GÉNÉRALE

Le projet de recherche présenté dans cet ouvrage propose, de manière originale, une solution permettant d'exploiter le potentiel des modèles d'intelligence artificielle pour l'amélioration du processus de maintenance dans l'industrie par la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone. Le contexte des travaux décrits dans le Chapitre 1 montre l'importance du besoin que de posséder un programme de maintenance efficace. En effet, les arrêts non planifiés des chaînes de production pour cause de bris sont la source d'une perte financière et de temps affectant directement la santé budgétaire et la compétitivité d'une entreprise. De surcroît, avec l'automatisation et l'optimisation des unités de production, il est de plus en plus difficile pour le processus de maintenance d'être efficace sans s'adapter aux nouvelles technologies et sans mettre les moyens matériels en œuvre. Ainsi, depuis une trentaine d'années, des chercheurs et des ingénieurs ont travaillé sur cette problématique, et plus particulièrement, sur le diagnostic de la machine asynchrone.

La littérature présentée au Chapitre 2 montre que la majorité des travaux se concentrent sur le diagnostic, c'est-à-dire sur la présence ou non d'un des défauts du moteur à induction grâce à la détection de caractéristiques fréquentielles spécifiques. Cette méthode appelée *MCSA* possède de bonnes performances en régime stable, mais nécessite l'exploitation d'un capteur de vitesse afin d'estimer le glissement de la machine. De plus, dans un grand nombre de cas, les algorithmes utilisés sont conçus à la main et ne font pas directement partie du domaine de l'intelligence artificielle. Pour finir, une intervention humaine pour l'analyse des résultats est souvent requise ce qui entraîne une privation des ressources et des dépenses importantes. L'autre point qui peut être une source significative de dépense est le moyen mis en œuvre pour effectuer le diagnostic des machines asynchrones. En effet, celui-ci est réalisé expérimentalement nécessitant une grande quantité de ressources matérielles et humaines très coûteuses. Aussi, cette méthode ne permet pas le déploiement de la solution sans recommencer l'étude. En d'autres termes, les solutions proposées ne sont pas adaptables.

Afin de répondre aux différentes problématiques et limitations du Chapitre 2, nous avons proposé dans cette thèse un moyen de réaliser la reconnaissance (diagnostic, localisation et estimation) des défauts de la machine asynchrone pour l'amélioration du processus de maintenance par l'exploitation de modèles d'intelligence artificielle. De plus, la recherche menée pendant ce doctorat a mis en œuvre le moteur à induction commandé avec la CDC et possédant un asservissement de vitesse afin de traiter des applications à vitesse et couple variables. La solution proposée est facilement adaptable à différentes gammes de moteurs grâce à

l'exploitation des modèles de la machine asynchrone, à l'identification des paramètres moteurs et aux algorithmes de classification.

La suite de ce chapitre met en lumière les réalisations, les contributions, les limitations de la solution proposée, les perspectives d'amélioration et les apports d'un point de vue personnel du projet.

5.1 RÉALISATIONS DES OBJECTIFS

La première phase de ce projet avait pour objectif d'acquérir les connaissances nécessaires par rapport au potentiel des modèles d'intelligence artificielle dans l'amélioration du processus de maintenance par la reconnaissance des défauts des machines asynchrones. Pour cela, nous avons présenté dans le Chapitre 1 les notions fondamentales qui constituent le sujet telles que la maintenance, la machine asynchrone et l'intelligence artificielle. Puis, dans le Chapitre 2, une revue de littérature séparée en points clés stratégiques a été réalisée. Celle-ci complète et détaillée décrit les approches les plus communes, et discute des avantages et inconvénients de chacune des méthodes présentées. De plus, plusieurs parties théoriques telles que la modélisation de la machine asynchrone, le fonctionnement des algorithmes génétiques ou encore les techniques de traitement du signal ont été ajoutées afin de donner une compréhension aisée au lecteur. L'état de l'art concernant le sujet du doctorat a été divisé en 5 parties. La première discute des recherches expérimentales et théoriques en présentant les modélisations de la machine asynchrone saine et en défaut. La seconde partie décrit les méthodes d'identification des paramètres du moteur à induction. En effet, la connaissance de ceux-ci est très importante dans la conception et l'optimisation de

systemes d'ingenierie. Le troisieme point de la revue de litterature presente trois approches differentes pour l'extraction des caracteristiques liees aux defauts que sont les methodes frequentielles, energetiques et geometriques. L'avant-derniere partie donne une liste des algorithmes de classification appartenant au domaine de l'intelligence artificielle. Pour finir, un resume decrit les commandes de la machine asynchrone pour les applications a vitesse et couple variables. Cette condition de fonctionnement du moteur a induction n'a quasiment pas ete traitee dans la problematique du diagnostic de la machine asynchrone dans la litterature actuelle.

La seconde phase consistait a elaborer une solution pour la reconnaissance des defauts de la machine asynchrone. Grace aux informations issues de la revue de litterature, la solution a ete conque avec pour objectif d'etre adaptable, autonome (faire intervenir le moins possible un operateur ou technicien) et la moins couteuse possible. L'idee est que, des la reception d'un moteur asynchrone, l'operateur agit une seule fois sur la machine afin d'acquiere les signaux. Ceux-ci sont utilises pour realiser l'identification des parametres. Puis, les valeurs des parametres serviront a simuler les defauts du moteur a induction afin de creer une base de donnees. Celle-ci contient les caracteristiques extraites par les outils de traitement des signaux, et est exploitee pour l'entraînement des algorithmes de classification. L'identification, les simulations, l'extraction et l'entraînement sont realises a partir d'un logiciel implémenté sur ordinateur. Pour finir, l'operateur interviendra une dernière fois afin de reconnaître les possibles defauts de la machine asynchrone en utilisant un systeme simple et portatif avec des capteurs de courants. Le Chapitre 3 propose une methodologie de recherche et un plan d'action qui a ete mis en place a partir de cette solution.

La troisième phase est dédiée à l'identification des paramètres de la machine asynchrone à l'aide des algorithmes génétiques. Pour cela, nous avons travaillé en nous reposant sur la méthode AGILE, c'est-à-dire qu'itérativement de nouveaux éléments (algorithmes génétiques, fonctions objectives ...) ont été ajoutés à l'étude jusqu'à obtenir les résultats présentés dans le Chapitre 4. Ainsi, le modèle à 5 paramètres du moteur à induction a été exploité pour l'estimation de ses paramètres à l'aide d'un algorithme génétique mono-objectif. Ensuite, nous avons ajouté à l'étude l'algorithme NSGA II et Theta-NSGA III. Pour finir, les trois algorithmes de génétiques ci-dessus ont été utilisés pour identifier les valeurs des 9 paramètres du dernier modèle. Les tests ont montré des résultats d'identification encourageants. En effet, le pourcentage de variation entre les paramètres réels et estimés était de 272% au plus bas. Ce résultat est excellent considérant le fait que les valeurs limites pour chaque paramètres du moteur ont été étendues, et que les erreurs majeures se trouvent sur l'estimation des inductances de fuites et du coefficient de friction qui sont de très petites valeurs.

La quatrième phase du projet de recherche consistait à reconnaître les défauts de la machine asynchrone. Comme pour le Chapitre 4, la méthode AGILE a été utilisée. Premièrement, nous avons réalisé la reconnaissance des défauts de court-circuit entre spires de la machine asynchrone alimentée directement à partir du réseau électrique fournissant de parfaites sinusoïdes de tension. La méthode d'extraction des caractéristiques exploitée est l'analyse modifiée des courants. Puis une comparaison de performances de différents algorithmes de classification est proposée. Ensuite, graduellement l'alimentation a été changée par un onduleur MLI, et pour finir, la commande directe du couple avec un asservissement de vitesse a été ajoutée. De plus,

nous avons également simulé les conditions d'application où la vitesse et le couple sont variables. Les résultats très prometteurs donnent des taux de classification particulièrement élevés dans le cas où les défauts sont présents sur une seule phase. Puis, une étude des défauts rotoriques suivant la même démarche a été réalisée. Pour finir, la reconnaissance a été faite pour les défauts de court-circuit et de barres rompues en même temps en utilisant une solution algorithmique dite « hiérarchique ».

Pour finir, une première version logicielle a été réalisée et est illustrée en Annexe IV. Celle-ci ne contient pas tous les outils, mais une seconde version est prête à être développée graphiquement. La dernière version propose la quasi-totalité des méthodes décrites dans cette thèse. Nous sommes actuellement en train de travailler sur l'amélioration du modèle de la machine asynchrone en présence de défauts afin d'y inclure les défauts d'excentricité et de roulements.

5.2 REVUE DE LA SOLUTION DEVELOPÉE

La solution proposée dans cette thèse pour la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone dans l'amélioration du processus de maintenance possède plusieurs innovations mineures et majeures par rapport à la littérature scientifique.

Premièrement, la partie concernant l'identification des paramètres du moteur à induction repose essentiellement sur des moyens de mesures externes (appelé aussi mesures directes) où l'opérateur bloque le rotor et suit un protocole nécessitant des ressources en matériel variées et coûteuses. De plus, celle-ci ne permet pas d'estimer les paramètres comme les inductances de magnétisation et de fuite. Il existe également

des approches qui consistent à utiliser des algorithmes d'optimisation (ex : algorithme de Levenberg-Marquardt, algorithme par essaims particulaires,...) intégrés dans un modèle de boîte noire. Malheureusement, les algorithmes de programmation différentiable ne satisfont pas les critères d'identification des paramètres de la machine asynchrone. En effet, ils sont de puissants outils afin de déterminer les extrêmes (minimum et maximum) locaux et dépendent grandement de l'ensemble des valeurs initiales. D'autre part, la recherche effectuée pour l'estimation des paramètres du moteur à induction à partir d'algorithmes évolutionnaires possède quelques zones d'ombres qui ne permettent pas de vérifier l'efficacité de ceux-ci. Les principales zones d'ombres sont les fonctions de contraintes inconnues, l'espace de recherches initiales non défini, et la répétabilité et la robustesse des résultats. Notre étude répond pratiquement à l'ensemble des contraintes citées ci-dessus et constitue une contribution intéressante. En effet, dans le Chapitre 4, nous avons réalisé une estimation des modèles de la machine asynchrone à 5 et 9 paramètres. Au meilleur de notre connaissance, c'est la première fois qu'un modèle à 9 paramètres est utilisé dans ce contexte. De plus, une comparaison entre différents algorithmes génétiques a été donnée. Les algorithmes sont un mono-objectif, NSGA II et Theta-NSGA III. L'utilisation de ce dernier est une première dans la littérature. Pour finir, les conditions initiales (espace de recherche, fonctions de contraintes...) sont détaillées et plusieurs tests ont été lancés afin de vérifier la répétabilité et la robustesse de l'étude proposée dans cette thèse. Les résultats analysés montrent qu'une grande compréhension a été acquise de cette étude et permet de donner plusieurs pistes d'amélioration dans la section suivante.

Concernant la partie sur la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone, la littérature propose des méthodes efficaces de diagnostic, mais ne permet que très rarement de détecter, localiser et d'estimer en même temps les anomalies. De plus, une grande majorité des recherches ne peuvent se déployer et s'adapter à d'autres gammes de moteurs, car elles reposent sur des résultats expérimentaux extrêmement coûteux et des algorithmes conçus à la main. Pour finir, la littérature scientifique ne traite pas, au meilleur de notre connaissance, des conditions de fonctionnement du moteur à induction possédant une commande et un asservissement de vitesse pour les applications à vitesse et couple variables. Nos contributions sur cette partie de la recherche sont nombreuses. Premièrement, nous proposons un moyen de reconnaître les défauts de court-circuit de la machine asynchrone, c'est-à-dire qu'il est possible de détecter, localiser et d'estimer le degré de sévérité du défaut grâce à l'exploitation du principe de classe. Deuxièmement, nous avons développé une nouvelle méthode d'extraction des caractéristiques fournissant des attributs discriminants basés sur une représentation tridimensionnelle des courants et sur la meilleure concordance d'une ellipse 3D. Troisièmement, notre approche est adaptative et autonome, car elle repose sur des simulations de machine asynchrone (paramètres facilement modifiables) et des algorithmes de classifications issus du domaine du *machine learning*. Quatrièmement, une stratégie hiérarchique a été développée afin d'augmenter les performances de reconnaissance. Celle-ci permet de mettre en place plusieurs types d'algorithmes de classification. À notre connaissance, aucun chercheur n'a utilisé cette méthode pour le diagnostic du moteur à induction. Il est aussi important de mentionner que notre étude propose également de vérifier la robustesse des algorithmes de classification en ajoutant du bruit blanc Gaussien sur les signaux avant l'extraction des caractéristiques.

La dernière contribution concerne l'étude de la machine asynchrone opérant sous la supervision d'une commande directe du couple et d'un asservissement de vitesse pour différents profils de vitesse et de couple variables.

5.3 LIMITATION DE NOTRE SOLUTION PROPOSÉE

Malgré la qualité des recherches et le succès de l'approche proposée dans cette thèse, il subsiste plusieurs limitations.

La première concerne l'identification des paramètres de la machine asynchrone. L'inconvénient majeur est le temps alloué à la méthode. En effet, celle-ci repose sur une approche itérative constituée d'une population d'individus (ou ensemble de paramètres) qui nécessite la simulation de la machine asynchrone. Ainsi, une grande population et un nombre d'itérations (de générations) important entraîneront un temps cumulé de simulation pouvant être de 2 à 3 heures. L'autre inconvénient de la méthode proposée est lié à l'estimation des paramètres. Les algorithmes génétiques ne sont pas des méthodes dites « exactes », mais « approchées ».

Pour la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone, le principal inconvénient est dû à l'exactitude du modèle du moteur à induction par rapport au système physique réel. Même si le modèle est très proche de la réalité, quelques simplifications ont été réalisées afin d'accélérer les simulations. De plus, nous n'avons pas eu le temps et les ressources nécessaires pour compléter notre modèle avec les défauts d'excentricité et de roulements. Néanmoins, il est certain que la méthode proposée puisse fonctionner avec un modèle plus complet et des expérimentations. Les

deux dernières limitations sont liées à la période importante pour la création des bases de données (1 jour pour le cas (5)) et à la robustesse des algorithmes de reconnaissances dans le cas le plus complexe (taux de classification de 50% à 70% environ).

Ces inconvénients et limitations permettent de faire la liste des possibles travaux futurs que nous mentionnons dans la section suivante.

5.4 PERSPECTIVES D'AMÉLIORATIONS

Le projet de thèse présenté dans cet ouvrage décrit de manière détaillée la solution qui semble la plus complète et prometteuse afin de reconnaître les défauts de la machine asynchrone pour l'amélioration du processus de maintenance. Bien évidemment, il reste encore beaucoup de travail pour surmonter les inconvénients et limitations données à la Section 0, et cela malgré les nombreuses contributions que nous avons réalisé.

Concernant l'identification des paramètres de la machine asynchrone, la solution idéale serait de procéder à l'estimation des valeurs paramétriques du moteur dans un temps très court et sur un espace de recherche non limité. La première recommandation est la plus facile à mettre en œuvre puisqu'elle concerne la puissance computationnelle disponible. Les améliorations qui peuvent répondre à ce besoin sont la parallélisation des simulations et l'augmentation de la puissance de l'ordinateur. La seconde recommandation est plus difficile à appliquer. En effet, l'augmentation de l'espace de recherche entraîne également l'augmentation d'extrêmes locaux. De plus, il est possible d'avoir plusieurs solutions correspondant à une machine physique réelle.

Ainsi, les algorithmes génétiques tels que présentés aujourd'hui ne permettent pas d'augmenter l'espace de recherche pour l'approche proposée dans cette thèse. Néanmoins, des modifications sont possibles. Il faut tout d'abord mettre en place des indicateurs de performances pour mesurer la qualité de la diversité de la population afin d'adapter les taux de croisement et de mutation pendant le processus d'identification. Ensuite, nous pourrions également développer des critères de convergence avec ses indicateurs qui permettent un changement de méthode pour le croisement et la mutation. Pour finir, l'espace de recherche peut être divisé et combiné. L'objectif du dernier point est de réduire momentanément l'espace de recherche pour une meilleure convergence vers la solution, et cela pour chacune des combinaisons.

Les améliorations qui peuvent être réalisées pour la reconnaissance des défauts portent sur la modélisation de la machine asynchrone et de ses défauts, mais aussi sur l'étape d'extraction des caractéristiques. En effet, le développement d'un modèle plus complexe, et donc plus proche du comportement du système physique réel permettrait de mettre en place une solution de reconnaissance bien plus robuste que celle actuelle. De plus, les défauts d'excentricité et de roulements peuvent s'ajouter à l'étude. Néanmoins, ces améliorations sont très difficiles à mettre en place et chacun des défauts peut faire l'objet d'un projet de recherche. Ensuite, le développement d'un modèle plus complexe augmentera considérablement le temps des simulations. En ce qui concerne l'extraction des caractéristiques, nous avons utilisé dans cette thèse uniquement l'analyse modifiée des courants triphasés. Il est possible d'ajouter d'autres attributs issus des méthodes énergétiques telles que la décomposition en ondelettes ou la décomposition en paquet d'ondelettes. L'intégration de nouvelles caractéristiques

augmentera le temps du processus de traitement, mais le nombre d'informations discriminantes aura une plus grande diversité ce qui facilitera le travail des algorithmes de classification.

Pour finir, l'approche hiérarchique proposée dans cette thèse montre sans aucun doute une belle amélioration des résultats pour la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone. Cependant, ceux-ci ne sont pas optimaux. En effet, une optimisation des paramètres des algorithmes de classification placés sur chacun des nœuds peut être réalisée afin d'accroître les taux de classification. De plus, la taille du vecteur de données peut être ajustée augmentant très légèrement les performances de reconnaissance. D'autres algorithmes tels que C5.0 ou *Random Forest* peuvent être testés pour obtenir vraisemblablement de meilleurs résultats. Il est également possible de réaliser une validation croisée ce qui aura pour effet de donner aux algorithmes une plus grande robustesse. Pour finir, l'étude dans cette thèse suppose que chaque vecteur de données est un événement indépendant. Néanmoins, cette hypothèse n'est pas totalement vraie. En effet, un signal correspondant à un événement possède plusieurs vecteurs de données (une fenêtre d'une taille prédéfinie glisse le long de celui-ci). Les catégories des observations (appartenant au même signal) déterminées par le processus de classification peuvent ne pas être identiques, mais une des classes aura certainement une fréquence plus importante que les autres. Celle-ci définira alors la nature du défaut de la machine asynchrone entraînant une augmentation significative de nos résultats de reconnaissance.

5.5 APPORTS PERSONNELS DU DOCTORAT

Ce doctorat aura été un long travail de recherche où la rigueur, l'autonomie et la détermination étaient essentielles pour l'acheminement de celui-ci. Il m'a permis, à travers de longues heures de travail, de renforcer mon expertise dans les domaines des machines asynchrones et des algorithmes génétiques. De plus, j'ai acquis de nouvelles connaissances en intelligence artificielle avec les algorithmes de classifications. Cette expérience m'a également donnée la possibilité d'améliorer mes compétences en méthodologie de recherche, en communication et en anglais. J'ai aussi contribué à plusieurs avancées scientifiques qui ont été présentées lors de conférences internationales et publiés dans un journal.

Maitre, J., Glon, G., Gaboury, S., Bouchard, B., & Bouzouane, A. (2015, April). Efficient appliances recognition in smart homes based on active and reactive power, fast fourier transform and decision trees. In *Workshops at the Twenty-Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence*.

Maitre, J., Gaboury, S., Bouchard, B., & Bouzouane, A. (2015, May). A new computational method for stator faults recognition in induction machines based on hyper-volumes. In *2015 IEEE International Conference on Electro/Information Technology (EIT)* (pp. 216-220). IEEE.

Maitre, J., Gaboury, S., Bouchard, B., & Bouzouane, A. (2015, July). An effective identification of the induction machine parameters using a classic genetic algorithm, NSGA II and θ -NSGA III. In *Information, Intelligence, Systems and Applications (IISA), 2015 6th International Conference on* (pp. 1-6). IEEE.

Maitre, J., Bouchard, B., Bouzouane, A., & Gaboury, S. (2015, November). 9 Parameters estimation of an extended induction machine model using genetic algorithms. In *2015 9th International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ELECO)* (pp. 608-612). IEEE.

Maitre, J., Gaboury, S., Bouchard, B., & Bouzouane, A. (2015). A Black-Box Model for Estimation of the Induction Machine Parameters Based on Stochastic Algorithms. *International Journal of Monitoring and Surveillance Technologies Research (IJMSTR)*, 3(3), 44-67. IGI GLOBAL

Maitre, J., Gaboury, S., Bouchard, B., & Bouzouane, A. (2016, November). A new computational approach for inter-turn short circuit recognition in induction machines using currents analysis and multi-class Support Vector Machine. In Power Electronics, Machines and Drives (PEMD 2016), 8th IET International Conference on (pp. 1-6). IET.

Actuellement, deux autres papier « *Classification Algorithms Comparison for Inter-Turn Short Circuit Recognition in Induction Machines Using best-fit 3D-ellipse Method* » et « *A Hierarchical Approach for the Recognition of Induction Machine Failures* » sont sous-évaluation par les pairs pour une publication dans des journaux IEEE très réputées.

Pour finir, le doctorat m'a donné l'envie de poursuivre dans le domaine de la recherche et de l'enseignement universitaire avec pour objectif de contribuer aux avancées scientifiques dans le monde et d'apprendre toujours plus.

Mes derniers mots vont aux personnes qui ont été présentes tout au long de cette étape de doctorat. Je remercie encore une fois M. Sébastien Gaboury, M. Bruno Bouchard, M. Abdenour Bouzouane, les personnes du département d'Informatique et de Mathématique, mes collègues du LIARA, et bien évidemment ma femme, Yasmine Chamam.

ANNEXES

ANNEXE I

$$R_{s_a} = R_{s_b} = R_{s_c} : 1.5 \Omega$$

$$R_{r_a} = R_{r_b} = R_{r_c} : 1.395 \Omega$$

$$L_{ms} : 17.22 \text{ mH}$$

$$L_{fs} : 5.839 \text{ mH}$$

$$L_{mr} : 17.22 \text{ mH}$$

$$L_{fr} : 5.839 \text{ mH}$$

$$L_m : 17.22 \text{ mH}$$

$$p : 2 \text{ Paires de pôles}$$

$$J : 0,02 \text{ kg.m}^2$$

$$f_{vis} : 0,001 \text{ N.m.sec/rad}$$

ANNEXE II

$R_{s_a} = R_{s_b} = R_{s_c}$:	1.5Ω
N_b	:	28 Barres
R_b	:	$96,940036 e^{-6} \Omega$
R_e	:	$5 e^{-6} \Omega$
N_s	:	$156 \text{ Spires par phase}$
L_{fs}	:	$7 e^{-3} H$
L_b	:	$0,28 e^{-6} H$
L_e	:	$0,036 e^{-6} H$
l	:	$120 e^{-3} m$
r	:	$70 e^{-3} m$
e	:	$0,28 e^{-3} m$
p	:	$2 \text{ Paires de pôles}$
J	:	$0,02 \text{ kg.m}^2$
f_{vis}	:	$0,001 \text{ N.m.sec/rad}$

ANNEXE III

III.1 PREMIÈRE MODÉLISATION DE LA BARRE CASSÉE

Dans les conditions d'une barre rotorique rompue, aucun courant ne devrait traverser celle-ci. Néanmoins, il peut y avoir, avant la rupture totale de la barre avec le reste de la cage d'écureuil, un contact qui permet au courant de circuler, mais possédant une amplitude proche de zéro. Afin d'illustrer nos propos et la modélisation mathématique de ce défaut, prenons l'exemple d'une condition de barre quasiment rompue. La barre en question est la numéro 3 de la cage d'écureuil. La modélisation de ce défaut est réalisée en changeant la valeur de la résistance de la barre 3 en multipliant sa valeur par un facteur $k > 1$. Par conséquent, plus la valeur de k est grande et plus le contact entre la barre 3 et le reste de la cage d'écureuil est faible. Ceci découle de la loi d'ohm $U = RI$. Par ailleurs, chaque boucle du rotor est constituée de deux barres rotoriques et de deux portions d'anneau. Ainsi, il y aura une modification dans chaque équation des boucles rotoriques où intervient la barre rompue. Dans notre exemple, la matrice de résistance (2.2.32) serait modifiée et verrait ses éléments $R_{r_{2,2}}$ et $R_{r_{3,3}}$ être égaux à $R_{rr_f} = (1 + k)R_b + 2R_e$ et ses éléments $R_{r_{2,3}}$ et $R_{r_{3,2}}$ être égaux à $-R_{b_f} = -kR_b$. Cela nous donne ainsi la matrice (III.1) :

$$[R_r] = \begin{bmatrix} R_{rr} & -R_b & 0 & \cdots & 0 & -R_b & -R_e \\ -R_b & \mathbf{R_{rr_f}} & \mathbf{-R_{b_f}} & \cdots & 0 & 0 & -R_e \\ 0 & \mathbf{-R_{b_f}} & \mathbf{R_{rr_f}} & \cdots & 0 & 0 & -R_e \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & R_{rr} & -R_b & -R_e \\ -R_b & 0 & 0 & \cdots & -R_b & R_{rr} & -R_e \\ -R_e & -R_e & -R_e & \cdots & -R_e & -R_e & N_b R_e \end{bmatrix}, \quad (\text{III.1})$$

De façon générale, toutes barres rompues i modifient les éléments $R_{r_{i-1,i-1}}$, $R_{r_{i,i}}$, $R_{r_{i-1,i}}$ et $R_{r_{i,i-1}}$ de la matrice des résistances (2.2.32) tels que décrivent dans l'exemple ci-dessus. Il est important de noter que cette modélisation que nous trouvons dans la grande majorité des travaux n'est valide qu'en régime stable (régime permanent). En effet, l'effet de ce type de défaut sur l'inductance de la barre rompue est fonction de la pulsation électrique des courants rotoriques, or en régime permanent, la fréquence rotorique est négligeable. Néanmoins, pour une étude du défaut en vitesse et couple variable, il faut également effectuer cette modification dans la matrice des inductances (2.2.36). Le principe est le même que pour la matrice des résistances. En effet, nous augmentons également d'un facteur $k > 1$ (égale à celui de la résistance) l'inductance de la barre rompue.

Les Figure III.1, Figure III.2 et Figure III.3 illustrent la simulation de la machine asynchrone possédant une barre rompue et alimentée directement à partir du réseau électrique (parfaites sinusoïdes) avec une tension d'amplitude de 220 Volts et de fréquence 60 Hertz. De plus, nous avons choisi une valeur de $k = 1000$ et d'appliquer un couple résistant $T_r = 10 \text{ N}\cdot\text{m}$ à $t = 0.5$ seconde pour accentuer les phénomènes liés au défaut d'une barre rompue. En ce qui concerne les paramètres de la machine asynchrone, ils sont identiques au cas sain (voir Annexe II).

