

وزارة التعليم العالى و البحث العلمى

UNIVERSITE 20 AOUT 1955 SKIKDA

FACULTE DE TECHNOLOGIE

DEPARTEMENT DE GENIE MECANIQUE

جامعة 20 اوت 1955 – سكيكدة

جياكلية التكنولو

قسم الهندسة الميكانيكية



Thèse de Doctorat Sciences

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de Doctorat en Sciences

Surveillance et Diagnostic de Défauts Dans les Systèmes Electriques

Option : Electromécanique

Présentée par : Benzahiou Samia

Devant le Jury :

Président :

Dr. M. LEGOUERA

Pr. Université du 20 Août 1955-Skikda

Rapporteur :

Dr. A. METATLA

M.C Université 20 Août 1955- Skikda

Examineurs :

Dr. Y. SOUFI

M.C Université de Tébessa

Dr. Y. KOURD

M.C Université de Souk Ehrass

Dr. R. KELAIA

M.C Université 20 Août 1955- Skikda

Année 2018

DEDICACE

*A Mon marié Abderrezak
Mes enfants Islam, Infèl et Serdaj
Mes parents et mes proches
A tous ceux qui m'ont nourrie de leur savoir*

REMERCIEMENTS

*J'adresse mes plus sincères remerciements à Monsieur **METATLA Abdelrezak**, Maîtres de conférences à l'université 20 Août 1955 Skikda, de m'avoir encadré et encourager durant cette période.*

*Je remercie Monsieur **LEGOUIRA Messaoud**, Professeur à l'université 20 Août 1955 Skikda, de l'honneur qu'il me fait en présidant le jury de cette Thèse de doctorat en Sciences.*

*Je tiens à témoigner à Monsieur **SOUFI Youcef**, maître de conférences à l'université de Tébessa, et également à **KOURD Yahia**, maître de conférences à l'université de Souk E Ahras ainsi que Monsieur **KELAIA Ridha** maître de conférences à l'université 20 Août 1955 Skikda, pour avoir accepté de participer au jury de cette thèse de doctorat en Sciences.*

Il serait dommage, dans ces remerciements, d'oublier mes proches et l'ensemble des amis et collègues de l'Université 20 Août 1955 Skikda, qui m'ont soutenue pour la réalisation de ce travail.

ملخص

تعتبر المحركات الكهربائية الغير متزامنة الأكثر استعمالا في الوسط الصناعي و هذا راجع إلى قوتها و صلابتها, و كذلك تكلفة إنشاؤها و صيانتها مقارنة بالمحركات الكهربائية الأخرى, خلال عملها المحركات الكهربائية تخضع لعدة اجهادات مما ينجر عنها في بعض الأحيان إعطاب لأسباب عدة منها كهربائية, ميكانيكية, الخ.

هذه الإعطاب تنعكس مباشرة على مردود المحركات الكهربائية و بالطبع على الإنتاجية, لهذه الأسباب قام الاختصاصيون و الباحثون في هذا المجال من تطوير استعمال تقنيات حديثة من أجل الكشف عن الأخطاء و تشخيصها في بدايتها قبل أن تتطور و تؤثر على المردود مما ينجر عنها في بعض الحالات التوقف الكامل عن العمل و هذا ينعكس سلبا على الإنتاجية

في هذا البحث العلمي قدمنا عدة تقنيات حديثة للكشف و تشخيص العيوب في المحرك الكهربائية, و قد اقترحنا أربع تقنيات حديثة للكشف و تشخيص الإعطاب في المحركات الكهربائية.

التقنية الأولى : تقوم بالتشخيص على أساس معالجة الإشارة و المتابعة للمقادير الفيزيائية و التغيرات التي تطرأ على المقادير الفيزيائية مع تغير الزمن.

التقنية الثانية: تعتمد على النماذج الرياضية و تركز أساسا على مقارنة الارتياح في الحالة العادية للمحرك (في غياب الخطأ) وحالة المحرك في وجود الخطأ.

التقنية الثالثة: تعتمد على النماذج الرياضية و أساسا على المتابعة اللحظية للتغيرات التي تطرأ على المقادير الفيزيائية في حالة وجود الأخطاء.

التقنية الرابعة: و تركز على استعمال قاعدة بيانات حقيقية و تطبيق تقنية الذكاء الاصطناعي و معالجة الصورة من أجل ترتيب عدة أنواع من الأخطاء في المحرك الكهربائي.