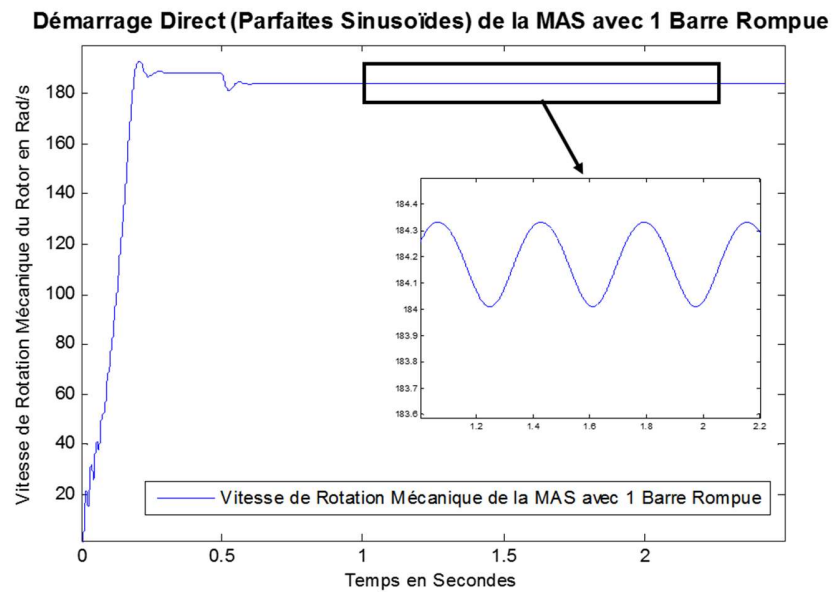


Figure III.1 – Vitesse de rotation mécanique du rotor pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) du moteur à induction avec 1 barre rompue et un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde

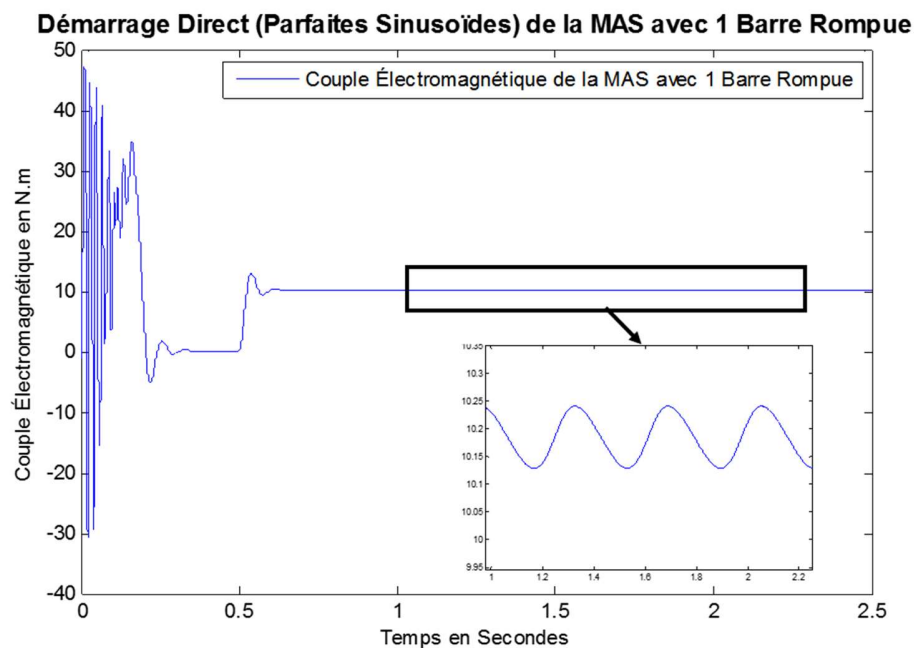


Figure III.2 – Couple électromagnétique de la machine asynchrone pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) du moteur à induction avec 1 barre rompue et un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde

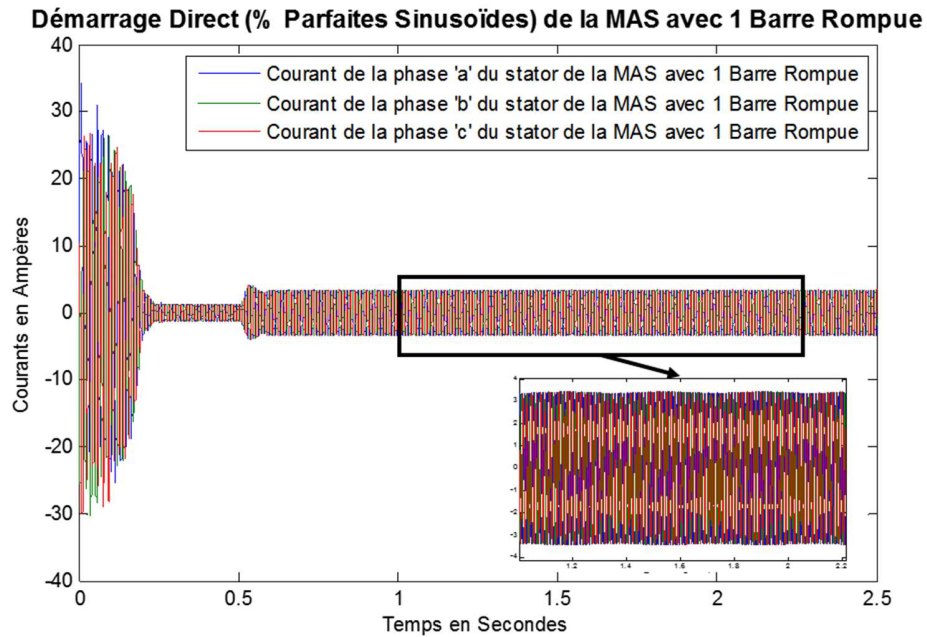


Figure III.3 – Courants statoriques de la machine asynchrone pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) du moteur à induction avec 1 barre rompue et un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde

La Figure III.4 illustre nos propos concernant la quantité de courant quasiment nulle dans la barre rompue. Pour ce faire, nous devons utiliser la relation $i_{b_j} = i_{r_j} - i_{r_{j-1}}$ afin d'observer le courant circulant dans la barre j rompue.

La Figure III.5 et Figure III.6 montrent le comportement de la vitesse de rotation mécanique et du couple électromagnétique de la machine asynchrone comportant 0, 1, 2 puis 3 barres rompues. Les conditions sont les mêmes que précédemment, c'est-à-dire que nous appliquons une charge résistive de 10 N·m au temps de simulation $t = 0.5$ seconde. Il apparaît que le temps pour atteindre le régime permanent de la machine est plus long, que sa vitesse en régime stable diminue et que les oscillations augmentent avec le nombre de barres rompues.

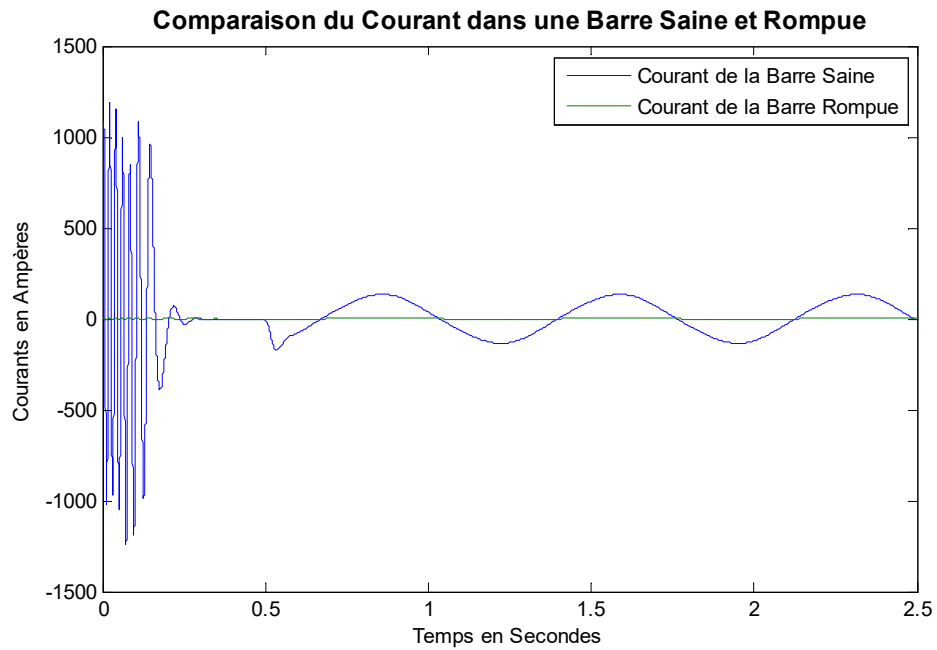


Figure III.4 – Comparaison du courant dans une barre saine et une barre rompue de la machine asynchrone pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et avec un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde

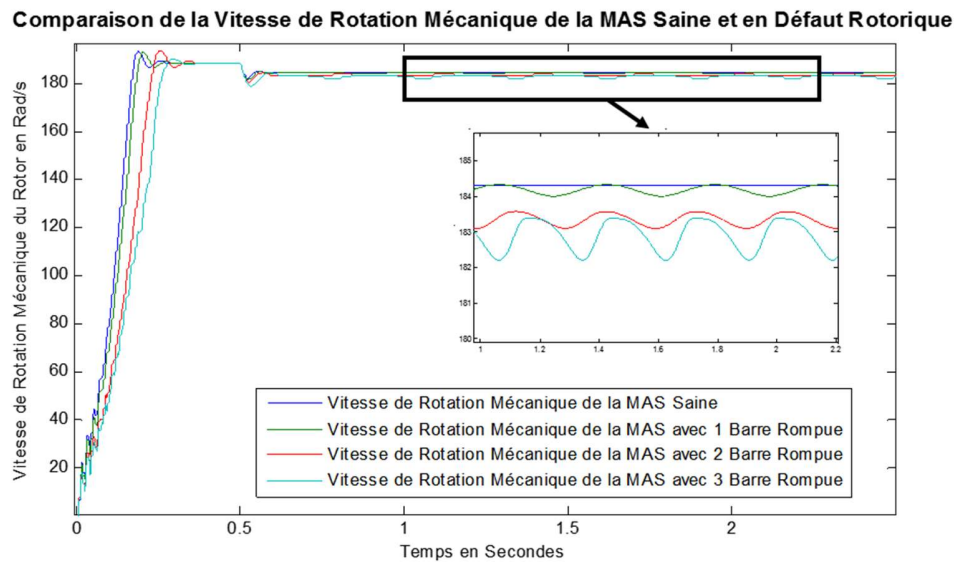


Figure III.5 – Comparaison du comportement de la vitesse de rotation mécanique de la MAS sous différents nombres de barres rompues pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et avec un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde

Comparaison du Couple Électromagnétique de la MAS Saine et en Défaut Rotorique

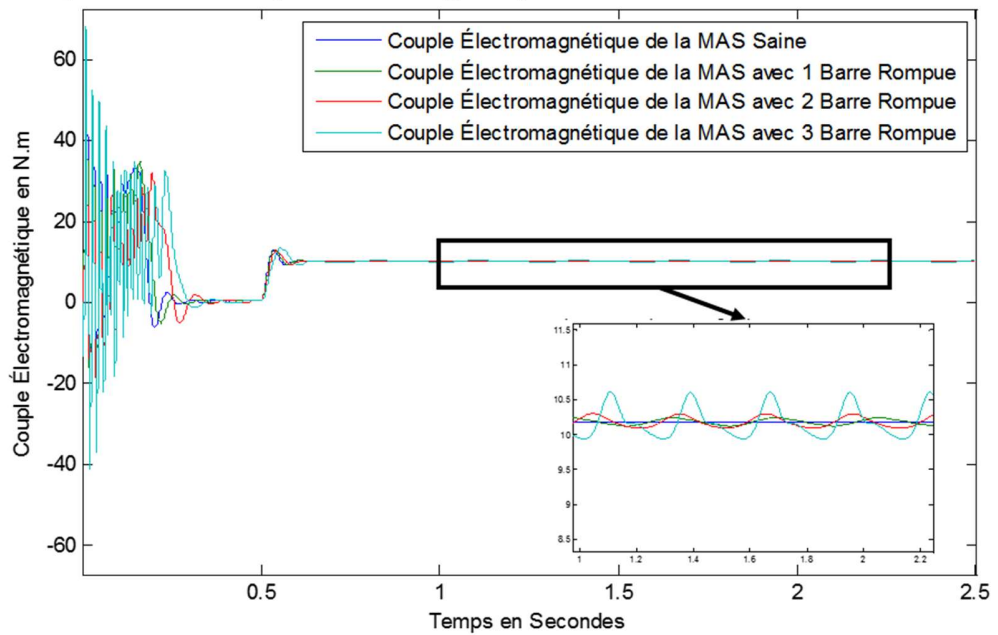


Figure III.6 – Comparaison du comportement du couple électromagnétique de la MAS sous différents nombres de barres rompues pour un démarrage direct (parfaites sinusoïdes) et avec un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde

À présent, procédons aux mêmes simulations, mais avec un démarrage direct à l'aide de l'onduleur MLI. Les signaux de référence sont de parfaites sinusoïdes d'amplitude 220 Volts et de fréquence 60 Hertz, et le signal triangle possède une fréquence de 1000 Hertz. Nous remarquons qu'il est plus difficile d'observer l'aspect oscillatoire de la vitesse et du couple comme précédemment. C'est pourquoi, nous devons exploiter des outils de traitement des signaux comme la transformée de Fourier (Section 2.4).

Comparaison de la Vitesse de Rotation Mécanique de la MAS Saine et en Défaut Rotorique

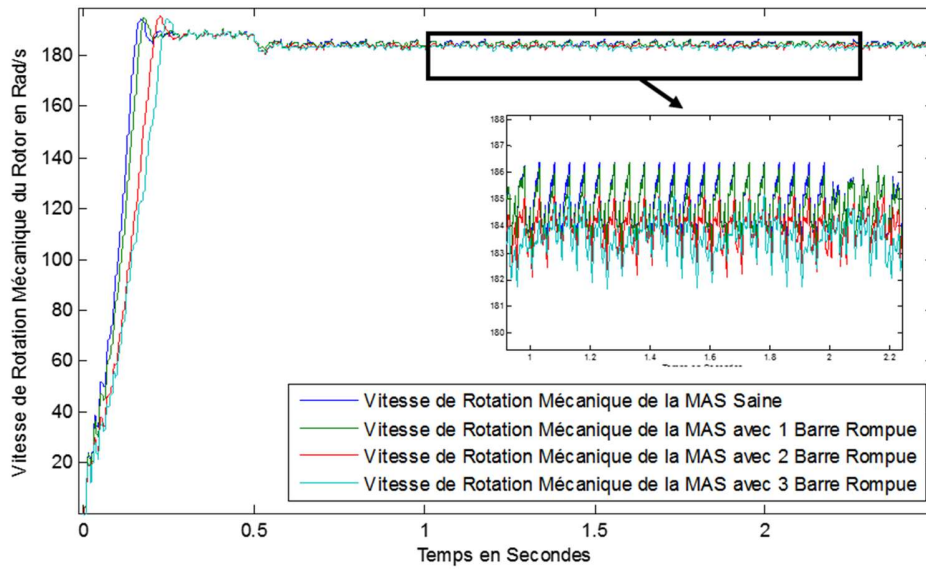


Figure III.7 – Comparaison du comportement de la vitesse de rotation mécanique de la MAS sous différents nombres de barres rompues pour un démarrage direct (onduleur MLI) et avec un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde

Comparaison du Couple Électromagnétique de la MAS Saine et en Défaut Rotorique

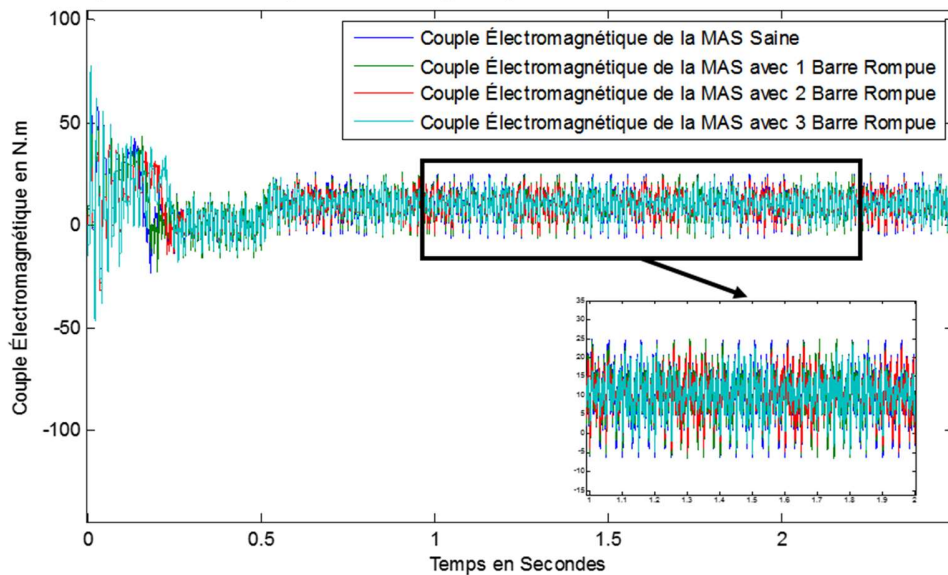


Figure III.8 – Comparaison du comportement du couple électromagnétique de la MAS sous différents nombres de barres rompues pour un démarrage direct (onduleur MLI) et avec un couple de charge de 10 N·m à 0.5 seconde

ANNEXE IV

IV.1 MODÉLISATION DES DÉFAUTS D'EXCENTRICITÉ

L'excentricité dans un moteur est définie par l'emplacement anormal du rotor dans le stator tel qu'illustré à la Figure IV.1. En d'autres termes, le centre de rotation du rotor n'a pas le même centre de rotation que le champ magnétique statorique et, par conséquent, l'épaisseur de l'entrefer entre le rotor et le stator n'est pas uniformément répartie (ou asymétrique). Nous retrouvons dans la littérature quatre types différents d'excentricité [210, 224], dont trois principaux qui sont illustrés à la Figure IV.1.

- 1) *Excentricité statique* : le rotor n'est pas placé au centre de l'alésage du stator, mais possède toujours un mouvement de rotation autour de son propre axe. En d'autres termes, la position de l'épaisseur minimale de l'entrefer est fixe.
- 2) *Excentricité dynamique* : le centre du rotor n'est pas placé au centre de rotation (centre du stator) et, par conséquent, la position de l'épaisseur minimale de l'entrefer possède également un mouvement de rotation (n'est plus fixe).
- 3) *Excentricité mixte* : définie par la présence d'excentricités statique et dynamique au même moment. Ainsi, le centre du rotor n'est pas le même que le centre du stator, et le centre de rotation du rotor n'est ni le centre du stator ni celui du rotor.

Les causes d'apparition pour le cas statique peuvent être dues à une forme non circulaire du stator ou à un positionnement incorrect du rotor lors de la production. Il est à noter qu'une excentricité statique existe lorsque le moteur est nouveau et que les concepteurs de machines acceptent jusqu'à 5-10 % d'excentricité [225]. Dans le cas de l'excentricité dynamique, les raisons sont un arbre moteur courbé, une usure des

roulements ou par des résonnances mécaniques de la machine asynchrone (ou du système entraîné). Excepté ces causes d'apparition de phénomènes d'excentricité, il existe une autre anomalie qui se comporte comme un défaut d'excentricité. Cette anomalie est le déséquilibre de l'attraction magnétique (*Unbalanced Magnetic Pull – UMP*) dans la direction de l'épaisseur minimum de l'entrefer. Ce phénomène magnétique est difficile à calculer dans le cas de la machine asynchrone et il n'est pas modélisable. Le modèle de la machine asynchrone en présence des phénomènes d'excentricité (statique, dynamique et mixte) a été très étudié par la communauté scientifique qui a proposé plusieurs modèles basés sur différentes approches [212, 226, 227]. En effet, il existe des représentations mathématiques de la machine asynchrone en présence des défauts d'excentricité utilisant la théorie des fonctions d'enroulements basée sur un modèle transitoire, dynamique, ou encore à l'aide d'harmoniques d'espace. De plus, en raison de la grande complexité calculatoire du modèle que nous détaillerons ci-après, les modèles principalement développés l'ont été sous des logiciels d'éléments finis.

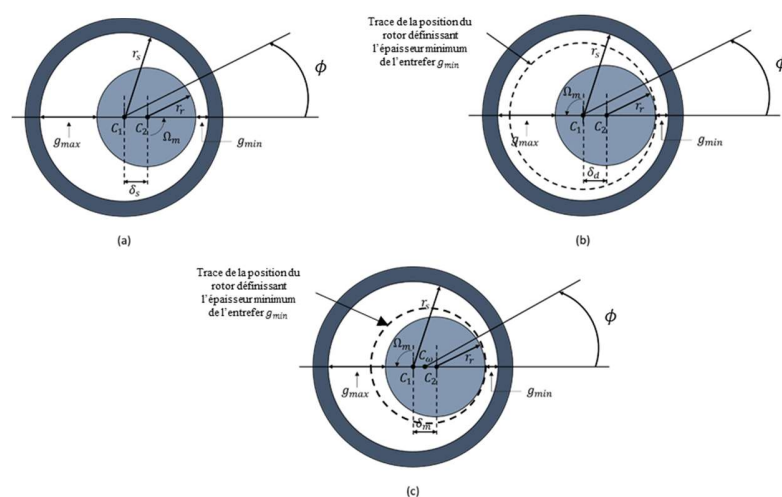


Figure IV.1 – Type d'excentricités : (a) excentricité statique, (b) excentricité dynamique, (c) excentricité mixte

Dans la suite de cette section, nous décrivons la modélisation des anomalies d'excentricités à l'aide de la théorie des fonctions d'enroulements modifiée (*Modified Winding Functions Theory – MWFT*) présentée dans [228]. Ainsi, dans un premier temps, nous détaillerons mathématiquement les phénomènes d'excentricités liés à la variation de l'entrefer. Puis, deuxièmement, nous décrirons la méthode utilisée afin de calculer les différentes inductances de la machine asynchrone dans ces conditions de défaut.

MODÉLISATION DE L'EXCENTRICITÉ

La modélisation des excentricités de la machine asynchrone est possible grâce à la variation de l'épaisseur de son entrefer $g(\phi, \theta_m)$ qui intervient dans le calcul des différentes inductances de celle-ci. L'expression (IV.1) donne la variation de l'épaisseur de l'entrefer en présence des différentes excentricités :

$$g(\phi, \theta_m) = g_0(1 - \delta_s \cos(\phi) - \delta_d \cos(\phi - \theta_m)), \quad (\text{IV.1})$$

où g_0 est l'épaisseur moyenne de l'entrefer dans une machine asynchrone parfaitement symétrique, ϕ est une position particulière autour de la surface du stator, θ_m est la position du rotor mesurée par rapport à un point fixe du stator, δ_s est la quantité de l'excentricité statique et δ_d représente la quantité de l'excentricité dynamique.

L'expression (IV.1) permet de modéliser les excentricités statique, dynamique et mixte grâce aux différents coefficients que nous retrouvons tels que δ_s et δ_d . Si $\delta_d = 0$ et $0 < \delta_s < 1$, nous sommes en présence d'une excentricité statique. Si $\delta_s = 0$ et $0 <$

$\delta_d < 1$, nous sommes en présence d'une excentricité dynamique. Pour finir, si $0 < \delta_s < 1$ et $0 < \delta_d < 1$, il y a une excentricité mixte.

Il est également possible d'inclure une autre dimension de la machine asynchrone qui permet de prendre en compte une possible variation des excentricités statique et dynamique suivant l'axe z comme l'illustre la Figure IV.2. Dans ce cas d'étude, nous parlons d'excentricité axiale. Néanmoins, ce défaut est très peu étudié dans la littérature alors qu'il a autant d'importance que les trois autres excentricités. En effet, inclure une nouvelle dimension augmenterait la complexité du modèle, et comme nous le verrons ci-après, il nous est actuellement impossible avec les ressources à notre disposition de modéliser ce défaut. De plus amples détails sur l'excentricité axiale sont donnés dans [229].

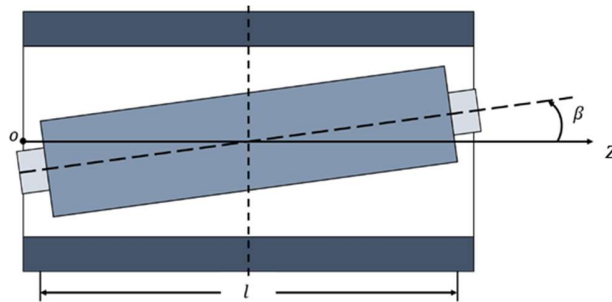


Figure IV.2 – Excentricité axiale

L'équation (IV.1) n'est pas la seule forme qui permet de modéliser les excentricités dans la littérature. En effet, dans [132], nous retrouvons l'équation (IV.2) qui permet par la suite d'exprimer plus facilement la fonction inverse de l'entrefer $g^{-1}(\phi, \theta_m)$ aussi appelée la fonction de perméance.

$$g(\phi, \theta_m) = g_0(1 - \delta_{mix} \cos(\phi - \theta(\theta_m))), \quad (IV.2)$$

où δ_{mix} représente l'excentricité globale (ou mixte) de la machine asynchrone et avec :

$$\delta_{mix} = \sqrt{\delta_s^2 + \delta_d^2 + 2\delta_s\delta_d\cos(\theta_m)}, \quad (IV.3)$$

$$\theta(\theta_m) = \arctan\left(\frac{\delta_d \sin(\theta_m)}{\delta_s + \delta_d \cos(\theta_m)}\right). \quad (IV.4)$$

Finalement, la fonction de perméance $g^{-1}(\phi, \theta_m)$ de la machine asynchrone en présence des défauts d'excentricité est donnée par (IV.5) :

$$g^{-1}(\phi, \theta_m) = \lambda_0 + \sum_{k=1}^{\infty} \lambda_k \cos(k(\phi - \theta(\theta_m))), \quad (IV.5)$$

où :

$$\lambda_0 = \frac{1}{g_0 \sqrt{1 - \delta_{mix}^2}}, \quad (IV.6)$$

$$\lambda_k = 2\lambda_0 \left(\frac{1 - \sqrt{1 - \delta_{mix}^2}}{\delta_{mix}} \right)^k. \quad (IV.7)$$

CALCUL DES INDUCTANCES DE LA MACHINE ASYNCHRONE DANS DES CONDITIONS D'EXCENTRICITÉ

Comme nous l'avons déjà annoncé précédemment, la modélisation de la machine asynchrone dans des conditions de défaut d'excentricité passe par le calcul des inductances de celle-ci. Pour ce faire, nous utiliserons l'approche des fonctions d'enroulement modifiées qui est légèrement différente de celle présentée dans la Section 2.2.2.

Nous rappelons également que les fonctions d'enroulement sont liées à l'architecture et à la géométrie de la machine asynchrone. De plus, elles peuvent être très complexes selon le niveau de détails exploités. Par conséquent, nous ne décrivons pas plus les fonctions d'enroulement dans cette partie, mais nous donnerons les étapes de calcul pour les différentes inductances de la machine asynchrone.

Les inductances de la machine asynchrone saine peuvent être calculées à l'aide de l'expression (IV.8) :

$$L_{ij} = \mu_0 r l \int_0^{2\pi} N_i(\theta_m, \phi) N_j(\theta_m, \phi) g^{-1}(\phi, \theta_m) d\phi, \quad (\text{IV.8})$$

où L_{ij} est l'inductance entre une phase i et (ou une boucle du rotor) j , μ_0 représente la permittivité du vide ($\mu_0 = 4\pi \cdot 10^{-7}$), r et l dénotent respectivement le rayon et la longueur du circuit magnétique actif et g^{-1} est la fonction de perméance (fonction inverse de l'entrefer).

Cependant, l'équation (IV.7) n'est plus valide dans le cas d'un défaut d'excentricité, ou du moins, elle est légèrement modifiée au travers de la fonction d'enroulement $N_j(\theta_m, \phi)$. En effet, la fonction d'enroulement $N_j(\theta_m, \phi)$ devient la fonction d'enroulement modifiée notée $N_{m_j}(\theta_m, \phi)$ et définie par :

$$N_{m_j}(\theta_m, \phi) = N_j(\theta_m, \phi) - \langle N_j(\theta_m, \phi) \rangle, \quad (\text{IV.9})$$

avec :

$$\langle N_j(\theta_m, \phi) \rangle = \frac{1}{2\pi \langle g^{-1}(\phi, \theta_m) \rangle} \int_0^{2\pi} g^{-1}(\phi, \theta_m) N_j(\theta_m, \phi) d\phi, \quad (\text{IV.10})$$

où $\langle g^{-1}(\phi, \theta_m) \rangle$ est la valeur moyenne de la fonction de perméance donnée par (IV.11) :

$$\langle g^{-1}(\phi, \theta_m) \rangle = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} g^{-1}(\phi, \theta_m) d\phi. \quad (\text{IV.11})$$

Nous observons qu'il est déjà nécessaire de calculer numériquement deux intégrales pour obtenir la bonne valeur de la fonction d'enroulement modifiée.

Ensuite, il ne nous reste plus qu'à calculer l'inductance telle que :

$$L_{ij} = \mu_0 r l \int_0^{2\pi} N_i(\theta_m, \phi) N_{m_j}(\theta_m, \phi) g^{-1}(\phi, \theta_m) d\phi, \quad (\text{IV.12})$$

En considérant le nombre d'inductances à déterminer pendant la simulation, selon la méthode de résolution des équations différentielles (ex : Runge Kutta d'ordre 4) et selon la complexité des fonctions d'enroulements, il est impensable de traiter les quatre types de défauts pendant la période requise pour une thèse. La problématique du défaut d'excentricité doit faire l'objet d'un unique projet de recherche.

IV.2 MODÉLISATION DES DÉFAUTS DE ROULEMENTS

La modélisation des défauts de roulements ressemble fortement à celle des défauts d'excentricité. En effet, il s'agit également de différentes variations de l'entrefer de la machine asynchrone causées par une excentricité et de recalculer l'ensemble des inductances en utilisant la théorie des fonctions d'enroulement modifiées. Cependant, avant de décrire brièvement le modèle, nous allons donner les principaux éléments d'un roulement. La Figure IV.3 illustre la vue de face et de profil d'un roulement à billes (il existe plusieurs types de roulement comme celui à billes, à

aiguilles ou encore à rouleaux). Nous retrouvons la bague externe et interne, les billes et la cage qui permet de guider les éléments roulants à distance équidistante les uns des autres.

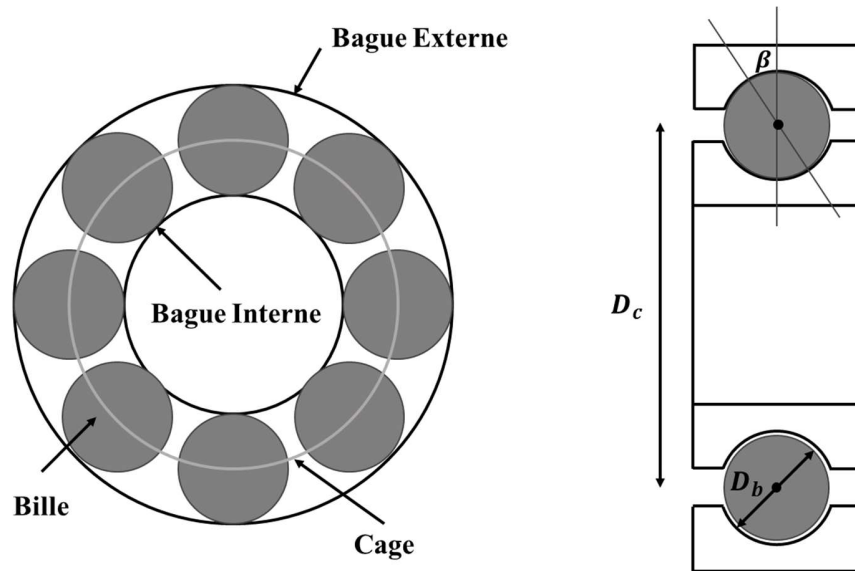


Figure IV.3 – Vues de face et de profil d'un roulement à billes

Les roulements permettent d'assurer la rotation du rotor dans de bonnes conditions (précision de rotation autour de l'axe de rotation, frottements minimums) et d'éviter des défauts d'excentricité précoces. De plus, lors de la conception de la machine asynchrone, ils sont choisis principalement à l'aide de critères d'efforts (forces axiale et radiale) et de durée de vie en nombre de tour. Les différentes causes d'apparition des défauts dans les roulements (dans un fonctionnement normal) que nous pouvons observer sont l'usure, l'augmentation de la température, la dégradation de la lubrification naturelle ou de l'huile de lubrification apportée par un système externe à la machine. Il est également important de citer l'environnement de fonctionnement de la machine asynchrone qui peut également être la source de

plusieurs causes à la dégradation des roulements telles que la contamination par des particules extérieures, la corrosion par des liquides, un mauvais alignement du rotor ou la surcharge sur l'arbre moteur.

Les défauts associés aux roulements sont des fissures sur les bagues et/ou l'élément roulant, des déformations sur les bagues et/ou l'élément roulant, des écaillages de matière ou des arrachements de matière. Ci-après, nous donnons une brève description pour chacun des défauts possibles dans un roulement.

MODÈLE D'UN DÉFAUT SUR LA BAGUE EXTERNE DU ROULEMENT

Comme illustré sur la Figure IV.4, un défaut de roulement sur la bague externe et localisé à la position angulaire ϕ liée au repère fixe du stator possède une fréquence caractéristique f_e donnée par l'expression (IV.13) :

$$f_e = \frac{N_e}{2} f_r \left(1 - \frac{D_b}{D_c} \cos\beta\right), \quad (\text{IV.13})$$

où N_e est le nombre d'éléments roulants du roulement, f_r représente la fréquence de rotation mécanique du rotor, D_b et D_c dénotent respectivement le diamètre d'une bille et de la cage, et β correspond à l'angle de contact entre la bille et les bagues.

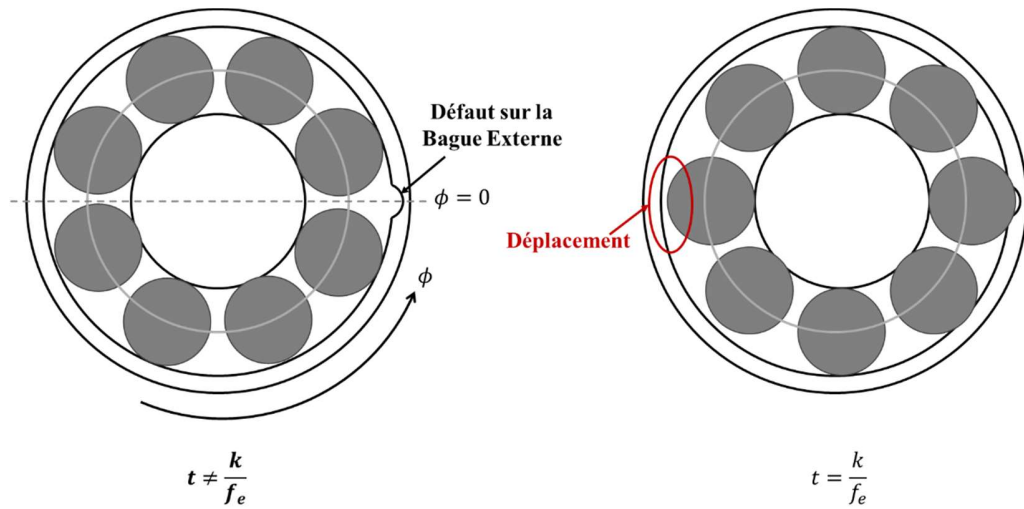


Figure IV.4 – Défaut de roulement sur la bague externe du roulement a la position fixe par rapport au stator $\phi = 0$

Quand il n'y a pas de contact entre une des billes du roulement et le défaut sur la bague externe, le rotor est parfaitement centré et donc ne présente aucune excentricité. Par conséquent, l'épaisseur de l'entrefer peut être interprétée comme une constante que nous notons g_0 et représentant l'épaisseur moyenne de l'entrefer. Cependant, quand une des billes est en contact avec le défaut, il existe une légère excentricité. Ce défaut est une fonction du temps t et intervient à chaque fois que $t = k/f_e$ avec k un entier tel que $-\infty < k < +\infty$. Finalement, l'entrefer de la machine asynchrone dans le cas d'un défaut de roulement sur la bague externe peut être exprimé par (IV.14) :

$$g(\phi, t) = g_0 \left[1 - e_0 \cos(\phi) \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \delta \left(t - \frac{k}{f_e} \right) \right], \quad (\text{IV.14})$$

où e_0 est le degré d'excentricité relative introduit par le défaut sur la bague externe du roulement et δ est la fonction de Dirac.

MODÈLE D'UN DÉFAUT SUR LA BAGUE INTERNE DU ROULEMENT

Le cas d'un défaut de roulement sur la bague interne ressemble fortement à celui de la bague externe, mais présente une légère différence que nous décrivons ci-contre. En effet, cette anomalie est également une fonction du temps t et intervient à chaque fois que $t = k/f_i$ avec k un entier tel que $-\infty < k < +\infty$ et f_i représente la fréquence caractéristique du défaut sur la bague interne et donnée par (IV.15) :

$$f_i = \frac{N_e}{2} f_r \left(1 + \frac{D_b}{D_c} \cos\beta \right). \quad (\text{IV.15})$$

Ainsi, quand aucune des billes du roulement n'est en contact avec le défaut, le rotor est parfaitement centré. Dans le cas contraire, il y a la présence d'une excentricité du centre du rotor par rapport au centre du stator. De plus, la bague interne est fixée au rotor, et par conséquent, le défaut possède le même mouvement de rotation que le rotor par rapport au référentiel fixe du stator. Ce mouvement est défini par la vitesse de rotation mécanique du rotor Ω_m telle que $\theta_m = \Omega_m t$ où θ_m est la position angulaire du rotor par rapport au stator et t dénote la variable de temps.

Finalement, l'entrefer de la machine asynchrone en présence d'un défaut de roulement sur la bague interne de celui-ci peut être exprimé par l'équation (IV.16) :

$$g(\phi, \Omega_m, t) = g_0 \left[1 - e_i \cos(\phi + \Omega_m t) \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \delta\left(t - \frac{k}{f_i}\right) \right], \quad (\text{IV.16})$$

où e_i est le degré d'excentricité relative introduit par le défaut sur la bague interne et δ est la fonction de Dirac.

MODÈLE D'UN DÉFAUT SUR UNE BILLE DU ROULEMENT

Le dernier défaut concerne celui qu'il peut y avoir sur une bille du roulement. Les billes possèdent un mouvement de rotation, ce qui par conséquent, entraînera le mouvement du défaut sur une des billes. Celui-ci agira sur l'entrefer de la machine asynchrone à tout instant $t = k/f_b$ avec k un entier tel que $-\infty < k < +\infty$ et f_b représente la fréquence caractéristique du défaut sur la bille et donnée par (IV.17) :

$$f_b = \frac{D_c}{D_b} f_r \left(1 - \frac{D_b^2}{D_c^2} \cos^2 \beta \right). \quad (\text{IV.17})$$

De plus, la position de l'épaisseur minimale de l'entrefer possède également un mouvement de rotation défini par la vitesse Ω_{cage} telle que :

$$\Omega_{cage} = \frac{1}{2} \Omega_m \left(1 - \frac{D_b}{D_c} \cos \beta \right). \quad (\text{IV.18})$$

Finalement, la variation de l'entrefer de la machine asynchrone peut être exprimée par la relation (IV.19) :

$$g(\phi, \Omega_{cage}, t) = g_0 \left[1 - e_b \cos(\phi + \Omega_{cage} t) \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \delta\left(t - \frac{k}{f_b}\right) \right], \quad (\text{IV.19})$$

où e_b est le degré d'excentricité relative introduit par le défaut sur la bille et δ est la fonction de Dirac.

Comme énoncé précédemment, la suite de la modélisation des défauts de roulement repose sur la même approche que pour les défauts d'excentricité qui est la théorie des fonctions d'enroulement modifiées.

ANNEXE V

SPEA II

SPEA II est une version améliorée de SPEA (Strength Pareto Evolutionary Algorithm) développé également par Zitzler et Thiele en 1998 [108]. Les améliorations majeures sont au niveau de l'affectation de la « fitness » sur les individus ainsi que sur la population des meilleurs individus stockés dans une archive mise à jour à chaque génération.

Entrée : N (nombre d'individus dans la population)

\bar{N} (nombre d'individus dans l'archive)

Sortie : PS (l'ensemble des solutions non dominées)

Initialiser : Générer une population initiale P_0 et créer une archive telle que $\bar{P}_0 = \emptyset$

Évaluer : Affecter le score aux N individus de la population P_0

Trier : Réaliser le tri de la population P_0 en appliquant le principe de dominance au sens de Pareto

Archiver : Copier toutes les solutions non dominées de P_0 dans l'archive \bar{P}_1 . Si la taille de \bar{P}_1 excède \bar{N} , alors il faut réduire \bar{P}_1 par l'opérateur de troncature. Si la taille de \bar{P}_1 n'excède pas \bar{N} , alors remplir \bar{P}_1 avec des solutions dominées.

Sélection : Appliquer la méthode du tournoi avec remplacement sur \bar{P}_1 afin de remplir le « *mating pool* »

Reproduction : Appliquer les opérations de recombinaison et de mutation aux individus dans le « *mating pool* » et remplir avec les individus créés la population P_1

Do

Évaluer : Affecter le score aux N individus de la population P_t et \bar{N} individus de la population \bar{P}_t

Trier : Réaliser le tri de la population P_t et \bar{P}_t en appliquant le principe de dominance au sens de Pareto

Archiver : Copier toutes les solutions non dominées de P_t et \bar{P}_t dans l'archive \bar{P}_{t+1} . Si la taille de \bar{P}_{t+1} excède \bar{N} , alors il faut réduire \bar{P}_{t+1} par l'opérateur de troncature. Si la taille de \bar{P}_{t+1} n'excède pas \bar{N} , alors remplir \bar{P}_{t+1} avec des solutions dominées.

Sélection : Appliquer la méthode du tournoi avec remplacement sur \bar{P}_{t+1} afin de remplir le « *mating pool* »

Reproduction : Appliquer les opérations de recombinaison et de mutation aux individus dans le « *mating pool* » et remplir avec les individus créés la population P_{t+1}

While Critère d'arrêt est faux

Si le critère d'arrêt est vrai alors l'ensemble des solutions $PS = \bar{P}_{t+i}$

Algorithme V.1 – Mécanisme de fonctionnement de l'algorithme évolutionnaire

SPEA II

NSGA II

NSGA II, proposé par Deb *et al.* [22], est un algorithme génétique multi-objectifs, qui utilise le tri des solutions non dominées et intègre la notion d'élitisme. C'est une version améliorée afin de supprimer les faiblesses (le paramètre de distribution σ et l'absence d'élitisme) de la version précédente NSGA (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm*) développé par Srinivas *et al.* [108]. En effet, le paramètre de distribution (ou partage) σ est relié à la distance entre deux individus de la population. Dans la version du NSGA II, la fonction de partage est remplacée par l'approche de comparaison des distances représentant la densité de voisinage d'une solution et cette distance permet de sélectionner les individus avec la méthode du tournoi. L'élitisme est introduit en combinant la population P_t et P_{t+1} , et les individus qui sont non dominés reste dans la prochaine génération. La Figure V.1 illustre ce principe. De plus, aucun paramètre n'est nécessaire par l'utilisateur afin de maintenir

la diversité parmi les individus de la population. En d'autres termes, NSGA II possède une meilleure distribution que NSGA, ce qui est un avantage dans les méthodes stochastiques. L'Algorithme V.2 décrit brièvement le processus de fonctionnement du NSGA II.

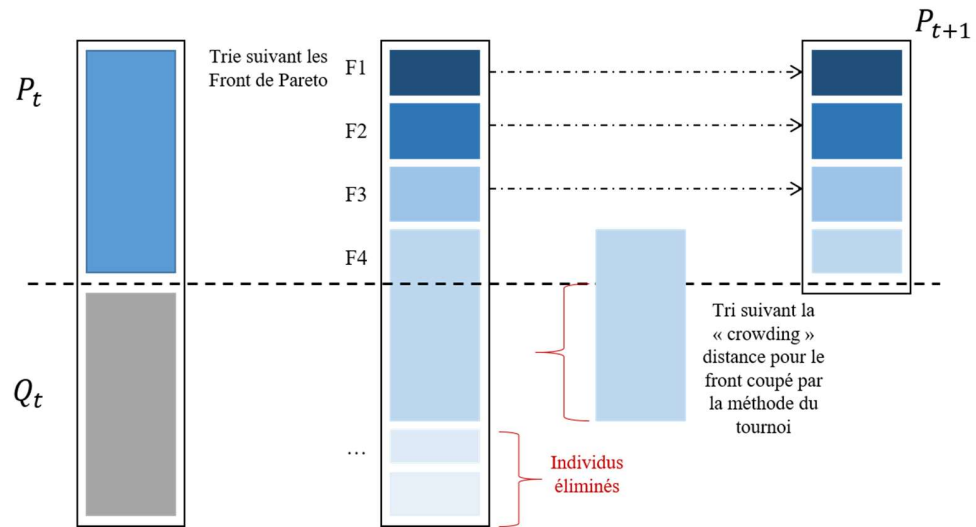


Figure V.1 – Opération de troncature de la population afin d'intégrer l'élitisme dans NSGA II

Input : N (nombre d'individus dans la population)

Output : PS (l'ensemble des solutions de la dernière génération)

Initialiser : Générer une population initiale P_0

Évaluer : Affecter le score aux N individus de la population P_0

Trier : Réaliser le tri de la population P_0 en appliquant la notion de dominance au sens de Pareto

Sélection : Appliquer la méthode du tournoi sur P_0 afin de remplir le « mating pool »

Reproduction : Appliquer les opérations de recombinaison et de mutation aux individus dans le « mating pool » et remplir avec les individus créés la population Q_0 de taille égale à N

Do

Évaluer : Affecter le score aux N individus de la population Q_t

Combiner : Unir les populations Q_t and P_t : $R_t = P_t \cup Q_t$ de taille égale à $2N$

Trier : Réaliser le tri de la population R_t en appliquant le « *fast-non-dominated-sort* » et en assignant la « *crowding* » distance préalablement calculée pour chaque individu de R_t

Tronquer : Appliquer le principe de l'élitisme en appliquant un opérateur de troncature afin de créer la population P_{t+1} de N individus à partir de la population triée R_t

Sélection : Appliquer la méthode du tournoi aux individus de P_{t+1} reposant sur l'opérateur de comparaison « *crowded* » (Front de Pareto et « *crowded* » distance nécessaire) afin de remplir le « *mating pool* »

Reproduction : Appliquer les opérations de recombinaison et de mutation aux individus dans le « *mating pool* » et remplir avec les individus créés la population Q_{t+1}

While Critère d'arrêt est faux

Si le critère d'arrêt est vrai alors l'ensemble des solutions $PS = P_{t+i}$

Algorithme V.2 – Mécanisme de fonctionnement de l'algorithme génétique NSGA II

ANNEXE VI

Afin de réaliser la commande de la machine asynchrone, il faut dans un premier temps déterminer ses équations dans le repère de Park. Il est également possible de les exprimer dans le repère de Concordia [230] ou de Clarke [231]. Elles permettent de calculer très facilement les correcteurs. Dans la suite de cette section, nous allons démontrer comment obtenir les équations du moteur à induction dans le repère de Park.

Tout d'abord, exprimons les matrices de changement du repère de Park que nous notons $[P(\theta)]$. Soit :

$$\begin{aligned}
 [P(\theta)] &= [R(\theta)][C] = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) & 0 \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \left(\frac{2}{3}\right) \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \\
 &= \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ -\sin(\theta) & -\sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{VI.1}$$

où $[C]$ est la matrice de Clarke [231], et $[R(\theta)]$ est la matrice de rotation.

La matrice de passage $[P(\theta)]$ permet de passer d'un repère triphasé (a, b, c) à un repère diphasé (d, q) avec sa composante homopolaire h tel que :

$$[X_{dqh}] = [P(\theta)][X_{abc}] \tag{VI.2}$$

$$\text{ou } \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_h \end{bmatrix} = [P(\theta)] \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix}$$

Sa transposée, notée $[P(\theta)]^t$, permet de faire le chemin inverse, c'est-à-dire de passer d'un système diphasé à un repère triphasé :

$$[P(\theta)]^t = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}, \quad (\text{VI.3})$$

$$[X_{abc}] = [P(\theta)]^t [X_{dqh}]$$

$$\text{ou } \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} = [P(\theta)]^t \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_h \end{bmatrix} \quad (\text{VI.4})$$

Une des propriétés importantes des matrices de Park qui servira à simplifier la transformation des équations de la machine asynchrone est donnée par (VI.5) :

$$[P(\theta)][P(\theta)]^t = [P(\theta)]^t [P(\theta)] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (\text{VI.5})$$

Nous utiliserons deux transformations. Une qui remplace θ par θ_s pour le stator, et l'autre θ_r pour le rotor. Ainsi, nous noterons $[P(\theta_s)]$, $[P(\theta_s)]^t$ et $[P(\theta_r)]$, $[P(\theta_r)]^t$ les matrices de Park pour cette transformation.

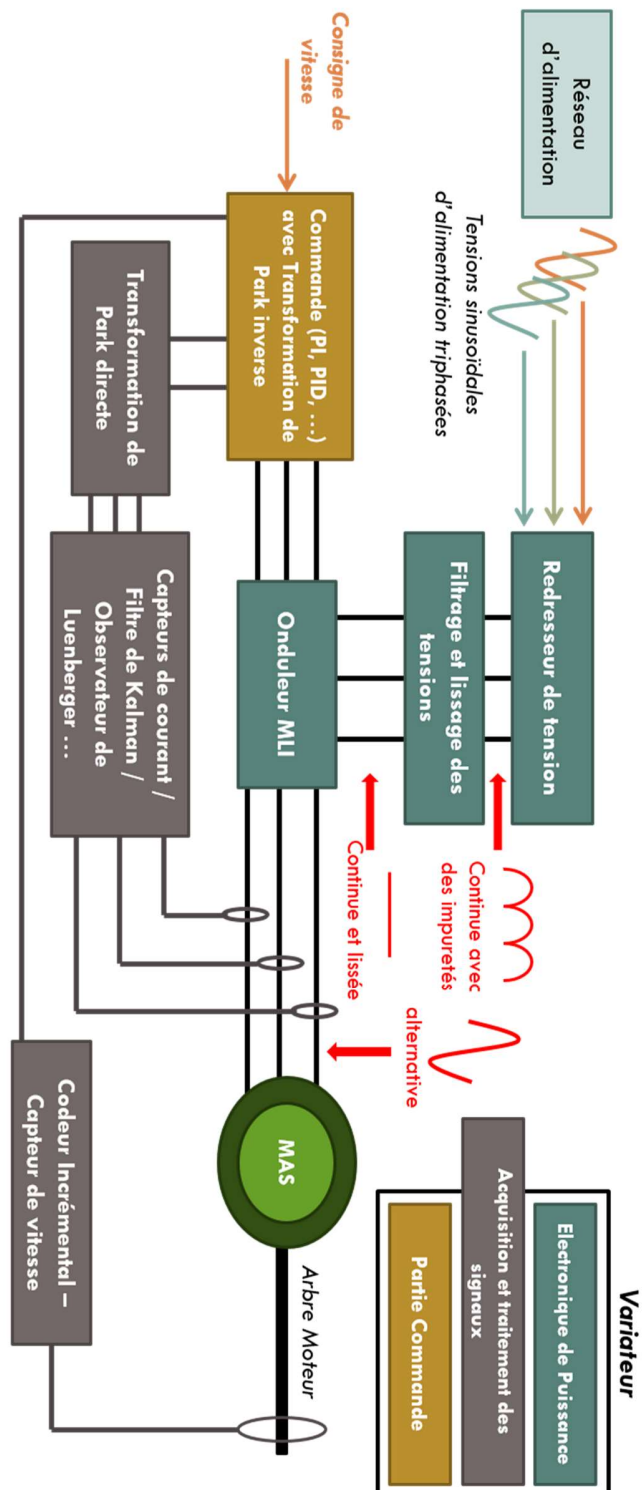


Figure VI.1 – Implémentation générale de la machine asynchrone dans l'industrie

La transformée de Park des équations de tension du stator (2.2.1) que nous avons établies dans la Section 2.2 permet, grâce aux relations (VI.4) et (VI.5), d'obtenir les équations de tension du stator dans le repère (d, q) . L'obtention des équations de tension dans le repère (d, q) s'obtient comme suit :

$$\begin{bmatrix} v_{sa} \\ v_{sb} \\ v_{sc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{sb} \\ i_{sc} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \phi_{sa} \\ \phi_{sb} \\ \phi_{sc} \end{bmatrix}$$

$$[P(\theta_s)]^T \begin{bmatrix} v_{sd} \\ v_{sq} \\ v_{sh} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} [P(\theta_s)]^t \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ i_{sh} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \left([P(\theta_s)]^t \begin{bmatrix} \phi_{sd} \\ \phi_{sq} \\ \phi_{sh} \end{bmatrix} \right)$$

$$\begin{aligned} & [P(\theta_s)][P(\theta_s)]^T \begin{bmatrix} v_{sd} \\ v_{sq} \\ v_{sh} \end{bmatrix} \\ &= [P(\theta_s)] \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} [P(\theta_s)]^t \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ i_{sh} \end{bmatrix} \\ &+ [P(\theta_s)] \frac{d}{dt} \left([P(\theta_s)]^t \begin{bmatrix} \phi_{sd} \\ \phi_{sq} \\ \phi_{sh} \end{bmatrix} \right) \end{aligned}$$

$$\begin{bmatrix} v_{sd} \\ v_{sq} \\ v_{sh} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ i_{sh} \end{bmatrix} + [P(\theta_s)] \frac{d}{dt} \left([P(\theta_s)]^t \begin{bmatrix} \phi_{sd} \\ \phi_{sq} \\ \phi_{sh} \end{bmatrix} \right)$$

Avec la propriété de dérivation exprimée par l'équation (VI.6) :

$$(uv)' = u'v + v'u, \quad (\text{VI.6})$$

nous pouvons déduire :

$$\begin{bmatrix} v_{sd} \\ v_{sq} \\ v_{sh} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ i_{sh} \end{bmatrix} + [P(\theta_s)] \left(\frac{d}{dt} [P(\theta_s)]^t \right) \begin{bmatrix} \phi_{sd} \\ \phi_{sq} \\ \phi_{sh} \end{bmatrix} \\ + [P(\theta_s)][P(\theta_s)]^t \frac{d}{dt} \left(\begin{bmatrix} \phi_{sd} \\ \phi_{sq} \\ \phi_{sh} \end{bmatrix} \right)$$

Les propriétés mathématiques données par (VI.7)-(VI.10) :

$$\cos(a + b) = \cos(a) \cos(b) - \sin(a) \sin(b), \quad (\text{VI.7})$$

$$\cos(a - b) = \cos(a) \cos(b) + \sin(a) \sin(b), \quad (\text{VI.8})$$

$$\sin(a + b) = \sin(a) \cos(b) + \sin(b) \cos(a), \quad (\text{VI.9})$$

$$\sin(a - b) = \sin(a) \cos(b) - \sin(b) \cos(a), \quad (\text{VI.10})$$

nous permettent d'exprimer plus simplement la matrice de transformation $\frac{d}{dt}([P(\theta_s)]^t)$:

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} [P(\theta_s)]^t &= \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \cos(\theta_s) & -\sin(\theta_s) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{2} \cos(\theta_s) + \frac{\sqrt{3}}{2} \sin(\theta_s) & \frac{1}{2} \sin(\theta_s) + \frac{\sqrt{3}}{2} \cos(\theta_s) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{2} \cos(\theta_s) + \frac{\sqrt{3}}{2} \sin(\theta_s) & \frac{1}{2} \sin(\theta_s) - \frac{\sqrt{3}}{2} \cos(\theta_s) & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \\ &= \dot{\theta}_s \begin{bmatrix} -\sin(\theta_s) & -\cos(\theta_s) & 0 \\ \frac{1}{2} \sin(\theta_s) + \frac{\sqrt{3}}{2} \cos(\theta_s) & \frac{1}{2} \cos(\theta_s) - \frac{\sqrt{3}}{2} \sin(\theta_s) & 0 \\ \frac{1}{2} \sin(\theta_s) - \frac{\sqrt{3}}{2} \cos(\theta_s) & \frac{1}{2} \cos(\theta) + \frac{\sqrt{3}}{2} \sin(\theta_s) & 0 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Ainsi, après quelques calculs, $[P(\theta_s)] \left(\frac{d}{dt} [P(\theta_s)]^t \right)$ donne :

$$\begin{aligned}
& [P(\theta_s)] \left(\frac{d}{dt} [P(\theta_s)]^t \right) \\
&= \frac{\dot{\theta}_s 2}{3} \begin{bmatrix} \cos(\theta_s) & -\frac{1}{2} \cos(\theta_s) + \frac{\sqrt{3}}{2} \sin(\theta_s) & -\frac{1}{2} \cos(\theta_s) - \frac{\sqrt{3}}{2} \sin(\theta_s) \\ -\sin(\theta_s) & \frac{1}{2} \sin(\theta_s) + \frac{\sqrt{3}}{2} \cos(\theta_s) & \frac{1}{2} \sin(\theta_s) - \frac{\sqrt{3}}{2} \cos(\theta_s) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \\
& \cdot \begin{bmatrix} -\sin(\theta_s) & -\cos(\theta_s) & 0 \\ \frac{1}{2} \sin(\theta_s) + \frac{\sqrt{3}}{2} \cos(\theta_s) & \frac{1}{2} \cos(\theta_s) - \frac{\sqrt{3}}{2} \sin(\theta_s) & 0 \\ \frac{1}{2} \sin(\theta_s) - \frac{\sqrt{3}}{2} \cos(\theta_s) & \frac{1}{2} \cos(\theta_s) + \frac{\sqrt{3}}{2} \sin(\theta_s) & 0 \end{bmatrix} = \frac{\dot{\theta}_s 2}{3} \begin{bmatrix} 0 & -\frac{3}{2} & 0 \\ \frac{3}{2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\
&= \dot{\theta}_s \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

Il en va de même pour la transformation des équations du rotor avec θ_r .

Nous obtenons donc, pour les tensions du stator exprimées désormais dans le référentiel

(d, q) avec sa composante homopolaire h , l'équation matricielle (VI.11) :

$$\begin{bmatrix} v_{sd} \\ v_{sq} \\ v_{sh} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ i_{sh} \end{bmatrix} + \dot{\theta}_s \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{sd} \\ \phi_{sq} \\ \phi_{sh} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \phi_{sd} \\ \phi_{sq} \\ \phi_{sh} \end{bmatrix}. \quad (\text{VI.11})$$

Nous réalisons les mêmes opérations pour la transformation des équations du rotor qui

nous donne l'expression (VI.12) :

$$\begin{bmatrix} v_{rd} \\ v_{rq} \\ v_{rh} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{rd} \\ i_{rq} \\ i_{rh} \end{bmatrix} + \dot{\theta}_r \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{rd} \\ \phi_{rq} \\ \phi_{rh} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \phi_{rd} \\ \phi_{rq} \\ \phi_{rh} \end{bmatrix}. \quad (\text{VI.12})$$

Procédons à présent à la transformation des équations de flux du stator et du rotor. Dans celle-ci, nous observons plus concrètement la simplification qu'amène la transformation de Park. Dans les équations des flux, et d'après la représentation graphique illustrée à la Figure VI.2, nous avons $\theta = \theta_s - \theta_r$.

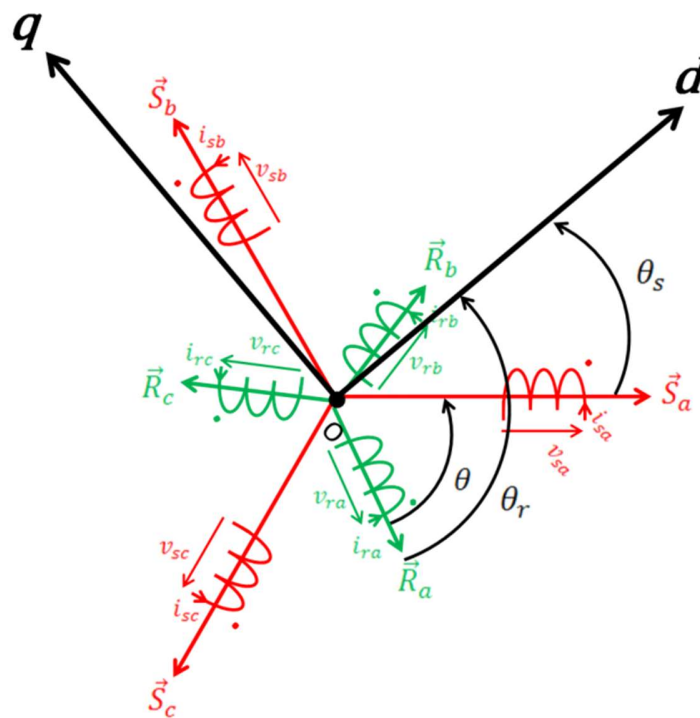


Figure VI.2 – Représentation du référentiel (d, q) et de ses angles par rapport aux phases du stator et du rotor

Commençons la transformation de Park de l'expression des flux du stator (2.2.2) :

$$\begin{aligned}
\begin{bmatrix} \phi_{sa} \\ \phi_{sb} \\ \phi_{sc} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} L_s & M_s & M_s \\ M_s & L_s & M_s \\ M_s & M_s & L_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{sb} \\ i_{sc} \end{bmatrix} \\
&+ M_{sr} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix} \\
[P(\theta_s)][P(\theta_s)]^t &\begin{bmatrix} \phi_{sd} \\ \phi_{sq} \\ \phi_{sh} \end{bmatrix} \\
= [P(\theta_s)] &\begin{bmatrix} L_s & M_s & M_s \\ M_s & L_s & M_s \\ M_s & M_s & L_s \end{bmatrix} [P(\theta_s)]^t \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ i_{sh} \end{bmatrix} \\
+ M_{sr}[P(\theta_s)] &\begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta) \end{bmatrix} [P(\theta_r)]^t \begin{bmatrix} i_{rd} \\ i_{rq} \\ i_{rh} \end{bmatrix},
\end{aligned}$$

Ce qui donne:

$$\begin{aligned}
&\begin{bmatrix} \phi_{sd} \\ \phi_{sq} \\ \phi_{sh} \end{bmatrix} \\
= &\begin{bmatrix} L_s - M_s & 0 & 0 \\ 0 & L_s - M_s & 0 \\ 0 & 0 & L_s + 2M_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ i_{sh} \end{bmatrix} \\
+ M_{sr}[P(\theta_s)] &\begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta) \end{bmatrix} [P(\theta_r)]^t \begin{bmatrix} i_{rd} \\ i_{rq} \\ i_{rh} \end{bmatrix}.
\end{aligned}$$

Avec la matrice des flux mutuels qui dépendent de la grandeur θ , nous obtenons après la transformation :

$$[P(\theta_s)] \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta) \end{bmatrix} [P(\theta_r)]^t$$

$$= \frac{9}{4} \begin{bmatrix} A1 & A2 & A3 \\ B1 & B2 & B3 \\ C1 & C2 & C3 \end{bmatrix},$$

avec :

$$\begin{cases} A1 = \sin(\theta_r) \sin(\theta_s) \cos(\theta) - \sin(\theta_r) \cos(\theta_s) \sin(\theta) + \cos(\theta_s) \cos(\theta) \cos(\theta_r) + \sin(\theta_s) \sin(\theta) \cos(\theta_r) \\ \quad = \sin(\theta_r) (\sin(\theta_s) \cos(\theta) - \cos(\theta_s) \sin(\theta)) + \cos(\theta_r) (\cos(\theta_s) \cos(\theta) + \sin(\theta_s) \sin(\theta)) \\ \quad \quad = \sin(\theta_r) \sin(\theta_s - \theta) + \cos(\theta_r) \cos(\theta_s - \theta) \\ \quad \quad = \cos(\theta_r - \theta_s + \theta) \end{cases}$$

$$\begin{cases} A2 = \cos(\theta_r) \sin(\theta_s) \cos(\theta) - \cos(\theta_r) \cos(\theta_s) \sin(\theta) - \cos(\theta_s) \cos(\theta) \sin(\theta_r) - \sin(\theta_s) \sin(\theta) \sin(\theta_r) \\ \quad = \cos(\theta_r) (\sin(\theta_s) \cos(\theta) - \cos(\theta_s) \sin(\theta)) - \sin(\theta_r) (\cos(\theta_s) \cos(\theta) + \sin(\theta_s) \sin(\theta)) \\ \quad = \cos(\theta_r) \sin(\theta_s - \theta) - \sin(\theta_r) \cos(\theta_s - \theta) = -(\sin(\theta_r) \cos(\theta_s - \theta) + \cos(\theta_r) \sin(\theta_s - \theta)) \\ \quad = -\sin(\theta_r - \theta_s + \theta) \end{cases}$$

$$\begin{cases} B1 = -\cos(\theta_r) \sin(\theta_s) \cos(\theta) + \cos(\theta_r) \cos(\theta_s) \sin(\theta) + \sin(\theta_s) \sin(\theta) \sin(\theta_r) + \cos(\theta_s) \cos(\theta) \sin(\theta_r) \\ \quad = -\cos(\theta_r) (\sin(\theta_s) \cos(\theta) - \cos(\theta_s) \sin(\theta)) + \sin(\theta_r) (\sin(\theta_s) \sin(\theta) + \cos(\theta_s) \cos(\theta)) \\ \quad \quad = -\cos(\theta_r) \sin(\theta_s - \theta) + \sin(\theta_r) \cos(\theta_s - \theta) \\ \quad \quad = \sin(\theta_r - \theta_s + \theta) \end{cases}$$

$$\begin{cases} B2 = \sin(\theta_r) \sin(\theta_s) \cos(\theta) - \sin(\theta_r) \cos(\theta_s) \sin(\theta) + \sin(\theta_s) \sin(\theta) \cos(\theta_r) + \cos(\theta_s) \cos(\theta) \cos(\theta_r) \\ \quad = \sin(\theta_r) (\sin(\theta_s) \cos(\theta) - \cos(\theta_s) \sin(\theta)) + \cos(\theta_r) (\sin(\theta_s) \sin(\theta) + \cos(\theta_s) \cos(\theta)) \\ \quad \quad = \sin(\theta_r) \sin(\theta_s - \theta) + \cos(\theta_r) \cos(\theta_s - \theta) \\ \quad \quad = \cos(\theta_r - \theta_s + \theta) \end{cases}$$

$$\{A3 = B3 = C1 = C2 = C3 = 0$$

De plus, nous avons vu que :

$$\theta = \theta_s - \theta_r$$

soit

$$\theta - \theta_s + \theta_r = 0.$$

Par conséquent, l'expression des flux du stator exprimée dans le repère (d, q) nous est donnée par (VI.13) :

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \phi_{sd} \\ \phi_{sq} \\ \phi_{sh} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} L_s - M_s & 0 & 0 \\ 0 & L_s - M_s & 0 \\ 0 & 0 & L_s + 2M_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ i_{sh} \end{bmatrix} \\ &+ \frac{2}{3} M_{sr} \begin{bmatrix} \cos(\theta_r - \theta_s + \theta) & -\sin(\theta_r - \theta_s + \theta) & 0 \\ \sin(\theta_r - \theta_s + \theta) & \cos(\theta_r - \theta_s + \theta) & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{rd} \\ i_{rq} \\ i_{rh} \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (\text{VI.13})$$

La transformation de Park des équations de flux, nous montre une autre propriété des matrices de Park qui est représentée par la simplification des équations de flux données par (VI.14) et (VI.15) ne dépendant plus de la variable θ .

L'équation de flux pour le stator (VI.2) après la transformation de Park est :

$$\begin{bmatrix} \phi_{sd} \\ \phi_{sq} \\ \phi_{sh} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_s - M_s & 0 & 0 \\ 0 & L_s - M_s & 0 \\ 0 & 0 & L_s + 2M_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ i_{sh} \end{bmatrix} + \frac{3}{2} M_{sr} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{rd} \\ i_{rq} \\ i_{rh} \end{bmatrix} \quad (\text{VI.14})$$

Par le même principe, l'équation de flux pour le rotor est donnée par (VI.15) :

$$\begin{bmatrix} \phi_{rd} \\ \phi_{rq} \\ \phi_{rh} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_r - M_r & 0 & 0 \\ 0 & L_r - M_r & 0 \\ 0 & 0 & L_r + 2M_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{rd} \\ i_{rq} \\ i_{rh} \end{bmatrix} + \frac{3}{2} M_{sr} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ i_{sh} \end{bmatrix} \quad (\text{VI.15})$$

Il ne nous reste plus qu'à procéder à la transformation de Park des équations mécaniques (VI.11) définies à la Section 2.2 et en Annexe VII. Après la transformation de Park de cette équation mécanique (VI.11), ou plus exactement, de l'équation du couple électromagnétique, nous obtenons la relation (VI.16) :

$$C_e = \frac{p \left(\frac{3M_{sr}}{2} \right)}{L_r - M_r} (\phi_{rd} i_{sq} - \phi_{rq} i_{sd}). \quad (\text{VI.16})$$

En résumé, les équations (VI.11), (VI.12), (VI.14), (VI.15) et (VI.16), nous permettent de réaliser les modélisations de la machine asynchrone et seront, surtout employées, lors de l'étude de la commande que nous verrons dans à la Section 2.6 du Chapitre 2 et en Annexe VII. Les équations dans le repère de Park généralisé peuvent encore être légèrement modifiées en fonction des conditions que nous choisirons. La prochaine section s'attarde à la présentation de l'ensemble des possibilités quant au choix du repère.

CHOIX DU REPÈRE POUR L'EXPRESSION DU MODÈLE

Les équations obtenues précédemment peuvent être légèrement différentes. En effet, les critères de choix du référentiel qui suivent peuvent modifier encore les équations.

- Fixer le repère (d, q) au stator

$$\theta_s = 0. \quad (\text{VI.17})$$

Ce repère permet d'observer les grandeurs rotoriques. Il est également utilisé dans l'étude d'observateur. De plus, l'action de fixer le repère (d, q) au stator reviendrait à fixer ce repère qui normalement est tournant et par conséquent de retrouver le référentiel (α, β) issu de la transformation de Clarke [232]. La simulation de ce modèle peut être réalisée sans la connaissance de la position du rotor. Cette information confirme l'utilisation de ce modèle dans l'étude d'observateur. Un capteur de position n'est donc pas nécessaire mais il peut devenir problématique lorsque le moteur est

alimenté à fréquence très élevée. Pour finir, les grandeurs statoriques seront purement alternatives (à la fréquence d'alimentation).

- Fixer le repère (d, q) au rotor

$$\theta_r = 0. \quad (\text{VI.18})$$

Ce repère permet l'étude des grandeurs statoriques. De plus, si le système est constitué d'un capteur de position, ce modèle est à privilégier. Pour finir, les signaux électriques sont quasi-continus et la pulsation est égale à $g\omega$ où g est le glissement et ω dénote la pulsation du rotor.

- Fixer le repère (d, q) au champ tournant

$$\frac{d\theta_s}{dt} = \omega_s \text{ et } \frac{d\theta_r}{dt} = \omega_r. \quad (\text{VI.19})$$

Ce repère solidaire du champ tournant permet une étude de la commande. En effet, le contrôle vectoriel par orientation des flux nécessite l'utilisation de ce repère. Les différents modèles dépendent de la position du repère diphasé (d, q) par rapport aux axes des flux. De plus, les grandeurs continues correspondront aux grandeurs sinusoïdales en régime permanent. Pour finir, ce modèle est très bien adapté pour les techniques d'identification mais la position du champ doit être reconstituée.

Finalement, nous observons comme en mécanique, que le choix du repère permet d'observer des grandeurs qui ne seraient pas observable dans un autre repère (exemple : une balle n'a pas la même vitesse dans le référentiel d'une voiture que dans le référentiel terrestre).

REPÈRE LIÉ AU STATOR

Soit les équations obtenues précédemment, nous appliquons la condition liée au choix du repère (d, q) fixé au stator et exprimée par la condition (VI.17) :

$$\theta_s = \frac{d\omega_s}{dt} = 0.$$

Nous obtenons donc

$$\begin{bmatrix} v_{sd} \\ v_{sq} \\ v_{sh} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ i_{sh} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{pmatrix} \phi_{sd} \\ \phi_{sq} \\ \phi_{sh} \end{pmatrix},$$

$$\begin{bmatrix} v_{rd} \\ v_{rq} \\ v_{rh} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{rd} \\ i_{rq} \\ i_{rh} \end{bmatrix} + \dot{\theta}_r \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{rd} \\ \phi_{rq} \\ \phi_{rh} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{pmatrix} \phi_{rd} \\ \phi_{rq} \\ \phi_{rh} \end{pmatrix}.$$

REPÈRE LIÉ AU ROTOR

Soit les équations obtenues à la Section 2.6.1, nous appliquons la condition liée au choix du repère (d, q) fixé au rotor et exprimée par la condition (VI.18) :

$$\theta_r = \frac{d\omega_r}{dt} = 0.$$

Nous obtenons donc :

$$\begin{bmatrix} v_{sd} \\ v_{sq} \\ v_{sh} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ i_{sh} \end{bmatrix} + \dot{\theta}_s \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{sd} \\ \phi_{sq} \\ \phi_{sh} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{pmatrix} \phi_{sd} \\ \phi_{sq} \\ \phi_{sh} \end{pmatrix},$$

$$\begin{bmatrix} v_{rd} \\ v_{rq} \\ v_{rh} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{rd} \\ i_{rq} \\ i_{rh} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{pmatrix} \phi_{rd} \\ \phi_{rq} \\ \phi_{rh} \end{pmatrix}.$$

REPÈRE LIÉ AU CHAMP TOURNANT

Pour le repère lié au champ tournant, les équations (VI.11) et (VI.12) ne sont pas modifiées. Nous choisirons donc ce modèle afin de déterminer les correcteurs de la loi de commande à la Section 2.6.3 et en Annexe VII.

ANNEXE VII

VII.1 COMMANDE SCALAIRE DE LA MACHINE ASYNCHRONE

La commande scalaire est la plus ancienne des méthodes de contrôle de la machine asynchrone. Elle a été développée pour répondre aux besoins des applications ne demandant pas des performances dynamiques élevées telles que la ventilation, compression, climatisation ou le pompage. De plus, il existe, selon la topologie de l'actionneur (onduleur de tension ou de courant) et de la méthode de contrôle de son flux magnétique (contrôle direct et indirect), plusieurs stratégies de commande scalaire. En effet, nous avons la commande scalaire avec contrôle direct du flux en alimentation en courant ou en tension, la commande scalaire indirecte du flux en alimentation en courant ou en tension et d'autres encore [196]. Cependant, il nous est impossible de développer tous les montages de convertisseurs de fréquence, et toutes les stratégies de réglage et de commande scalaire dans cette thèse. Ainsi, nous avons choisi de développer dans ce travail de recherche la commande scalaire la plus déployée et populaire dans l'industrie reposant sur la commande dite V/f (Tension ou Volt/fréquence) et le contrôle indirect du flux avec une alimentation en tension (onduleur de tension).

LA COMMANDE SCALAIRE V/f

La commande scalaire dite V/f équipe le plus grand nombre de variateurs industriels. Très économique et simple à mettre en place, elle offre des grandes performances en pratique pour des applications dont le comportement dynamique du moteur (réponse du système face aux variations de vitesses et de couples) n'est pas

d'une importance primordiale. Les pauvres performances dynamiques de la commande scalaire (comparée à la commande vectorielle) sont liées au fait que celle-ci a été conçue à l'aide des caractéristiques et des équations modélisant le moteur asynchrone en régime permanent sinusoïdal [233]. Cette brève description représente le résultat de la commande scalaire V/f avec un mode de contrôle indirect qui impose l'amplitude de la tension (ou du courant) en fonction des fréquences. La Figure VII.1 montre le schéma de principe du contrôle indirect.

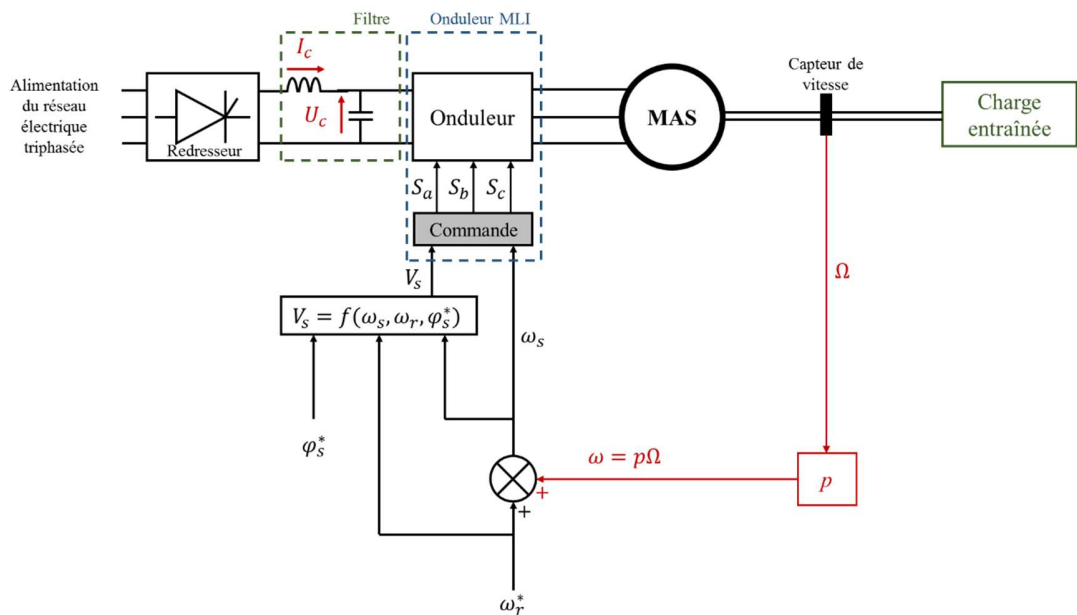


Figure VII.1 – Schéma de principe de la commande scalaire V/f en boucle ouverte avec un contrôle indirect du flux et alimentée en tension (onduleur de tension)

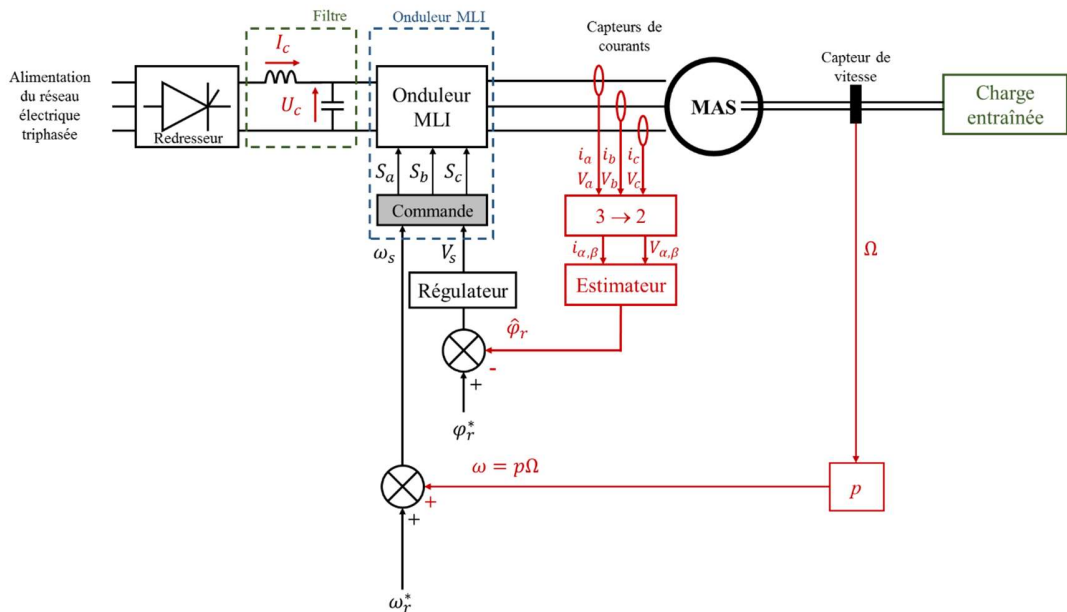


Figure VII.2 – Schéma de principe de la commande scalaire V/f en boucle ouverte avec un contrôle direct du flux et alimentée en tension (onduleur de tension)

Cependant, afin de surmonter ce principal inconvénient, il a été développé une autre méthode qui permet d'améliorer le comportement de la machine asynchrone en régime transitoire. Cette méthode est le mode de contrôle direct qui régule le flux [196]. Sa mise en œuvre est un peu plus compliquée, car elle nécessite la mesure ou l'estimation du flux. La Figure VII.2 illustre le principe de la stratégie de contrôle direct.

Dans la suite de cette section, nous allons expliquer la méthode de contrôle indirect illustrée à la Figure VII.1. De plus, des simulations illustreront le comportement de la machine asynchrone selon le mode de contrôle indirect.

CONTRÔLE INDIRECT

Le contrôle indirect du flux avec une alimentation en tension est défini par une loi de commande déduite des équations de la machine asynchrone exprimées en régime permanent sinusoïdal [233]. Cette loi de commande est donnée par l'équation (VII.1) et exprime le module de la tension V_s en fonction des variables que sont les pulsations statoriques ω_s et rotoriques ω_r , ainsi que de la consigne du flux statorique (module du vecteur du flux au stator) φ_s^* .

$$V_s = \frac{R_s \varphi_s^*}{L_s} \sqrt{\frac{\left(\frac{L_s \omega_s}{R_s} + \frac{L_r \omega_r}{R_r}\right)^2 + \left(1 - \frac{\sigma L_s L_r \omega_s \omega_r}{R_s R_r}\right)^2}{1 + \left(\frac{\sigma L_r \omega_r}{R_r}\right)^2}}. \quad (\text{VII.1})$$

Cette relation permet, comme l'illustre la Figure 2.70, le contrôle de la pulsation rotorique ω_r de la machine asynchrone qui est réalisé grâce à son alimentation à fréquence variable se faisant à l'aide d'un onduleur MLI. Les consignes de tension V_s (déterminée par l'équation (VII.1)) et de pulsation statorique ω_s (déterminée par la fonction d'autopilotage $\omega_s = \omega + \omega_r$) envoyées à l'onduleur MLI sont ajustables de manière à maintenir le rapport V_s/f_s (V/f) constant. En d'autres termes, l'objectif de cette commande est de maintenir le flux statorique φ_s constant.

Néanmoins, la littérature et les automaticiens n'utilisent pas exactement cette loi de commande. En effet, cette relation est simplifiée grâce à plusieurs hypothèses. En réalité, si les pertes statoriques sont négligées, il est possible de maintenir le flux statorique constant grâce à une proportionnalité entre la tension V_s et la pulsation ω_s .

Néanmoins, aux basses fréquences, les chutes de tension statoriques ne sont plus négligeables. Il faut donc compenser ces chutes de tension [234].

Ainsi, si les chutes de tension liées à R_s sont négligeables, nous obtenons une expression simplifiée de (VII.1) :

$$V_{s0} = \varphi_s^* \omega_s. \quad (\text{VII.2})$$

Mais aux basses fréquences statoriques, la résistance R_s ne peut plus être négligée, car cela entraînerait de fortes variations du flux. Par conséquent, il faut compenser ces chutes de tension à l'aide de l'expression (VII.3) :

$$\Delta V_s = \frac{\varphi_s^* R_s L_r}{R_r L_s} \omega_r. \quad (\text{VII.3})$$

Finalement, la relation (VII.1) peut être approchée grâce à l'équation (VII.4) :

$$V_s = V_{s0} + \Delta V_s = \varphi_s^* \omega_s + \frac{\varphi_s^* R_s L_r}{R_r L_s} \omega_r = \varphi_s^* \left(\omega_s + \frac{R_s L_r}{R_r L_s} \omega_r \right). \quad (\text{VII.4})$$

Cette loi de commande fonctionne tant que la machine asynchrone n'a pas atteint sa vitesse nominale Ω_n . Au delà de la vitesse nominale Ω_n , la tension V_s ne peut plus évoluer et est maintenue à sa valeur maximale $V_{s_{max}}$ qui représente la tension nominale V_n donnée par les spécifications du moteur. La Figure VII.3 illustre la caractéristique de la tension statorique en fonction de la pulsation statorique pour le mode d'autopilotage de la machine asynchrone.

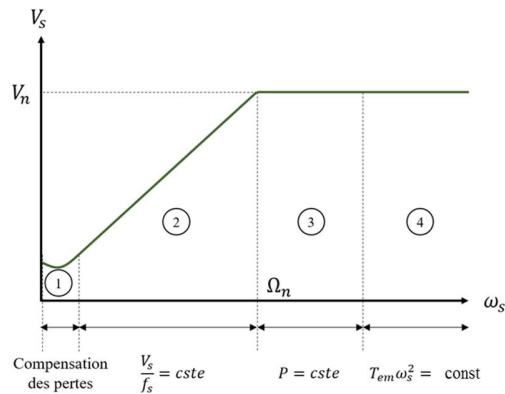


Figure VII.3 – Caractéristique de la tension statorique V_s en fonction de la pulsation statorique ω_s pour $\omega_r = 0$

Après que la machine ait atteint sa vitesse nominale, le fait de maintenir la tension statorique constante entraînera la décroissance du flux statorique, et par conséquent, une diminution du couple électromagnétique. Ce régime correspond au défluxage du moteur très utilisé dans la commande vectorielle [235].

La commande scalaire V/f en boucle ouverte avec un contrôle indirect du flux en alimentation en tension expliquée, nous pouvons terminer par l'ajout de la régulation de la vitesse de rotation du rotor. Avec cette boucle externe, la commande scalaire V/f est maintenant qualifiée de boucle fermée. La Figure VII.4 illustre cette commande avec le contrôle de la vitesse.

Le régulateur que nous avons choisi est le correcteur proportionnel-intégral (PI). Avec le correcteur proportionnel-intégral-dérivé (PID), ils sont ceux qui composent le plus souvent les variateurs de vitesse.

L'expression qui définit le comportement du régulateur PI est donnée par (VII.5) :

$$C_{PI}(s) = K_p + \frac{K_i}{s}, \quad (\text{VII.5})$$

où K_p est le gain (coefficient de l'action proportionnelle) du correcteur, K_i représente le gain de l'action intégrale et s est la variable fréquentielle telle que $s = j\omega$.

Cependant, nous retrouvons dans la littérature une autre forme de l'équation du correcteur PI exprimée par (VII.6) :

$$C_{PI}(s) = K_p \left(\frac{1 + s\tau_i}{s\tau_i} \right), \quad (\text{VII.6})$$

avec:

$$\tau_i = \frac{K_p}{K_i}, \quad (\text{VII.7})$$

où τ_i est la constante de temps du correcteur PI.

Ainsi, le traitement de la commande de la machine asynchrone est réalisé à l'aide de la synthèse des correcteurs que nous avons défini ci-dessus. La synthèse des correcteurs s'effectue dans le domaine de Laplace. Néanmoins, cette partie va bien au-delà du sujet de la thèse.

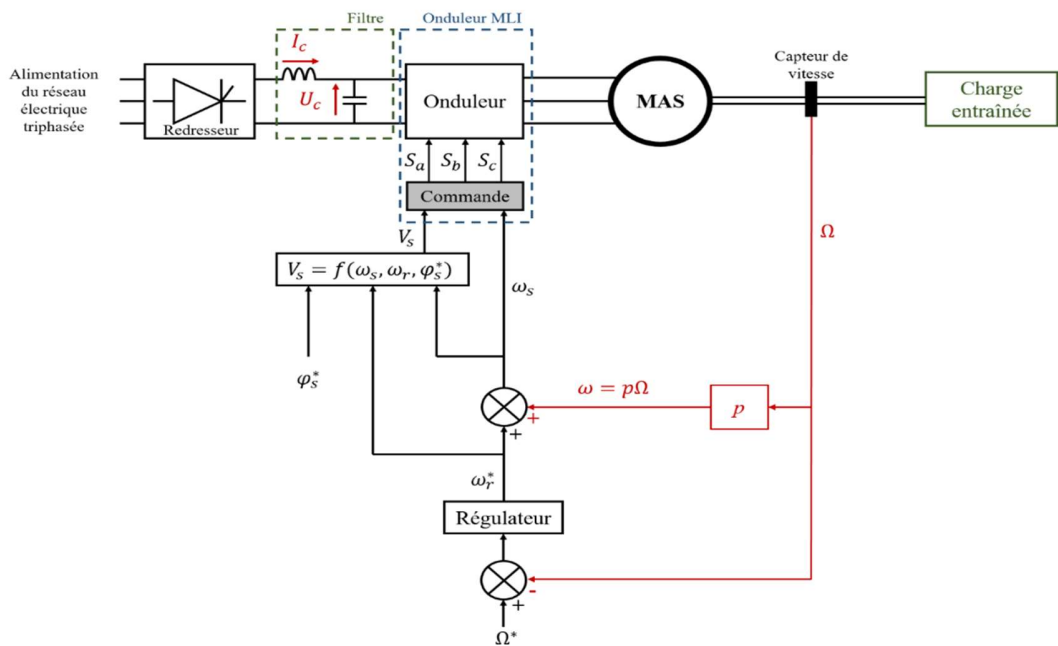


Figure VII.4 – Schéma de principe de la commande scalaire V/f en boucle fermée avec un asservissement de la vitesse de rotation du rotor, un contrôle indirect du flux et alimenté en tension (onduleur de tension)

Pour pouvoir simuler le comportement de la machine asynchrone avec sa commande V/f et son asservissement de vitesse, il nous faut déterminer les coefficients K_p et τ_i du correcteur PI, c'est-à-dire faire la synthèse du correcteur PI. Il existe plusieurs méthodes qui permettent de faire la synthèse des correcteurs. Les deux plus employées pour un régulateur PI sont la compensation du pôle dominant et le placement de pôle. Néanmoins, nous avons déterminé les deux coefficients par dichotomie.

Nous pouvons maintenant procéder à la simulation de la machine asynchrone commandée par cette commande scalaire. Les paramètres de simulation sont donnés en Annexes I et ci-dessous les résultats aux Figure VII.5 et Figure VII.6 de la simulation.

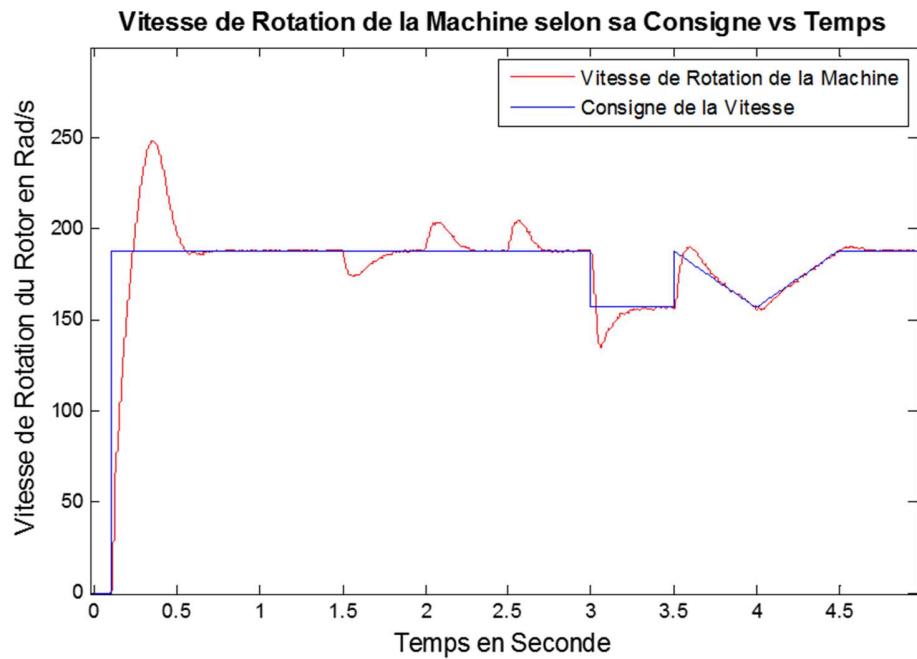


Figure VII.5 – Asservissement de la vitesse de rotation de la machine asynchrone commandée avec un contrôle scalaire V/f pour une vitesse et un couple variables

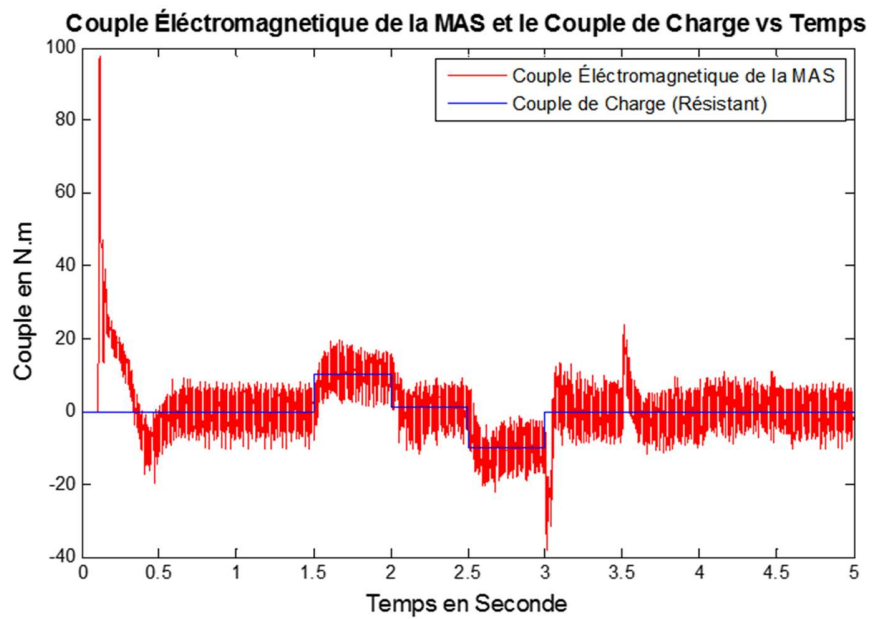


Figure VII.6 – Comportement du couple électromagnétique en fonction du couple résistant pour un asservissement de la vitesse de rotation de la machine asynchrone commandée avec un contrôle scalaire V/f pour une vitesse et un couple variables

VII.2 LA COMMANDE VECTORIELLE DE LA MACHINE ASYNCHRONE

La commande vectorielle de la machine asynchrone, également appelée la commande à orientation de flux, est une méthode qui permet de commander la machine asynchrone aussi facilement que la machine à courant continu. Le principe consiste à réaliser un découplage entre les grandeurs qui commandent le flux et le couple en orientant le repère diphasé tournant dq . Cette méthode est implémentée dans les variateurs de vitesse afin de fournir le couple, la vitesse ou la position désirés dans diverses applications telles que l'enroulement/déroulement des bandes ou la production d'énergie. Introduite pour la première fois en 1972 par Blaschke [189], elle présente l'avantage d'avoir une réponse dynamique plus performante que la commande scalaire.

Le nombre de possibilités dans la réalisation de la commande vectorielle est très important. En effet, il est possible d'avoir une commande vectorielle à orientation du flux du stator, du rotor ou du flux d'entrefer [236]. Ensuite, il existe la commande vectorielle directe et indirecte [236]. Ces stratégies de commandes peuvent aussi différer du fait que la machine est alimentée en courant ou en tension. Puis, dans toutes les commandes que nous retrouvons, il y a une régulation des différentes grandeurs. Celles-ci peuvent être basées sur une régulation des courants, ou du flux et du couple en cascade avec un asservissement de la vitesse et de position dans certains cas. Ainsi, comme énoncé, le nombre de stratégies de commande vectorielle est grand, et par conséquent, nous nous concentrons dans cette thèse sur la commande vectorielle à flux rotorique orienté indirect en réalisant une régulation des courants et de la vitesse. En effet, cette dernière donne de meilleures performances dynamiques [237].

LA COMMANDE VECTORIELLE À FLUX ROTORIQUE ORIENTÉ

Reprenons les équations de la machine asynchrone obtenues avec la transformation de Concordia suivie de celle de Park et exprimées dans le référentiel diphasé dq lié au champ tournant (la démonstration est donnée en Annexe VI) :

$$V_{s_d} = R_s I_{s_d} + \frac{d\varphi_{s_d}}{dt} - \omega_s \varphi_{s_q}, \quad (\text{VII.8})$$

$$V_{s_q} = R_s I_{s_q} + \frac{d\varphi_{s_q}}{dt} + \omega_s \varphi_{s_d}, \quad (\text{VII.9})$$

$$0 = R_r I_{r_d} + \frac{d\varphi_{r_d}}{dt} - \omega_r \varphi_{r_q}, \quad (\text{VII.10})$$

$$0 = R_r I_{r_q} + \frac{d\varphi_{r_q}}{dt} + \omega_r \varphi_{r_d}, \quad (\text{VII.11})$$

$$\varphi_{s_d} = L_s i_{s_d} + L_m i_{r_d}, \quad (\text{VII.12})$$

$$\varphi_{s_q} = L_s i_{s_q} + L_m i_{r_q}, \quad (\text{VII.13})$$

$$\varphi_{r_d} = L_r i_{r_d} + L_m i_{s_d}, \quad (\text{VII.14})$$

$$\varphi_{r_q} = L_r i_{r_q} + L_m i_{s_q}, \quad (\text{VII.15})$$

$$T_{em} = p \frac{L_m}{L_r} (\varphi_{r_d} i_{s_q} - \varphi_{r_q} i_{s_d}). \quad (\text{VII.16})$$

La commande est réalisée en orientant le système d'axe dq de manière à ce que l'axe d soit en phase avec le flux. Les conditions afin de réaliser cette orientation sont données par (VII.17) :

$$\begin{cases} \varphi_d = \varphi \\ \varphi_q = 0 \end{cases} \quad (\text{VII.17})$$

Cependant, l'expression (VII.17) est incomplète. En effet, dans la commande vectorielle à orientation du flux, il est possible d'orienter le flux selon celui du stator, du rotor ou de l'entrefer. Dans ce travail de recherche, nous avons opté pour une commande vectorielle à orientation du flux rotorique, car elle donne de meilleures performances dynamiques que les deux autres [237]. De plus, l'influence des réactances de fuite rotorique et statorique est éliminée. Ainsi, en complétant les conditions données par (VII.17) pour la commande vectorielle choisie, celles-ci deviennent :

$$\begin{cases} \varphi_{r_d} = \varphi_r \\ \varphi_{r_q} = 0 \end{cases} \quad (\text{VII.18})$$

En appliquant cette orientation du flux rotorique, les équations (VII.8)-(VII.11) modélisant la machine asynchrone dans le repère tournant d'axe dq et lié au champ tournant deviennent :

$$V_{s_d} = R_s i_{s_d} + \frac{d\varphi_{s_d}}{dt} - \omega_s \varphi_{s_q}, \quad (\text{VII.19})$$

$$V_{s_q} = R_s i_{s_q} + \frac{d\varphi_{s_q}}{dt} + \omega_s \varphi_{s_d}, \quad (\text{VII.20})$$

$$0 = R_r i_{r_d} + \frac{d\varphi_r}{dt}, \quad (\text{VII.21})$$

$$0 = R_r i_{r_q} + \omega_r \varphi_r. \quad (\text{VII.22})$$

Cependant, la forme des équations (VII.19)-(VII.22) ne nous satisfait pas entièrement. En effet, en vue de réaliser la commande vectorielle, il est plus intéressant d'exprimer les tensions en fonction des courants et du flux rotorique. Par conséquent, en utilisant les relations des flux en fonction des courants (VII.12)-(VII.15), les équations de tensions au stator que nous utiliserons sont :

$$V_{s_d} = R_s i_{s_d} + \sigma L_s \frac{di_{s_d}}{dt} + \frac{L_m}{L_r} \frac{d\varphi_r}{dt} - \omega_s \sigma L_s i_{s_q}, \quad (\text{VII.23})$$

$$V_{s_q} = R_s i_{s_q} + \sigma L_s \frac{di_{s_q}}{dt} + \omega_s \frac{L_m}{L_r} \varphi_r + \omega_s \sigma L_s i_{s_d}, \quad (\text{VII.24})$$

avec:

$$\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r}. \quad (\text{VII.25})$$

où σ représente le coefficient de dispersion.

Les autres expressions des grandeurs dont nous avons besoin afin de réaliser la commande vectorielle à orientation du flux rotorique sont :

$$\tau_r \frac{d\varphi_r}{dt} + \varphi_r = L_m i_{s_d}, \quad (\text{VII.26})$$

$$\omega_r = \frac{L_m}{\tau_r \varphi_r} i_{s_q}, \quad (\text{VII.27})$$

$$T_{em} = p \frac{L_m}{L_r} \varphi_r i_{s_q}, \quad (\text{VII.28})$$

avec:

$$\tau_r = \frac{L_r}{R_r}. \quad (\text{VII.29})$$

où τ_r est la constante de temps rotorique.

Néanmoins, dans la synthèse des correcteurs, ce sont les équations exprimées dans le domaine fréquentiel que nous exploitons et non celles du domaine temporel. Ainsi, les relations (VII.23)-(VII.24) et (VII.26) deviennent après l'application de la transformée de Laplace :

$$V_{s_d} = (R_s + s\sigma L_s)i_{s_d} + s\frac{L_m}{L_r}\varphi_r - \omega_s\sigma L_s i_{s_q}, \quad (\text{VII.30})$$

$$V_{s_q} = (R_s + s\sigma L_s)i_{s_q} + \omega_s\frac{L_m}{L_r}\varphi_r + \omega_s\sigma L_s i_{s_d}, \quad (\text{VII.31})$$

$$\varphi_r = \frac{L_m}{1 + s\tau_r} i_{s_d}, \quad (\text{VII.32})$$

En ce qui concerne les expressions (VII.27) et (VII.28), elles restent inchangées.

À présent, nous sommes en possession de toutes les équations pour la description de la commande vectorielle indirecte à orientation du flux rotorique avec un asservissement des courants et de la vitesse. Son schéma de principe est donné à la Figure VII.7.

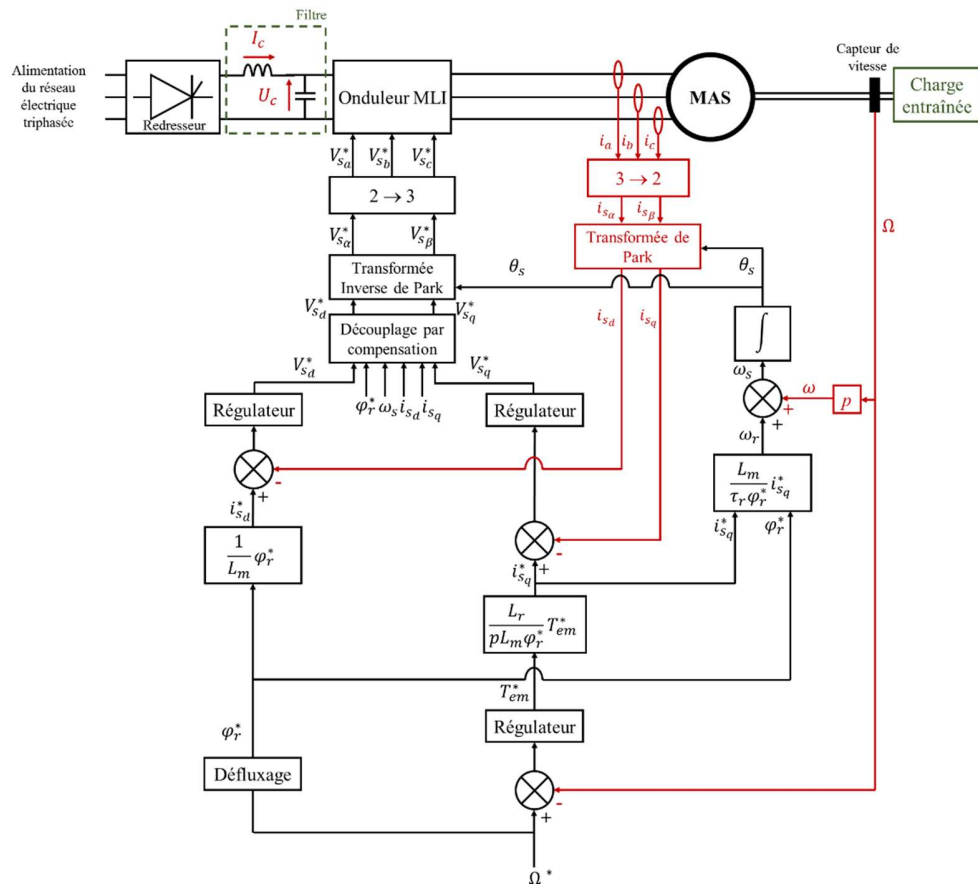


Figure VII.7 – Asservissement de la vitesse et des courants de la machine asynchrone avec une commande vectorielle indirecte à flux rotorique orienté pour des applications a vitesse et couple variables

Afin de réaliser la simulation de cette commande, nous devons choisir les correcteurs et déterminer les coefficients de chacun d'eux. Pour cela, nous utiliserons les correcteurs PI (équation (VII.6)). Les correcteurs qui servent à l'asservissement des courants, nous estimerons ces paramètres par compensation des pôles. En ce qui concerne le correcteur de vitesse, les coefficients seront calculés à partir de la méthode du placement des pôles.

La synthèse des correcteurs de courants (i_{sd} et i_{sq}) s'effectue en utilisant les équations de tensions (VII.30) et (VII.31), et en supposant que le module du flux au rotor varie très lentement, celles-ci deviennent :

$$V_{sd} = (R_s + s\sigma L_s)i_{sd} - \omega_s \sigma L_s i_{sq}, \quad (\text{VII.33})$$

$$V_{sq} = (R_s + s\sigma L_s)i_{sq} + \omega_s \frac{L_m}{L_r} \varphi_r + \omega_s \sigma L_s i_{sd}. \quad (\text{VII.34})$$

La partie électrique de la machine asynchrone peut alors être représentée par ces deux relations. La Figure VII.8 illustre la modélisation de la machine (seulement la partie électrique) par schémas blocs.

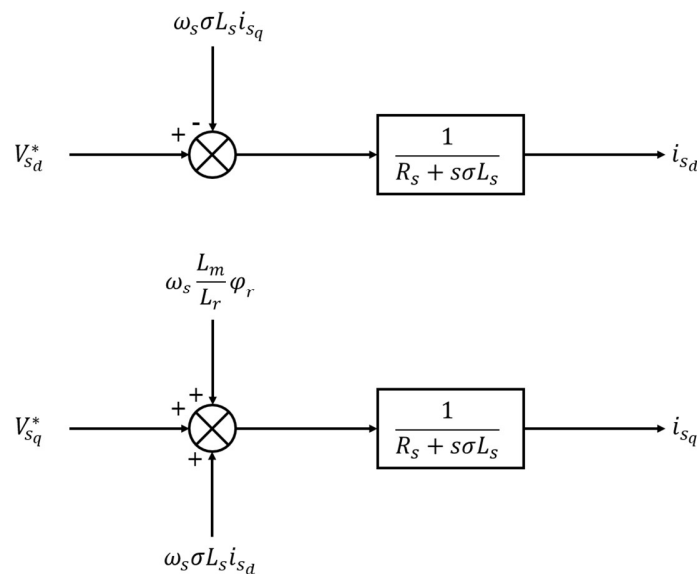


Figure VII.8 – Schémas blocs des équations de courants statoriques de la machine asynchrone dans le plan diphasé (d, q)

Nous observons qu'il existe des termes de couplage entre les courants des axes d et q . Ces termes de couplage sont $\omega_s \sigma L_s i_{sq}$, $\omega_s \frac{L_m}{L_r} \varphi_r$ et $\omega_s \sigma L_s i_{sd}$. Dans cette forme, il est difficile de réaliser la synthèse des correcteurs de courants. La solution la plus

exploitée dans cette situation est l'application de la méthode de découplage par compensation (statique), c'est-à-dire que nous allons compenser les termes de couplage par l'injection des mêmes termes, mais de signe opposé. Il existe également une méthode de découplage dite dynamique [238]. Les Figures VII.9 et VII.10 montrent respectivement le découplage par compensation et le système équivalent considéré pour la réalisation de la synthèse des correcteurs de courants.

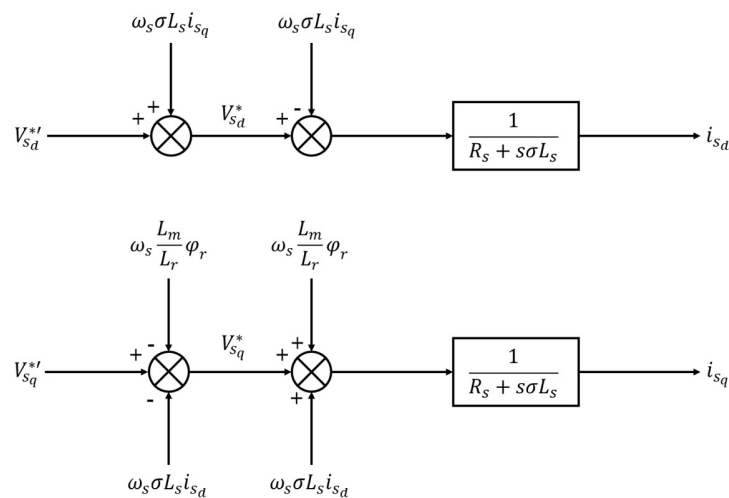


Figure VII.9 – Schémas bloc des équations de courants statoriques et le découplage par compensation

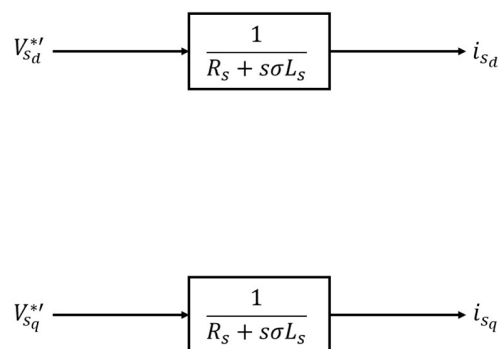


Figure VII.10 – Schémas bloc équivalent du découplage des équations de courants statoriques

À présent, en introduisant les blocs des correcteurs et en complétant par une boucle de retour les schémas blocs des courants i_{sd} et i_{sq} , nous obtenons les deux nouveaux schémas blocs à la Figure VII.11 qui seront exploités dans la synthèse des régulateurs de courants.

Nous observons que les deux boucles de courants sont identiques. Ainsi, il sera uniquement nécessaire de réaliser la synthèse du correcteur d'une des boucles (boucle de i_{sd} choisie) et d'utiliser les mêmes coefficients du régulateur qui ont été estimés pour l'autre boucle (pour i_{sq}).

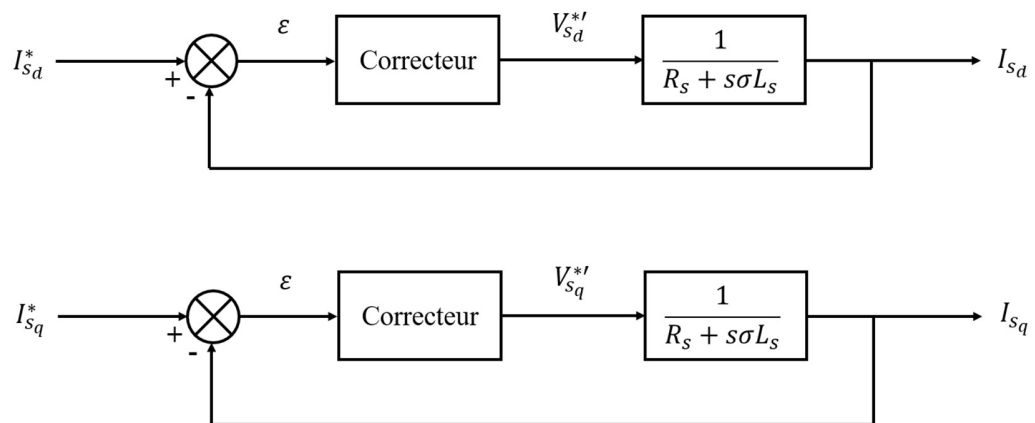


Figure VII.11 – Boucle de régulation des courants diphasés de la machine asynchrone

SYNTHÈSE DES CORRECTEURS DE COURANTS

Afin de réaliser la synthèse des correcteurs de courants, il faut tout d'abord choisir le type de régulateur. Les correcteurs les plus exploités dans l'industrie sont les correcteurs PI, IP et PID. Chacun d'eux possède des avantages et des inconvénients. Néanmoins, nous choisirons le régulateur proportionnel-intégral (PI), car les méthodes de synthèse reposent sur des cheminements mathématiques qui nous permettent de

mettre en place un asservissement systématique des grandeurs pour toute les machines asynchrones (différents paramètres de la machine).

La boucle du courant i_{sd} devient un système du deuxième ordre illustré par la Figure VII.12.

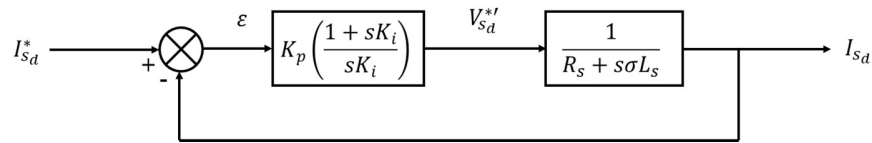


Figure VII.12 – Boucle d'asservissement du courant I_{sd} représentée par une fonction de transfert du deuxième ordre

Avant de décrire les méthodes de synthèse, il faut noter que le schéma bloc ci-dessus ne prend pas en compte les retards liés aux conversions analogique/numérique (capteurs), à l'onduleur MLI et au temps des calculs numériques (ex : Transformation de Park). Néanmoins, celui-ci est satisfaisant afin d'asservir correctement les courants de la machine asynchrone. La fonction de transfert en boucle ouverte (FTBO) du système corrigé avec un retour unitaire (Figure VII.12) est donnée par (VII.35) :

$$H_{BO}(s) = K_p \left(\frac{1 + s\tau_i}{s\tau_i} \right) \left(\frac{1}{R_s + s\sigma L_s} \right). \quad (\text{VII.35})$$

Ainsi, la FTBO du système qui est un deuxième ordre deviendra un premier ordre grâce à la méthode de compensation du pôle le plus lent. Par identification, le pôle dominant qui permet de déterminer systématiquement le coefficient τ_i du correcteur PI est :

$$\text{Pôle dominant} = -\frac{R_s}{\sigma L_s}. \quad (\text{VII.36})$$

Par conséquent, le coefficient τ_i du correcteur PI vaut :

$$\tau_i = \frac{\sigma L_s}{R_s}. \quad (\text{VII.37})$$

En simplifiant la FTBO avec la nouvelle expression du coefficient τ_i , nous obtenons :

$$H_{BO}(s) = \frac{K_p}{s\sigma L_s}. \quad (\text{VII.38})$$

Maintenant, pour déterminer le second coefficient, il faut déterminer la fonction de transfert en boucle fermée du système corrigé. Celle-ci est donnée par l'expression (VII.39):

$$H_{BF}(s) = \frac{H_{BO}(s)}{1 + H_{BO}(s)} = \frac{1}{1 + s \frac{\sigma L_s}{K_p}} = \frac{1}{1 + s\tau}. \quad (\text{VII.39})$$

En fixant, selon le cahier des charges, le temps de réponse à un échelon T du système en boucle fermée, nous pouvons calculer la valeur du coefficient K_p du correcteur PI. Pour rappel, pour un système du premier ordre, la constante de temps τ définit le temps de réponse $T = 3\tau$ qui est le temps nécessaire pour que le système atteigne à 5% près sa valeur finale en réponse à une entrée en échelon (communément appelé le temps de réponse à 5%).

Ainsi, par identification et en isolant K_p , nous obtenons :

$$K_p = \frac{3\sigma L_s}{T}. \quad (\text{VII.40})$$

Finalement, les coefficients des correcteurs PI, en utilisant la méthode de compensation du pôle dominant, à appliquer pour les deux boucles de régulation des courants du stator (i_{sd} et i_{sq}) sont :

$$\tau_{is_d} = \frac{\sigma L_s}{R_s}, \quad (\text{VII.41})$$

$$\tau_{is_q} = \frac{\sigma L_s}{R_s}, \quad (\text{VII.42})$$

$$K_{ps_d} = \frac{3\sigma L_s}{T}, \quad (\text{VII.43})$$

$$K_{ps_q} = \frac{3\sigma L_s}{T}. \quad (\text{VII.44})$$

SYNTHÈSE DU CORRECTEUR DE VITESSE

Les régulateurs des courants déterminés, nous pouvons maintenant procéder à la synthèse du correcteur de vitesse de la machine. Nous savons que la vitesse est calculée à partir de l'équation mécanique (VII.12) faisant intervenir le couple électromagnétique qui est calculé grâce à (VII.28). Ainsi, le schéma bloc utile à la régulation de la vitesse de rotation est illustré à la Figure VII.13.

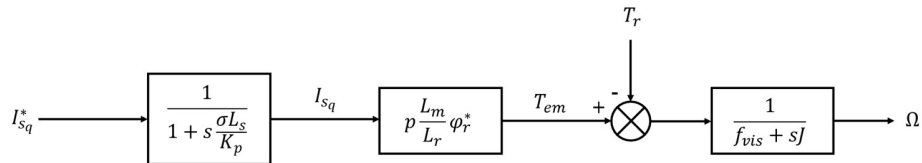


Figure VII.13 – Boucle ouverte de la vitesse en fonction du courant de consigne I_{sq}

Nous choisirons un correcteur PI et nous négligerons les retards purs comme précédemment. De plus, le retour sera considéré comme un retour unitaire, le couple

résistant T_r comme inexistant et le flux φ_r^* comme un paramètre de valeur constante.

Le schéma bloc 2.82 devient alors celui montré à la Figure VII.14.

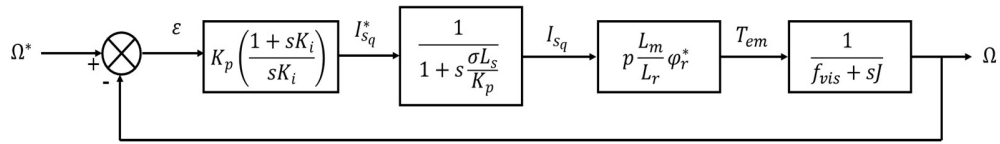


Figure VII.14 – Asservissement de la vitesse de rotation de la machine asynchrone avec un correcteur PI

Nous pouvons directement observer que la FTBO du système à la Figure VII.14 est un système du troisième ordre. Nous choisirons alors la méthode de compensation du pôle dominant. Les pôles du système sont :

$$\begin{cases} P_1 = -\frac{K_p}{\sigma L_s} \\ P_2 = -\frac{f_{vis}}{J} \end{cases} \quad (\text{VII.45})$$

Le pôle dominant de ce système est en général celui lié à la constante de temps mécanique beaucoup plus lente que la constante de temps électrique. Par conséquent, le coefficient τ_{i_Ω} du correcteur PI vaut :

$$\tau_{i_\Omega} = \frac{J}{f_{vis}}. \quad (\text{VII.46})$$

Ensuite, il ne nous reste plus qu'à déterminer le coefficient K_{p_Ω} avec la nouvelle fonction de transfert du deuxième ordre et de fixer le coefficient ζ de celle-ci. L'autre moyen est de déterminer le gain du correcteur PI par dichotomie.

Nous pouvons maintenant procéder à la simulation de la machine asynchrone commandée par cette commande vectorielle. Les paramètres de simulation sont donnés en Annexes I et ci-dessous les résultats aux Figures VII.15 et VII.16 de la simulation.

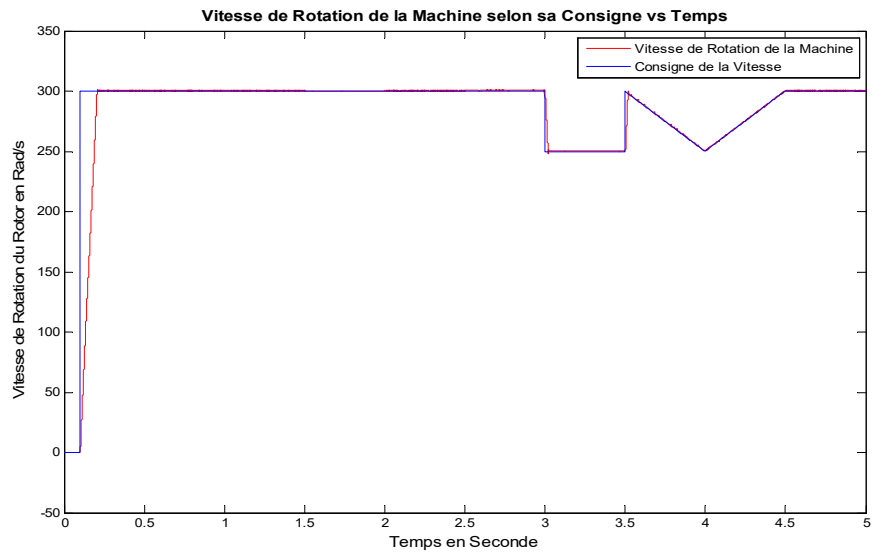


Figure VII.15 – Asservissement de la vitesse de rotation de la machine asynchrone commandée avec un contrôle vectoriel à flux rotorique orienté pour une vitesse et un couple variables

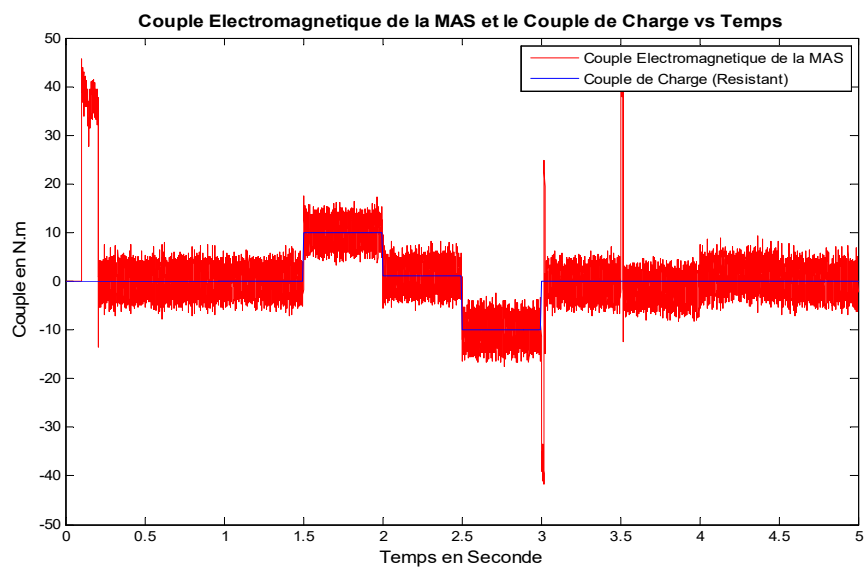


Figure VII.16 – Comportement du couple électromagnétique en fonction du couple résistant pour un asservissement de la vitesse de rotation de la machine asynchrone commandée avec un contrôle vectoriel à flux rotorique orienté pour une vitesse et un couple variables

ANNEXE VIII

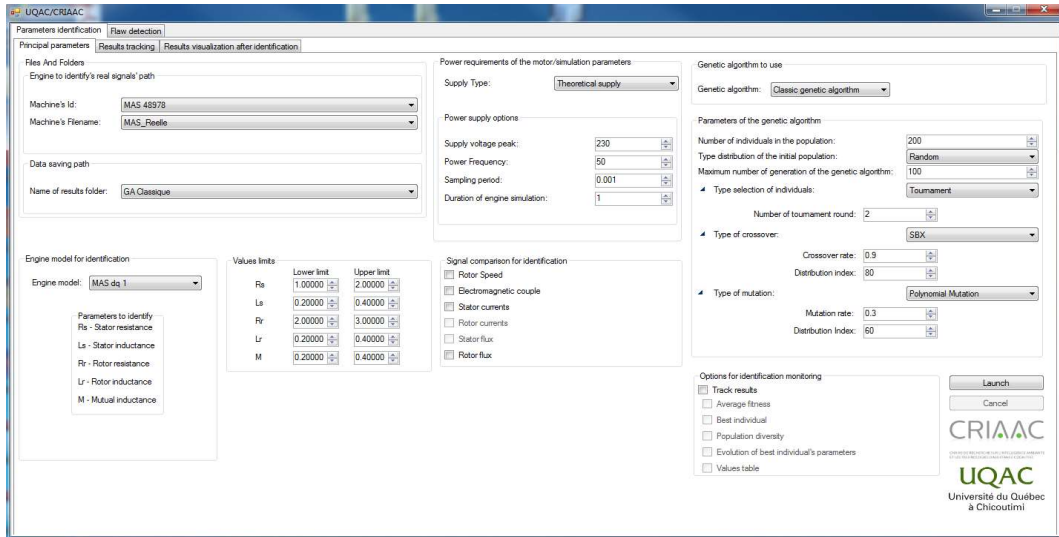


Figure VIII.1 – Interface pour le paramétrage dans le processus d'identification

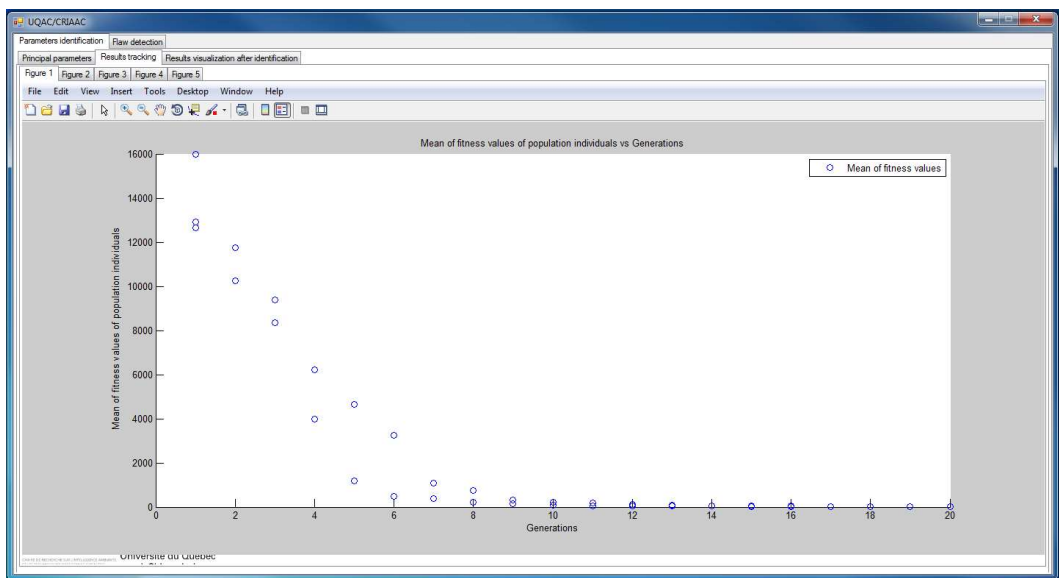


Figure VIII.2 – Résultats illustrant la valeur moyenne de la fonction de coût vs les générations lors du processus d'identification des paramètres de la machine asynchrone

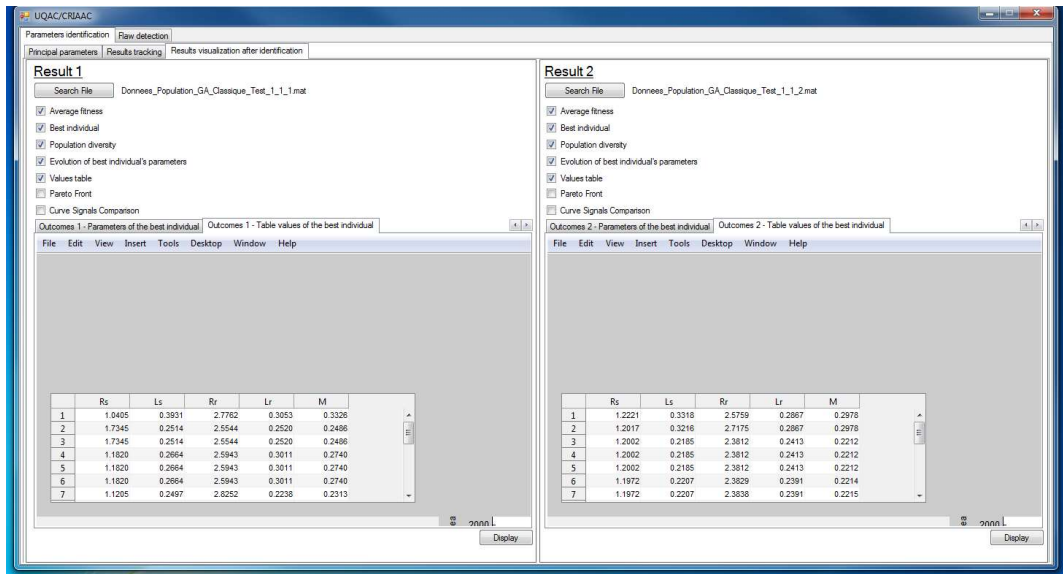


Figure VIII.3 – Comparaison des résultats illustrant la valeur des paramètres identifiés de la machine asynchrone vs les générations lors de deux processus d'identification des paramètres de la machine asynchrone

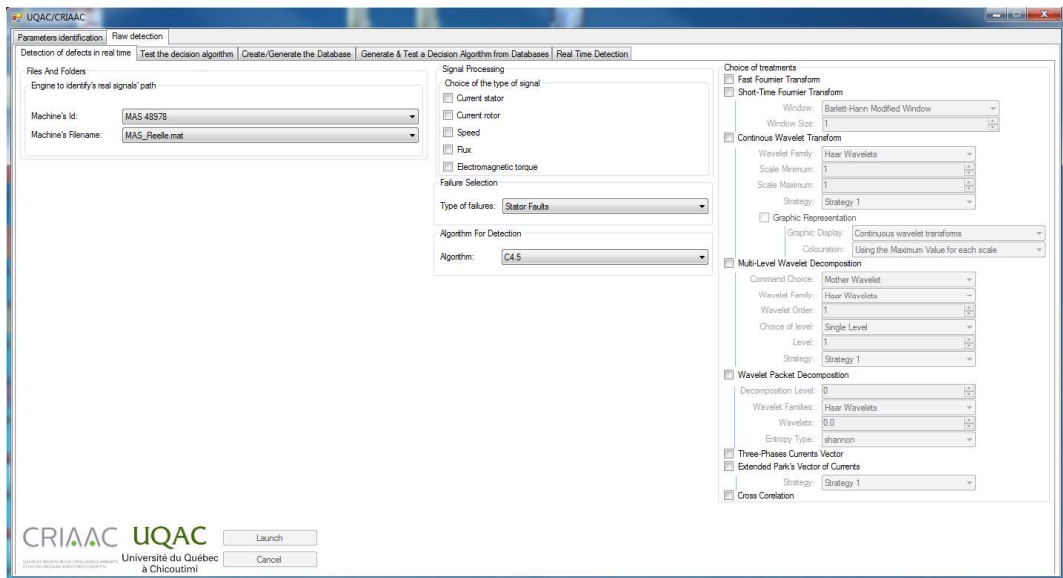


Figure VIII.4 – Interface pour le paramétrage dans la création et l'entraînement des algorithmes de classifications pour la reconnaissance des défauts de la machine asynchrone

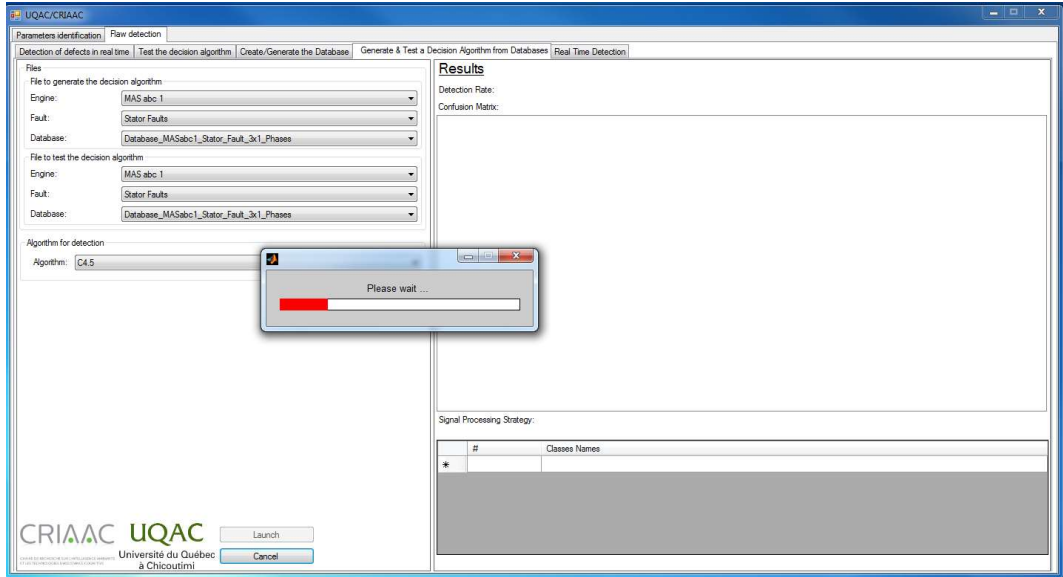


Figure VIII.5 – Phase de test des algorithmes de classification pour l’observation des performances de ceux-ci

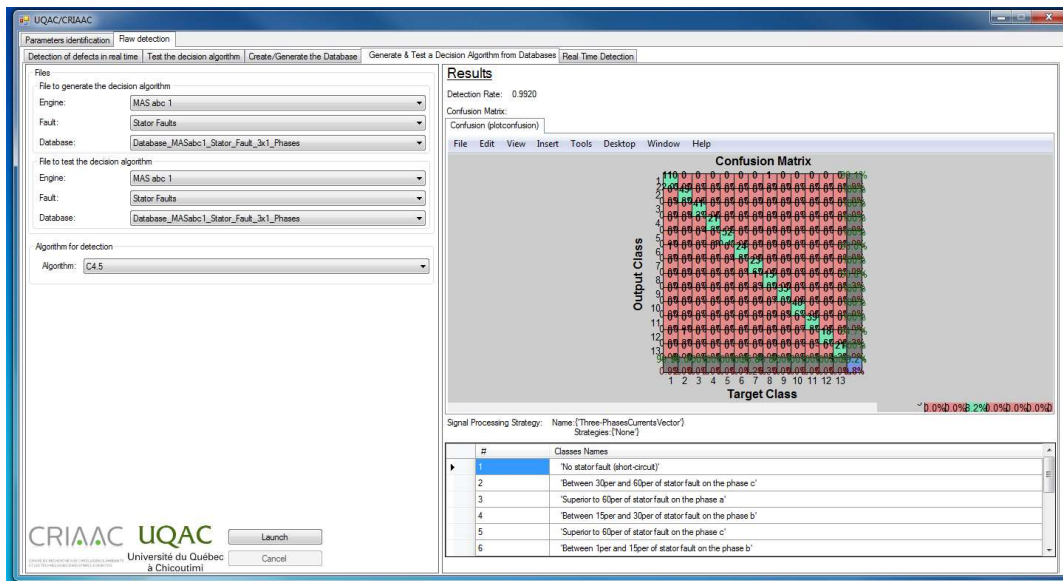


Figure VIII.6 – Affichage de la matrice de confusion et du nom de chacune des classes pour visualiser les performances de reconnaissance d’un algorithme de classification

RÉFÉRENCES

- [1] M. P. Groover, *Automation, production systems, and computer-integrated manufacturing*: Prentice Hall Press, 2007.
- [2] H.-H. Chiang, K.-C. Hsu, and I.-H. Li, "Optimized Adaptive Motion Control Through an SoPC Implementation for Linear Induction Motor Drives," *Mechatronics, IEEE/ASME Transactions on*, vol. 20, pp. 348-360, 2015.
- [3] J. H. Pujar and S. Kodad, "Robust sensorless speed control of induction motor with DTFC and fuzzy speed regulator," *International Journal of Electrical and Electronics Engineering*, vol. 5, pp. 17-26, 2011.
- [4] R. Bell, D. McWilliams, P. O'DONNELL, C. Singh, and S. Wells, "Report of large motor reliability survey of industrial and commercial installations. I," *IEEE Transactions on Industry applications*, vol. 21, pp. 853-864, 1985.
- [5] R. Bell, C. Heising, P. O'DONNELL, C. Singh, and S. Wells, "Report of large motor reliability survey of industrial and commercial installations. II," *IEEE Transactions on Industry applications*, vol. 21, pp. 865-872, 1985.
- [6] P. O'DONNELL, C. HEISING, C. Singh, and S. WELLS, "Report of large motor reliability survey of industrial and commercial installations. III," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 23, pp. 153-158, 1987.
- [7] P. Albrecht, J. Appiarius, R. McCoy, E. Owen, and D. Sharma, "Assessment of the reliability of motors in utility applications-Updated," *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, pp. 39-46, 1986.
- [8] J. Cameron, W. Thomson, and A. Dow, "Vibration and current monitoring for detecting airgap eccentricity in large induction motors," in *IEE Proceedings B (Electric Power Applications)*, 1986, pp. 155-163.
- [9] G. Singh, "Induction machine drive condition monitoring and diagnostic research—a survey," *Electric Power Systems Research*, vol. 64, pp. 145-158, 2003.
- [10] W. Li and C. K. Mechefske, "Detection of induction motor faults: a comparison of stator current, vibration and acoustic methods," *Journal of vibration and Control*, vol. 12, pp. 165-188, 2006.
- [11] K. Hurst and T. Habetler, "A thermal monitoring and parameter tuning scheme for induction machines," in *Industry Applications Conference, 1997. Thirty-Second IAS Annual Meeting, IAS'97., Conference Record of the 1997 IEEE*, 1997, pp. 136-142.

- [12] R. Beguenane and M. E. H. Benbouzid, "Induction motors thermal monitoring by means of rotor resistance identification," *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 14, pp. 566-570, 1999.
- [13] G. Kliman and J. Stein, "Methods of motor current signature analysis," *Electric Machines and power systems*, vol. 20, pp. 463-474, 1992.
- [14] W. T. Thomson and M. Fenger, "Current signature analysis to detect induction motor faults," *Industry Applications Magazine, IEEE*, vol. 7, pp. 26-34, 2001.
- [15] M. Lane, D. Ashari, F. Gu, and A. Ball, "Investigation of Motor Current Signature Analysis in Detecting Unbalanced Motor Windings of an Induction Motor with Sensorless Vector Control Drive," in *Vibration Engineering and Technology of Machinery*, ed: Springer, 2015, pp. 801-810.
- [16] M. Rajagopal, K. Seetharamu, and P. Ashwathnarayana, "Transient thermal analysis of induction motors," *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 13, pp. 62-69, 1998.
- [17] H. Henao, C. Demian, and G. A. Capolino, "A frequency-domain detection of stator winding faults in induction machines using an external flux sensor," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 39, pp. 1272-1279, 2003.
- [18] J. Maitre, S. Gaboury, B. Bouchard, and A. Bouzouane, "A new computational method for stator faults recognition in induction machines based on hyper-volumes," in *Electro/Information Technology (EIT), 2015 IEEE International Conference on*, 2015, pp. 216-220.
- [19] M. Marty, D. Dixneuf, and D. G. Gilabert, *Principes d'électrotechnique-Cours et exercices corrigés: Cours et exercices corrigés*: Dunod, 2005.
- [20] J. C. Maxwell, "Electromagnétisme," 1873.
- [21] J. McCarthy, "4.2 Asset price inflation," *Boom & Bust: A Look at Economic Bubbles*, p. 207, 2015.
- [22] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II," *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, vol. 6, pp. 182-197, 2002.
- [23] Y. Yuan, H. Xu, and B. Wang, "An improved NSGA-III procedure for evolutionary many-objective optimization," presented at the Proceedings of the 2014 conference on Genetic and evolutionary computation, Vancouver, BC, Canada, 2014.
- [24] Q. Wu and D.-X. Zhou, "SVM soft margin classifiers: linear programming versus quadratic programming," *Neural computation*, vol. 17, pp. 1160-1187, 2005.

- [25] N. Lashkari and J. Poshtan, "Detection and discrimination of stator interturn fault and unbalanced supply voltage fault in induction motor using neural network," in *Power Electronics, Drives Systems & Technologies Conference (PEDSTC), 2015 6th*, 2015, pp. 275-280.
- [26] S. Das, P. Purkait, and S. Chakravorti, "Characterization of short circuit faults and incipient insulation degradation between stator winding turns of induction motor," in *Condition Assessment Techniques in Electrical Systems (CATCON), 2013 IEEE 1st International Conference on*, 2013, pp. 54-59.
- [27] M. Eftekhari, M. Moallem, S. Sadri, and H. Min-Fu, "Online Detection of Induction Motor's Stator Winding Short-Circuit Faults," *Systems Journal, IEEE*, vol. 8, pp. 1272-1282, 2014.
- [28] J. Maitre, B. Bouchard, A. Bouzouane, and S. Gaboury, "9 Parameters estimation of an extended induction machine model using genetic algorithms," in *Electrical and Electronics Engineering (ELECO), 2015 9th International Conference on*, 2015, pp. 608-612.
- [29] J. Maitre, S. Gaboury, B. Bouchard, and A. Bouzouane, "An effective identification of the induction machine parameters using a classic genetic algorithm, NSGA II and NSGA III," in *Information, Intelligence, Systems and Applications (IISA), 2015 6th International Conference on*, 2015, pp. 1-6.
- [30] J. Maitre, S. Gaboury, B. Bouchard, and A. Bouzouane, "A Black-Box Model for Estimation of the Induction Machine Parameters Based on Stochastic Algorithms," *International Journal of Monitoring and Surveillance Technologies Research (IJMSTR)*, vol. 3, pp. 44-67, 2015.
- [31] J. Maitre, S. Gaboury, B. Bouchard, and A. Bouzouane, "A new computational approach for inter-turn short circuit recognition in induction machines using currents analysis and multi-class Support Vector Machine," in *Power Electronics, Machines and Drives (PEMD 2016), 8th IET International Conference on*, 2016, pp. 1-6.
- [32] D. J. T. Siyambalapitiya and P. G. McLaren, "Reliability improvement and economic benefits of online monitoring systems for large induction machines," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 26, pp. 1018-1025, 1990.
- [33] S. Poyhonen, M. Negrea, A. Arkkio, H. Hyotyniemi, and H. Koivo, "Fault diagnostics of an electrical machine with multiple support vector classifiers," in *Intelligent Control, 2002. Proceedings of the 2002 IEEE International Symposium on*, 2002, pp. 373-378.
- [34] L. Abdesselam and C. Guy, "Time-Frequency Classification Applied to Induction Machine Faults Monitoring," in *IEEE Industrial Electronics, IECON 2006 - 32nd Annual Conference on*, 2006, pp. 5051-5056.

- [35] V. N. Ghate and S. V. Dudul, "Fault Diagnosis of Three Phase Induction Motor Using Neural Network Techniques," in *Emerging Trends in Engineering and Technology (ICETET), 2009 2nd International Conference on*, 2009, pp. 922-928.
- [36] Y. Xueliang, Y. Ruqiang, and R. X. Gao, "Induction motor fault diagnosis using multiple class feature selection," in *Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), 2015 IEEE International*, 2015, pp. 256-260.
- [37] S. S. Refaat, H. Abu-Rub, M. S. Saad, E. M. Aboul-Zahab, and A. Iqbal, "Detection, diagnoses and discrimination of stator turn to turn fault and unbalanced supply voltage fault for three phase induction motors," in *Power and Energy (PECon), 2012 IEEE International Conference on*, 2012, pp. 910-915.
- [38] M. Wolkiewicz, G. Tarchala, and C. T. Kowalski, "Monitoring of stator interturn short circuits in the direct field oriented controlled induction motor," in *Power Electronics and Motion Control Conference and Exposition (PEMC), 2014 16th International*, 2014, pp. 1066-1071.
- [39] P. C. M. Lamim, R. Pederiva, and J. N. Brito, "Detection of Stator Winding Faults in Induction Machines Using an Internal Flux Sensor," in *Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, 2007. SDEMPED 2007. IEEE International Symposium on*, 2007, pp. 432-437.
- [40] Y. Chia-Chou, G. Y. Sizov, A. Sayed-Ahmed, N. A. O. Demerdash, R. J. Povinelli, E. E. Yaz, *et al.*, "A Reconfigurable Motor for Experimental Emulation of Stator Winding Interturn and Broken Bar Faults in Polyphase Induction Machines," *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 23, pp. 1005-1014, 2008.
- [41] R. M. Tallam, T. G. Habetler, and R. G. Harley, "Transient model for induction machines with stator winding turn faults," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 38, pp. 632-637, 2002.
- [42] K. Min and H. Jin, "Simulation and analysis of squirrel cage induction machines under rotor internal faults," in *Electrical Machines and Systems, 2005. ICEMS 2005. Proceedings of the Eighth International Conference on*, 2005, pp. 2023-2027 Vol. 3.
- [43] R. N. Andriamalala, H. Razik, L. Baghli, and F.-M. Sargos, "Eccentricity Fault Diagnosis of a Dual-Stator Winding Induction Machine Drive Considering the Slotting Effects," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 55, pp. 4238-4251, 2008.
- [44] L. Saidi, F. Fnaiech, G. Capolino, and H. Henao, "Stator current bi-spectrum patterns for induction machines multiple-faults detection," in *IECON 2012 -*

38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society, 2012, pp. 5132-5137.

- [45] D. T. Razafimahefa, E. Randrianarisoa, E. J. R. Sambatra, and N. Heraud, "Modeling and faults detection of small power wound rotor induction machine," in *Electrical and Power Engineering (EPE), 2014 International Conference and Exposition on*, 2014, pp. 311-316.
- [46] "Report of Large Motor Reliability Survey of Industrial and Commercial Installations, Part I," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. IA-21, pp. 853-864, 1985.
- [47] "Report of Large Motor Reliability Survey of Industrial and Commercial Installations, Part II," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. IA-21, pp. 865-872, 1985.
- [48] A. H. Bonnett and G. C. Soukup, "Analysis of rotor failures in squirrel-cage induction motors," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 24, pp. 1124-1130, 1988.
- [49] A. H. Bonnett and G. C. Soukup, "Cause and analysis of stator and rotor failures in three-phase squirrel-cage induction motors," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 28, pp. 921-937, 1992.
- [50] L. Mariut, M. Filip, E. Helerea, and I. Peter, "Analysis and modeling on the induction machine faults," in *Electrical and Electronics Engineering (ISEEE), 2010 3rd International Symposium on*, 2010, pp. 11-16.
- [51] J. S. Thomsen and C. S. Kallesoe, "Stator fault modeling in induction motors," in *Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion, 2006. SPEEDAM 2006. International Symposium on*, 2006, pp. 1275-1280.
- [52] C. S. Kallesoe, "Model-Based Stator Fault Detection in Induction Motors," in *Industry Applications Society Annual Meeting, 2008. IAS '08. IEEE*, 2008, pp. 1-8.
- [53] J. Yin, Y. Wei, G. Cui, and L. Lu, "Simulation and diagnosis in the stator fault of induction motors," in *Computer Design and Applications (ICDDA), 2010 International Conference on*, 2010, pp. V4-126-V4-129.
- [54] P. J. Holik and S. M. Holik, "A finite-element model for induction machines incorporating winding faults," in *Power Electronics, Machines and Drives (PEMD 2010), 5th IET International Conference on*, 2010, pp. 1-3.
- [55] J. Igelspacher, S. Willerich, and H. G. Herzog, "Simulation of an axial-flux squirrel-cage induction machine under stator fault conditions using winding functions," in *Electric Machines & Drives Conference (IEMDC), 2013 IEEE International*, 2013, pp. 1283-1288.

- [56] C. T. Kowalski, T. Orłowska-Kowalska, R. Wierzbicki, and M. Wolkiewicz, "Analysis of inter-turn fault symptoms for the converter-fed induction motor based on the phase-shift calculation," in *IECON 2010 - 36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, 2010, pp. 766-771.
- [57] D. C. Patel and M. C. Chandorkar, "Modeling and Analysis of Stator Interturn Fault Location Effects on Induction Machines," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 61, pp. 4552-4564, 2014.
- [58] W. Zaabi, Y. Bensalem, and H. Trabelsi, "Fault analysis of induction machine using finite element method (FEM)," in *Sciences and Techniques of Automatic Control and Computer Engineering (STA), 2014 15th International Conference on*, 2014, pp. 388-393.
- [59] M. H. Rashid, *Power electronics: circuits, devices, and applications*: Pearson Education India, 2009.
- [60] M. Pinard, *Convertisseurs et électronique de puissance: Commande, description, mise en oeuvre-Applications avec Labview*: Dunod, 2007.
- [61] F. Filippetti, A. Bellini, and G.-A. Capolino, "Condition monitoring and diagnosis of rotor faults in induction machines: State of art and future perspectives," in *2013 IEEE Workshop on Electrical Machines Design, Control and Diagnosis (WEMDCD)*, 2013.
- [62] A. Ceban, R. Pusca, and R. Romary, "Study of rotor faults in induction motors using external magnetic field analysis," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 59, pp. 2082-2093, 2012.
- [63] G. Joksimovic, M. Djurovic, and J. Penman, "Cage rotor MMF: winding function approach," *IEEE Power Engineering Review*, vol. 21, pp. 64-66, 2001.
- [64] G. M. Joksimovic, M. D. Durovic, J. Penman, and N. Arthur, "Dynamic simulation of dynamic eccentricity in induction machines-winding function approach," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 15, pp. 143-148, 2000.
- [65] T. Lubin, T. Hamiti, H. Razik, and A. Rezzoug, "Comparison between finite-element analysis and winding function theory for inductances and torque calculation of a synchronous reluctance machine," *IEEE Transactions on Magnetics*, vol. 43, pp. 3406-3410, 2007.
- [66] C. Chillet, M. Fassenet, G. B. Mariani, L. Garbuio, N. Voyer, and A. Besri, "Modèle à base de réseau de réductances pour machine synchrone: prise en compte du déplacement," in *Symposium de Genie Electrique*, 2016.

- [67] P. Shi, Z. Chen, Y. Vagapov, and Z. Zouaoui, "A new diagnosis of broken rotor bar fault extent in three phase squirrel cage induction motor," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 42, pp. 388-403, 2014.
- [68] C. Wei, L. Yan, W. Tang, and Q. Wu, "Detection of broken bars in induction motor based on multiple coupled circuit model with optimized parameters," in *2013 IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference (APPEEC)*, 2013, pp. 1-6.
- [69] T. Iwasaki and R. E. Skelton, "All controllers for the general H_∞ control problem: LMI existence conditions and state space formulas," *Automatica*, vol. 30, pp. 1307-1317, 1994.
- [70] R. E. Kalman, "Contributions to the theory of optimal control," *Bol. Soc. Mat. Mexicana*, vol. 5, pp. 102-119, 1960.
- [71] D. S. Bernstein and W. M. Haddad, "LQG control with an H_∞ performance bound: A Riccati equation approach," *Automatic Control, IEEE Transactions on*, vol. 34, pp. 293-305, 1989.
- [72] L.-X. Wang, *Adaptive fuzzy systems and control: design and stability analysis*: Prentice-Hall, Inc., 1994.
- [73] S.-H. Wang and E. J. Davison, "On the stabilization of decentralized control systems," *Automatic Control, IEEE Transactions on*, vol. 18, pp. 473-478, 1973.
- [74] A. G. Tsikalakis and N. D. Hatziargyriou, "Centralized control for optimizing microgrids operation," in *Power and Energy Society General Meeting, 2011 IEEE*, 2011, pp. 1-8.
- [75] R. Babau, I. Boldea, T. Miller, and N. Muntean, "Complete parameter identification of large induction machines from no-load acceleration-deceleration tests," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 54, pp. 1962-1972, 2007.
- [76] R. H. Salimin, B. A. Kadir, S. Hajar, S. R. Mohd, S. Baki, and F. Ismail, "Parameter identification of three-phase induction motor using MATLAB-simulink," in *Power Engineering and Optimization Conference (PEOCO), 2013 IEEE 7th International*, 2013, pp. 647-651.
- [77] K. Huang, W. Kent, Q. Wu, and D. Turner, "Parameter identification of an induction machine using genetic algorithms," in *Computer Aided Control System Design, 1999. Proceedings of the 1999 IEEE International Symposium on*, 1999, pp. 510-515.
- [78] M. Moutchou, H. Mahmoudi, and A. Abbou, "Induction Machine identification based on a new technique of simulated annealing optimization," in *Renewable*

and Sustainable Energy Conference (IRSEC), 2014 International, 2014, pp. 873-878.

- [79] R. P. Vieira, R. Z. Azzolin, C. C. Gastaldini, and H. A. Gründling, "Electrical parameters identification of hermetic refrigeration compressors with single-phase induction machines using RLS algorithm," in *Electrical Machines (ICEM), 2010 XIX International Conference on*, 2010, pp. 1-6.
- [80] K. Yazid, K. Bouhoune, M. Mena, and A. Larabi, "Application of EKF to parameters estimation for speed sensorless vector control of two-phase induction motor," in *Electrical Machines and Power Electronics and 2011 Electromotion Joint Conference (ACEMP), 2011 International Aegean Conference on*, 2011, pp. 357-361.
- [81] M. Abdelrahem, C. Hackl, and R. Kennel, "Application of Extended Kalman Filter to Parameter Estimation of Doubly-Fed Induction Generators in Variable-Speed Wind Turbine Systems," in *Proceedings of the 5th International Conference on Clean Electrical Power, Taormina, Italy*, 2015.
- [82] X. Yang, R. Yan, and R. X. Gao, "Induction motor fault diagnosis using multiple class feature selection," in *Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), 2015 IEEE International*, 2015, pp. 256-260.
- [83] J. Pedra and F. Corcoles, "Estimation of induction motor double-cage model parameters from manufacturer data," *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 19, pp. 310-317, 2004.
- [84] P. Kumar, A. Dalal, and A. K. Singh, "Identification of three phase induction machines equivalent circuits parameters using multi-objective genetic algorithms," in *Electrical Machines (ICEM), 2014 International Conference on*, 2014, pp. 1211-1217.
- [85] H. H. Weatherford and C. W. Brice, "Estimation of induction motor parameters by a genetic algorithm," in *Pulp and Paper Industry Technical Conference, 2003. Conference Record of the 2003 Annual*, 2003, pp. 21-28.
- [86] L. Yousfi, A. Bouchemha, M. Bechouat, and A. Boukrouche, "Induction machine parameter identification: A comparison between GAs and PSO approaches," in *Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER), 2013 8th International Conference and Exhibition on*, 2013, pp. 1-5.
- [87] Z. Hu, G. Shu-juan, and D. Zi-zhao, "On-line parameter identification of induction motor based On RLS algorithm," in *Electrical Machines and Systems (ICEMS), 2013 International Conference on*, 2013, pp. 2132-2137.
- [88] T. Orłowska-Kowalska, "Application of extended Luenberger observer for flux and rotor time-constant estimation in induction motor drives," in *Control Theory and Applications, IEE Proceedings D*, 1989, pp. 324-330.

- [89] Y. Liu, "Multi-parameter Online Identification Algorithm of Induction Motor for Hybrid Electric Vehicle Applications," in *Parallel Architectures, Algorithms and Programming (PAAP), 2014 Sixth International Symposium on*, 2014, pp. 35-39.
- [90] C. Darwin and W. F. Bynum, *The origin of species by means of natural selection: or, the preservation of favored races in the struggle for life*: AL Burt, 2009.
- [91] J. H. Holland, "Genetic algorithms and the optimal allocation of trials," *SIAM Journal on Computing*, vol. 2, pp. 88-105, 1973.
- [92] D. E. Goldberg, B. Korb, and K. Deb, "Messy genetic algorithms: Motivation, analysis, and first results," *Complex systems*, vol. 3, pp. 493-530, 1989.
- [93] M. J. Lindstrom and D. M. Bates, "Newton—Raphson and EM algorithms for linear mixed-effects models for repeated-measures data," *Journal of the American Statistical Association*, vol. 83, pp. 1014-1022, 1988.
- [94] J. Snyman, *Practical mathematical optimization: an introduction to basic optimization theory and classical and new gradient-based algorithms* vol. 97: Springer Science & Business Media, 2005.
- [95] D. E. Goldberg and K. Deb, "A comparative analysis of selection schemes used in genetic algorithms," *Foundations of genetic algorithms*, vol. 1, pp. 69-93, 1991.
- [96] X. Yu and M. Gen, *Introduction to evolutionary algorithms*: Springer Science & Business Media, 2010.
- [97] C. R. Houck, J. Joines, and M. G. Kay, "A genetic algorithm for function optimization: a Matlab implementation," *NCSU-IE TR*, vol. 95, 1995.
- [98] M. Takahashi and H. Kita, "A crossover operator using independent component analysis for real-coded genetic algorithms," in *Evolutionary Computation, 2001. Proceedings of the 2001 Congress on*, 2001, pp. 643-649.
- [99] K. Deb and H.-g. Beyer, "Self-adaptive genetic algorithms with simulated binary crossover," in *Complex Systems*, 1995.
- [100] S. Tsutsui, M. Yamamura, and T. Higuchi, "Multi-parent recombination with simplex crossover in real coded genetic algorithms," in *Proceedings of the genetic and evolutionary computation conference*, 1999, pp. 657-664.
- [101] E. Zitzler, M. Laumanns, L. Thiele, E. Zitzler, E. Zitzler, L. Thiele, *et al.*, "SPEA2: Improving the strength Pareto evolutionary algorithm," ed: Eidgenössische Technische Hochschule Zürich (ETH), Institut für Technische Informatik und Kommunikationsnetze (TIK), 2001.

- [102] I. Das and J. E. Dennis, "A closer look at drawbacks of minimizing weighted sums of objectives for Pareto set generation in multicriteria optimization problems," *Structural optimization*, vol. 14, pp. 63-69, 1997.
- [103] N. Srinivas and K. Deb, "Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms," *Evolutionary computation*, vol. 2, pp. 221-248, 1994.
- [104] D. W. Corne, N. R. Jerram, J. D. Knowles, and M. J. Oates, "PESA-II: Region-based selection in evolutionary multiobjective optimization," in *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO'2001)*, 2001.
- [105] M. I. Giovanni and C. POLONI, "AERODYNAMIC SHAPE OPTIMIZATION BY MEANS OF A GENETIC ALGORITHM."
- [106] A. Mansouri and F. Krim, "Genetic Algorithms based parameters identification of induction machine ARMAX model," in *Power Engineering and Optimization Conference (PEOCO), 2011 5th International*, 2011, pp. 182-189.
- [107] N. Tutkun, "Parameter estimation in mathematical models using the real coded genetic algorithms," *Expert Systems with Applications*, vol. 36, pp. 3342-3345, 3// 2009.
- [108] E. Zitzler, L. Thiele, E. Zitzler, E. Zitzler, L. Thiele, and L. Thiele, *An evolutionary algorithm for multiobjective optimization: The strength pareto approach* vol. 43: Citeseer, 1998.
- [109] A. Yazidi, H. Henao, G.-A. Capolino, F. Betin, and L. Capocchi, "Experimental inter-turn short circuit fault characterization of wound rotor induction machines," in *Industrial Electronics (ISIE), 2010 IEEE International Symposium on*, 2010, pp. 2615-2620.
- [110] M. Sahraoui, S. Zouzou, A. Ghoggal, and S. Guedidi, "A new method to detect inter-turn short-circuit in induction motors," in *Electrical Machines (ICEM), 2010 XIX International Conference on*, 2010, pp. 1-6.
- [111] A. Sapena-Bano, M. Pineda-Sanchez, R. Puche-Panadero, J. Martinez-Roman, and D. Matic, "Fault Diagnosis of Rotating Electrical Machines in Transient Regime Using a Single Stator Current's FFT."
- [112] S. Hua, X. Wang, and C. Kil To, "Vibration Signal Analysis for Electrical Fault Detection of Induction Machine Using Neural Networks," in *Information Technology Convergence, 2007. ISITC 2007. International Symposium on*, 2007, pp. 188-192.
- [113] F. Cupertino, E. de Vanna, L. Salvatore, and S. Stasi, "Comparison of spectral estimation techniques applied to induction motor broken bars detection," in

Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, 2003. SDEMPED 2003. 4th IEEE International Symposium on, 2003, pp. 129-134.

- [114] J. Cusido, L. Romeral, J. Ortega, J. Rosero, and A. G. Espinosa, "Fault detection in induction machines using power spectral density in wavelet decomposition," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 55, pp. 633-643, 2008.
- [115] L. R. Cusido, A. Garcia, J. A. Rosero, and J. A. Ortega, "Fault detection in induction machines by using continuous and discrete wavelet decomposition," in *Power Electronics and Applications, 2007 European Conference on, 2007*, pp. 1-8.
- [116] S. K. Ahamed, S. Karmakar, M. Mitra, and S. Sengupta, "Novel diagnosis technique of mass unbalance in rotor of induction motor by the analysis of motor starting current at no load through wavelet transform," in *Electrical and Computer Engineering (ICECE), 2010 International Conference on, 2010*, pp. 474-477.
- [117] R. N. Dash, B. Subudhi, and S. Das, "Induction motor stator inter-turn fault detection using wavelet transform technique," in *2010 5th International Conference on Industrial and Information Systems, 2010*.
- [118] A. Bouzida, O. Touhami, R. Ibtouen, A. Belouchrani, M. Fadel, and A. Rezzoug, "Fault diagnosis in industrial induction machines through discrete wavelet transform," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 58, pp. 4385-4395, 2011.
- [119] M. BAŞARAN and D. G. Ece, "Detection of mechanical faults in induction motors supplied with adjustable speed drives," in *Electric Machines and Drives Conference, 2009. IEMDC'09. IEEE International, 2009*, pp. 1414-1419.
- [120] F. Villalobos-Pina, R. Alvarez-Salas, E. Cabal-Yepez, and A. Garcia-Perez, "Induction motor model validation using fast fourier transform and wavelet tools," in *Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED), 2013 9th IEEE International Symposium on, 2013*, pp. 192-199.
- [121] D. C. Patel and M. C. Chandorkar, "On-line load test for induction machine stator inter-turn fault detection under stator electrical asymmetries," in *IECON 2010-36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society, 2010*, pp. 933-938.
- [122] J. Li, G. Qin, and N. Hu, "Feature analysis of asymmetric fault in asynchronous motor based on quantitative simulation and Park's vector method," in *Quality, Reliability, Risk, Maintenance, and Safety Engineering (QR2MSE), 2013 International Conference on, 2013*, pp. 1721-1724.
- [123] V. C. Leite, B. da Silva, J. Guedes, G. F. Cintra Veloso, L. E. Borges da Silva, G. Lambert-Torres, *et al.*, "Detection of localized bearing faults in induction

machines by spectral kurtosis and envelope analysis of stator current," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 62, pp. 1855-1865, 2015.

- [124] A. Paz Parra, M. C. Amaya Enciso, J. Olaya Ochoa, and J. A. Palacios Penaranda, "Stator fault diagnosis on squirrel cage induction motors by ESA and EPVA," in *Power Electronics and Power Quality Applications (PEPQA), 2013 Workshop on*, 2013, pp. 1-6.
- [125] V. Choqueuse and M. Benbouzid, "Induction machine faults detection using stator current parametric spectral estimation," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 52, pp. 447-464, 2015.
- [126] M. Mengoni, L. Zarri, Y. Gritli, A. Tani, F. Filippetti, and S. B. Lee, "Online Detection of High-Resistance Connections With Negative-Sequence Regulators in Three-Phase Induction Motor Drives," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 51, pp. 1579-1586, 2015.
- [127] C. T. Kowalski, T. Orłowska-Kowalska, R. Wierzbicki, and M. Wolkiewicz, "Analysis of inter-turn fault symptoms for the converter-fed induction motor based on the phase-shift calculation," in *IECON 2010-36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, 2010, pp. 766-771.
- [128] H. Liu, J. Huang, M. Cheng, Z. Hou, and L. Zhao, "Stator inter-turn fault detection for the converter-fed induction motor based on the adjacent-current phase-shift," in *Electrical Machines and Systems (ICEMS), 2014 17th International Conference on*, 2014, pp. 981-987.
- [129] V. Climente-Alarcon, J. Antonino-Daviu, M. Riera-Guasp, R. Puche, L. Escobar-Moreira, N. Wiener, *et al.*, "Diagnosis of stator short-circuits through Wigner-Ville transient-based analysis," in *Industrial Electronics, 2009. IECON'09. 35th Annual Conference of IEEE*, 2009, pp. 1097-1102.
- [130] R. Fang and H. Ma, "Application of MCSA and SVM to induction machine rotor fault diagnosis," in *Intelligent Control and Automation, 2006. WCICA 2006. The Sixth World Congress on*, 2006, pp. 5543-5547.
- [131] R. N. Andriamalala, H. Razik, G. Didier, M. Corr, and F.-M. Sargos, "An accurate model by using the Legendre polynomial functions of a dual stator induction machine dedicated to the static eccentricity diagnosis," in *Industry Applications Conference, 2007. 42nd IAS Annual Meeting. Conference Record of the 2007 IEEE*, 2007, pp. 1909-1916.
- [132] A. Mahyob, M. O. Elmoctar, P. Reghem, and G. Barakat, "Induction machine modelling using Permeance Network Method for dynamic simulation of air-gap eccentricity," in *Power Electronics and Applications, 2007 European Conference on*, 2007, pp. 1-9.

- [133] J. R. Stack, T. G. Habetler, and R. G. Harley, "Fault classification and fault signature production for rolling element bearings in electric machines," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 40, pp. 735-739, 2004.
- [134] R. Bracewell, "The Fourier Transform and IIS Applications," *New York*, 1965.
- [135] S. Liu, Q. Wang, and G. Liu, "A versatile method of discrete convolution and FFT (DC-FFT) for contact analyses," *Wear*, vol. 243, pp. 101-111, 2000.
- [136] J. W. Cooley and J. W. Tukey, "An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series," *Mathematics of computation*, vol. 19, pp. 297-301, 1965.
- [137] C. L. Nikias and M. R. Raghuveer, "Bispectrum estimation: A digital signal processing framework," *Proceedings of the IEEE*, vol. 75, pp. 869-891, 1987.
- [138] A. Grossmann and J. Morlet, "Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape," *SIAM journal on mathematical analysis*, vol. 15, pp. 723-736, 1984.
- [139] L. Brechet, M.-F. Lucas, C. Doncarli, and D. Farina, "Compression of biomedical signals with mother wavelet optimization and best-basis wavelet packet selection," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 54, pp. 2186-2192, 2007.
- [140] J. M. Lilly and S. C. Olhede, "Generalized Morse wavelets as a superfamily of analytic wavelets," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 60, pp. 6036-6041, 2012.
- [141] J. M. Lilly and S. C. Olhede, "Higher-order properties of analytic wavelets," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 57, pp. 146-160, 2009.
- [142] S. H. Kia, H. Henao, and G.-A. Capolino, "Diagnosis of broken-bar fault in induction machines using discrete wavelet transform without slip estimation," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 45, pp. 1395-1404, 2009.
- [143] L. Eren and M. J. Devaney, "Bearing damage detection via wavelet packet decomposition of the stator current," *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, vol. 53, pp. 431-436, 2004.
- [144] Z. Ye, B. Wu, and A. Sadeghian, "Current signature analysis of induction motor mechanical faults by wavelet packet decomposition," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 50, pp. 1217-1228, 2003.
- [145] M. J. Shensa, "The discrete wavelet transform: wedding the a trous and Mallat algorithms," *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 40, pp. 2464-2482, 1992.

- [146] A. Sapena-Bañó, M. Pineda-Sanchez, R. Puche-Panadero, J. Martinez-Roman, and D. Matic, "Fault diagnosis of rotating electrical machines in transient regime using a single stator current's FFT," 2014.
- [147] A. M. Cardoso and E. Saraiva, "Predicting the Level of Air gap Eccentricity," in *Conference Record of the 1992 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting*, 1986, p. 132.
- [148] T. Matsuo and T. Lipo, "A rotor parameter identification scheme for vector-controlled induction motor drives," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, pp. 624-632, 1985.
- [149] S. Cruz and D. Fonseca, "Inter-turn stator winding fault diagnosis in three-phase induction motors, by Park's vector approach," *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 14, pp. 595-598, 1999.
- [150] W. Chojnacki, M. J. Brooks, A. Van Den Hengel, and D. Gawley, "On the fitting of surfaces to data with covariances," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 22, pp. 1294-1303, 2000.
- [151] A. M. Da Silva, R. J. Povinelli, and N. A. Demerdash, "Induction machine broken bar and stator short-circuit fault diagnostics based on three-phase stator current envelopes," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 55, pp. 1310-1318, 2008.
- [152] M. Drif, "The use of the instantaneous-reactive-power signature analysis for rotor-cage-fault diagnostics in three-phase induction motors," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 56, pp. 4606-4614, 2009.
- [153] K. V. Kumar, K. Ray, and K. V. Kumar, "Fault diagnosis of industrial drives using MCSA techniques," in *Control, Automation, Communication and Energy Conservation, 2009. INCACEC 2009. 2009 International Conference on*, 2009, pp. 1-7.
- [154] D. Stankovic, Z. Zhang, I. Voloh, J. Vico, A. Tivari, A. Banerjee, *et al.*, "Enhanced algorithm for motor rotor broken bar detection," in *Protective Relay Engineers, 2010 63rd Annual Conference for*, 2010, pp. 1-13.
- [155] P. Ostojic, A. Banerjee, D. Patel, W. Basu, S. Ali, and T. Smith, "Advanced motor monitoring and diagnostics," in *Pulp and Paper Industry Technical Conference, Conference Record of 2014 Annual*, 2014, pp. 197-206.
- [156] F. Ponci, L. Cristaldi, M. Faifer, and M. Lazzaroni, "Innovative approach to early fault detection for induction motors," in *Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, 2007. SDEMPED 2007. IEEE International Symposium on*, 2007, pp. 283-288.

- [157] B. Samaga and K. Vittal, "Inclined mixed air gap eccentricity detection method for an induction motor," in *Advances in Energy Conversion Technologies (ICAECT), 2014 International Conference on*, 2014, pp. 37-41.
- [158] M. Seera, L. Chee Peng, D. Ishak, and H. Singh, "Fault Detection and Diagnosis of Induction Motors Using Motor Current Signature Analysis and a Hybrid FMM–CART Model," *Neural Networks and Learning Systems, IEEE Transactions on*, vol. 23, pp. 97-108, 2012.
- [159] S. Yusuf, D. J. Brown, A. Mackinnon, and R. Papanicolaou, "Fault classification improvement in industrial condition monitoring via Hidden Markov Models and Naïve Bayesian modeling," in *Industrial Electronics and Applications (ISIEA), 2013 IEEE Symposium on*, 2013, pp. 75-80.
- [160] H. Nakamura, M. Chihara, T. Inoki, T. Higaki, K. Okuda, and Y. Mizuno, "Impulse testing for detection of insulation failure of motor winding and diagnosis based on hidden Markov Model," *Dielectrics and Electrical Insulation, IEEE Transactions on*, vol. 17, pp. 1619-1627, 2010.
- [161] S. Das, P. Purkait, C. Koley, and S. Chakravorti, "Performance of a load-immune classifier for robust identification of minor faults in induction motor stator winding," *Dielectrics and Electrical Insulation, IEEE Transactions on*, vol. 21, pp. 33-44, 2014.
- [162] S. Morsalin, K. Mahmud, H. Mohiuddin, M. Halim, and P. Saha, "Induction motor inter-turn fault detection using heuristic noninvasive approach by artificial neural network with Levenberg Marquardt algorithm," in *Informatics, Electronics & Vision (ICIEV), 2014 International Conference on*, 2014, pp. 1-6.
- [163] J. R. Quinlan, *C4. 5: programs for machine learning*: Elsevier, 2014.
- [164] J. R. Quinlan, "Induction of decision trees," *Machine learning*, vol. 1, pp. 81-106, 1986.
- [165] R. Quinlan, "C5. 0: An informal tutorial," ed: RuleQuest, 1998.
- [166] L. Breiman, J. Friedman, R. Olshen, C. Stone, D. Steinberg, and P. Colla, "CART: Classification and regression trees," *Wadsworth: Belmont, CA*, vol. 156, 1983.
- [167] F. Ruiming and M. Hongzhong, "Application of MCSA and SVM to Induction Machine Rotor Fault Diagnosis," in *Intelligent Control and Automation, 2006. WCICA 2006. The Sixth World Congress on*, 2006, pp. 5543-5547.
- [168] I. Aydin, M. Karakose, and E. Akin, "Artificial immune based support vector machine algorithm for fault diagnosis of induction motors," in *Electrical*

Machines and Power Electronics, 2007. ACEMP '07. International Aegean Conference on, 2007, pp. 217-221.

- [169] R. N. Dash, C. Panigrahy, and B. Subudhi, "A comparison between RNN and RBF NN techniques for the detection of stator inter-turn fault of an induction motor," in *Electrical, Electronics, Signals, Communication and Optimization (EESCO), 2015 International Conference on, 2015, pp. 1-7.*
- [170] V. N. Vapnik, "An overview of statistical learning theory," *Neural Networks, IEEE Transactions on, vol. 10, pp. 988-999, 1999.*
- [171] T. Denoeux, "A k-nearest neighbor classification rule based on Dempster-Shafer theory," *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on, vol. 25, pp. 804-813, 1995.*
- [172] W. S. McCulloch and W. Pitts, "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity," *The bulletin of mathematical biophysics, vol. 5, pp. 115-133, 1943.*
- [173] F. Rosenblatt, *The perceptron, a perceiving and recognizing automaton Project Para: Cornell Aeronautical Laboratory, 1957.*
- [174] A. K. Jain, J. Mao, and K. Mohiuddin, "Artificial neural networks: A tutorial," *Computer, pp. 31-44, 1996.*
- [175] B. Conan-Guez and F. Rossi, "Multi-Layer Perceptrons," in *Classification, Clustering, and Data Mining Applications: Proceedings of the Meeting of the International Federation of Classification Societies (IFCS), Illinois Institute of Technology, Chicago, 15-18 July 2004, 2011, p. 157.*
- [176] E. B. Baum, "On the capabilities of multilayer perceptrons," *Journal of complexity, vol. 4, pp. 193-215, 1988.*
- [177] D. Coelho, G. Barreto, C. Medeiros, and J. Santos, "Performance comparison of classifiers in the detection of short circuit incipient fault in a three-phase induction motor," in *Computational Intelligence for Engineering Solutions (CIES), 2014 IEEE Symposium on, 2014, pp. 42-48.*
- [178] S. Guedidi, S. Zouzou, W. Laala, M. Sahraoui, and K. Yahia, "Broken bar fault diagnosis of induction motors using MCSA and neural network," in *Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics & Drives (SDEMPED), 2011 IEEE International Symposium on, 2011, pp. 632-637.*
- [179] N. Lashkari, J. Poshtan, and H. F. Azgomi, "Simulative and experimental investigation on stator winding turn and unbalanced supply voltage fault diagnosis in induction motors using Artificial Neural Networks," *ISA transactions, 2015.*

- [180] J. J. Hopfield, "Artificial neural networks," *Circuits and Devices Magazine, IEEE*, vol. 4, pp. 3-10, 1988.
- [181] T. Kohonen, "Improved versions of learning vector quantization," in *Neural Networks, 1990., 1990 IJCNN International Joint Conference on*, 1990, pp. 545-550.
- [182] T. Kohonen, "The self-organizing map," *Neurocomputing*, vol. 21, pp. 1-6, 1998.
- [183] T. Kohonen, *Learning vector quantization*: Springer, 1995.
- [184] A. K. Jain, "Data clustering: 50 years beyond K-means," *Pattern recognition letters*, vol. 31, pp. 651-666, 2010.
- [185] J.-P. Caron and J.-P. Hautier, *Modélisation et commande*: Editions OPHRYS.
- [186] P. Zhang, Y. Du, T. G. Habetler, and B. Lu, "A survey of condition monitoring and protection methods for medium-voltage induction motors," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 47, pp. 34-46, 2011.
- [187] A. Nabae, I. Takahashi, and H. Akagi, "A new neutral-point-clamped PWM inverter," *IEEE Transactions on industry applications*, pp. 518-523, 1981.
- [188] P. Vas, *Vector control of AC machines* vol. 22: Oxford University Press, USA, 1990.
- [189] F. Blaschke, "The principle of field orientation as applied to the new transvektor closed-loop control system for rotating field machines," 1972.
- [190] M. Depenbrock, "Direct self-control (DSC) of inverter-fed induction machine," *IEEE transactions on power electronics*, vol. 3, pp. 420-429, 1988.
- [191] I. Takahashi and Y. Ohmori, "High-performance direct torque control of an induction motor," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 25, pp. 257-264, 1989.
- [192] M. Depenbrock, "Direct self-control (DSC) of inverter-fed induction machine," *Power Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 3, pp. 420-429, 1988.
- [193] G. S. Buja and M. P. Kazmierkowski, "Direct torque control of PWM inverter-fed AC motors-a survey," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 51, pp. 744-757, 2004.
- [194] M. Ouhrouche, R. Errouissi, A. M. Trzynadlowski, K. Tehrani, and A. Benzaïoua, "A Novel Predictive Direct Torque Controller for Induction Motor Drives."

- [195] J.-K. Kang and S.-K. Sul, "New direct torque control of induction motor for minimum torque ripple and constant switching frequency," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 35, pp. 1076-1082, 1999.
- [196] C. Carlos, "Modélisation Contrôle Vectoriel et DTC, Commande des Moteurs Asynchrones 1," *Edition Hermes Science Europe*, 2000.
- [197] K. Sugimoto, "Partial pole placement by LQ regulators: an inverse problem approach," *IEEE transactions on automatic control*, vol. 43, pp. 706-708, 1998.
- [198] D. Li, F. Qian, and J. Gao, "Performance-first control for discrete-time LQG problems," *IEEE transactions on automatic control*, vol. 54, pp. 2225-2230, 2009.
- [199] M. Zeren and H. Özbay, "On the synthesis of stable H_{∞} controllers," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 44, pp. 431-435, 1999.
- [200] A. Cantelli, F. D'Orta, A. Cattini, F. Sebastianelli, and L. Cedola, "Application of Genetic Algorithm for the simultaneous identification of atmospheric pollution sources," *Atmospheric Environment*, 2015.
- [201] M. Shafiei and T. Binazadeh, "Application of neural network and genetic algorithm in identification of a model of a variable mass underwater vehicle," *Ocean Engineering*, vol. 96, pp. 173-180, 2015.
- [202] D. C. Huynh and M. W. Dunnigan, "Parameter estimation of an induction machine using advanced particle swarm optimisation algorithms," *Electric Power Applications, IET*, vol. 4, pp. 748-760, 2010.
- [203] A. Karimi, M. A. Choudhry, and A. Feliachi, "PSO-based evolutionary optimization for parameter identification of an induction motor," in *2007 39th North American Power Symposium*, 2007.
- [204] P. C. Krause, O. Wasynczuk, S. D. Sudhoff, and S. Pekarek, *Analysis of electric machinery and drive systems* vol. 75: John Wiley & Sons, 2013.
- [205] K. Deb and H. Jain, "An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, part I: solving problems with box constraints," *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, vol. 18, pp. 577-601, 2014.
- [206] H. Jin, S. Ma, and P. Du, "Application of genetic algorithms in parameters identification of asynchronous motor," in *Systems, Man and Cybernetics, 2009. SMC 2009. IEEE International Conference on*, 2009, pp. 4976-4981.
- [207] K. Kampisios, P. Zanchetta, C. Gerada, A. Trentin, and O. Jasim, "Induction Motor parameters identification using Genetic Algorithms for varying flux

- levels," in *Power Electronics and Motion Control Conference, 2008. EPE-PEMC 2008. 13th*, 2008, pp. 887-892.
- [208] S. E. Zouzou, M. Sahraoui, A. Ghoggal, and S. Guedidi, "Detection of inter-turn short-circuit and broken rotor bars in induction motors using the Partial Relative Indexes: Application on the MCSA," in *Electrical Machines (ICEM), 2010 XIX International Conference on*, 2010, pp. 1-6.
- [209] U. Lal, P. Dutta, S. Kumari, and N. L. Nath, "Analysis of inter-turn short circuit fault in 2.5 HP 3-phase induction motor," in *2016 IEEE First International Conference on Control, Measurement and Instrumentation (CMI)*, 2016, pp. 381-385.
- [210] O. Vitek, M. Janda, and V. Hajek, "Effects of eccentricity on external magnetic field of induction machine," in *MELECON 2010-2010 15th IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference*, 2010, pp. 939-943.
- [211] N. H. Chandra and A. Sekhar, "Fault detection in rotor bearing systems using time frequency techniques," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 72, pp. 105-133, 2016.
- [212] S. Nandi, R. M. Bharadwaj, and H. Toliyat, "Mixed eccentricity in three phase induction machines: analysis, simulation and experiments," in *Industry Applications Conference, 2002. 37th IAS Annual Meeting. Conference Record of the*, 2002, pp. 1525-1532.
- [213] J. Le Roux, H. Kameoka, N. Ono, and S. Sagayama, "Fast signal reconstruction from magnitude STFT spectrogram based on spectrogram consistency," in *Proc. of International Conference on Digital Audio Effects DAFx*, 2010.
- [214] S. Sarkar, S. Das, P. Purkait, and S. Chakravorti, "Application of wavelet transform to discriminate induction motor stator winding short circuit faults from incipient insulation failures," in *Power and Energy in NERIST (ICPEN), 2012 1st International Conference on*, 2012, pp. 1-6.
- [215] R. Kechida and A. Menacer, "DWT wavelet transform for the rotor bars faults detection in induction motor," in *Electric Power and Energy Conversion Systems (EPECS), 2011 2nd International Conference on*, 2011, pp. 1-5.
- [216] P. Zheng An, J. Yang, and L. Wang, "Fault Detection of Stator Winding Interturn Short Circuit in PMSM Based on Wavelet Packet Analysis," in *Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA), 2013 Fifth International Conference on*, 2013, pp. 566-569.
- [217] R. Yan, R. X. Gao, and X. Chen, "Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: a review with applications," *Signal Processing*, vol. 96, pp. 1-15, 2014.

- [218] J. Cusido, L. Romeral, J. A. Ortega, J. A. Rosero, and A. Garcia Espinosa, "Fault Detection in Induction Machines Using Power Spectral Density in Wavelet Decomposition," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 55, pp. 633-643, 2008.
- [219] L. Junyao, Q. Guojun, and H. Niaoqing, "Feature analysis of asymmetric fault in asynchronous motor based on quantitative simulation and Park's vector method," in *Quality, Reliability, Risk, Maintenance, and Safety Engineering (QR2MSE), 2013 International Conference on*, 2013, pp. 1721-1724.
- [220] S. Karmakar, S. Chattopadhyay, M. Mitra, and S. Sengupta, *Induction Motor Fault Diagnosis: Approach through Current Signature Analysis*: Springer, 2016.
- [221] W. F. Godoy, I. N. da Silva, A. Goedel, R. H. C. Palacios, and W. S. Gongora, "Neural approach for bearing fault classification in induction motors by using motor current and voltage," in *Neural Networks (IJCNN), 2014 International Joint Conference on*, 2014, pp. 2087-2092.
- [222] J. Uddin, M. Kang, D. V. Nguyen, and J.-M. Kim, "Reliable fault classification of induction motors using texture feature extraction and a multiclass support vector machine," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2014, 2014.
- [223] I. H. Witten and E. Frank, *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*: Morgan Kaufmann, 2005.
- [224] J. Faiz and M. Ojaghi, "Instantaneous-power harmonics as indexes for mixed eccentricity fault in mains-fed and open/closed-loop drive-connected squirrel-cage induction motors," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 56, pp. 4718-4726, 2009.
- [225] S. Nandi, T. Ilamparithi, S. Lee, and D. Hyun, "Pole pair and rotor slot number independent frequency domain based detection of eccentricity faults in induction machines using a semi on-line technique," in *Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, 2009. SDEMPED 2009. IEEE International Symposium on*, 2009, pp. 1-7.
- [226] G. M. Joksimovic, M. D. Durovic, J. Penman, and N. Arthur, "Dynamic simulation of dynamic eccentricity in induction machines-winding function approach," *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 15, pp. 143-148, 2000.
- [227] C. Di, X. Bao, H. Wang, and Y. He, "Modeling and Analysis of Unbalanced Magnetic Pull in Cage Induction Motors with Curved Dynamic Eccentricity."
- [228] S. Hamdani, O. Touhami, R. Ibtouen, and M. Hasni, "Analytical evaluation of inductances for induction machine with dynamic eccentricity using MWFA and FE methods," in *Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and*

Drives (SDEMPED), 2013 9th IEEE International Symposium on, 2013, pp. 420-427.

- [229] X. Li, "Performance Analysis of a 3-phase Induction Machine with Inclined Static Eccentricity," University of Victoria, 2004.
- [230] L. Sousa Martins, J. Martins, V. F. Pires, and C. Alegria, "The application of neural networks and Clarke-Concordia transformation in fault location on distribution power systems," in *Transmission and Distribution Conference and Exhibition 2002: Asia Pacific. IEEE/PES*, 2002, pp. 2091-2095.
- [231] M. M. Canteli, A. O. Fernandez, L. I. Eguiluz, and C. R. Estébanez, "Three-phase adaptive frequency measurement based on Clarke's transformation," *Power Delivery, IEEE Transactions on*, vol. 21, pp. 1101-1105, 2006.
- [232] R. Bojoi, M. Lazzari, F. Profumo, and A. Tenconi, "Digital field-oriented control for dual three-phase induction motor drives," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 39, pp. 752-760, 2003.
- [233] C. C. De Wit, *Modélisation contrôle vectoriel et DTC: Commande des moteurs asynchrones I*: Hermes, 2000.
- [234] V. I. Utkin, "Sliding mode control design principles and applications to electric drives," *IEEE transactions on industrial electronics*, vol. 40, pp. 23-36, 1993.
- [235] X. Xu and D. W. Novotny, "Selection of the flux reference for induction machine drives in the field weakening region," *IEEE transactions on industry applications*, vol. 28, pp. 1353-1358, 1992.
- [236] P. Vas, *Sensorless vector and direct torque control*: Oxford University Press, USA, 1998.
- [237] L. Baghli, "Contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques," Université Henri Poincaré-Nancy I, 1999.
- [238] P.-É. Vidal, "Commande non-linéaire d'une machine asynchrone à double alimentation," 2004.