النتائج المتحصل عليها في هذا البحث علمي كفيلة بالكشف و تشخيص الأخطاء على مستوى المحركات الكهربائية بدقة عالية و يبقى العمل مفتوح من أجل تطوير طرق أخرى و تعميمها على الأنظمة الكهربائية.

RESUME

Dans ce travail nous avons présenté de nouvelles techniques de surveillance et diagnostic de défauts dans la machine asynchrone (moteur à induction) par deux grandes familles de diagnostic, l'une est basée sur un modèle de référence telle que, l'analyse des résidus structurés, l'analyse spectrale et l'estimation paramétriques, et l'autre sans modèle de référence, comme les techniques basées sur les Machines Learning.

La méthode des résidus structurés et l'analyse fréquentielle sont utilisées pour la détection et l'identification de défauts de cassure de barre, portion d'anneaux et les différents types de défauts d'excentricité. La méthode basée sur l'estimation paramétrique utilisée dans ce travail pour objectif de détecter le défaut de court circuit dans 'une bobine à noyau de fer.

La méthode d'intelligence artificielle (Machines Learning) développée dans ce travail, est utilisée pour détecter et classifier les défauts de roulement, cassure de barre et le défaut de court circuit à partir d'une base de données réelle.

Les résultats expérimentaux obtenus montrent la robustesse et la précision des méthodes présentes dans cette thèse pour la détection et le diagnostic de défauts dans le moteur à induction.

ABSTRACT

In this work we have presented new approaches to the monitoring and diagnosis of defects in the induction motor by two major diagnostic families, one based on a reference model such as structured residual analysis, spectral analysis and parametric estimation.

The second family of approaches used in this work those without reference model such as Machine Learning.

The structured residual method and frequency analysis are used for the detection and identification of bar breaking defects, ring portions and different types of eccentricity defects.

The method based on the parametric estimation presented in this work used for detect the short circuit fault of the stator windings.

The methods of artificial intelligence (Machines Learning) presented in this work are used to detect and classify rolling faults, bar breaks and short circuit faults from a real database.

SOMMAIRE		
Introduction générale		15
Chapitre –I-		
METHODES DE DIAGNOSTIC		
I.1	Introduction	19
I.2	Méthodes de diagnostic externe	20
I.2.1	Reconnaissance de formes (RdF)	20
I.2.1.1	La phase d'analyse	22
a.	Détermination de l'espace de représentation	22
b.	Réduction de l'espace de représentation	22
c.	Détermination de l'espace de décision	22
d.	Choisir de la méthode de discrimination	23
I.2.2	Réseaux de neurones artificiels	23
I.2.3	Algorithme des réseaux de neurones et leurs schémas de principe	24
I.2.3.1	Algorithme Perceptron	24
I.2.3.2	Algorithme perceptron multicouches	25
I.2.3.3	Algorithme de Hopfield	25
I.2.3.4	Réseaux de propagation arrière (Gradient)	26
I.2.3.5	Réseaux de Kohonen	27
I.2.4	Systèmes experts	27
I.2.4.1	Moteur d'inférence	27
I.2.4.2	Base de données	27
I.2.4.3	Base de connaissance	28
I.2.4.4	Règle de production	29
I.2.5	Diagnostic par des outils de traitement de signal	29
I.2.5.1	Transformation de Fourier discrète	29
I.2.5.2	Transformée de Fourier rapide	30
I.2.5.3	Périodogramme	31

I.2.5.3.1	Périodogramme simple	31
I.2.5.3.2	Périodogramme modifié	32
I.3	Méthodes de diagnostic internes	33
I.3.1	Estimation d'état par observateur	33
I.3.2	Observateur à entrée inconnue	35
I.3.3	Utilisation de l'espace de parité	37
I.3.4	Estimation paramétrique	38
I.4	Conclusion	39
CHAPITRE II		
MACHINE ASYNCHRONE : CONSTRUCTION & DEFAUTS		
II.1	Introduction	41
II.2	Eléments de constitution de la machine asynchrone	41
II. 2.1	Stator	42
II.2.2	Rotor	43
II.2.3	Paliers	44
II.3	Terminologie de références et définitions adoptées	44
II.4	Définitions générales	44
II.5	Domaines de la connaissance	45
II.6	Caractéristique du module	45
II.7	Critères liés aux diagnostics	46
II.8	Défauts de la machine asynchrone	47
II.9	Etudes statistiques	47
II.10	Causes de défauts de la machine asynchrone	49
II.11	Types de défauts	49
II.11.1	Défauts du stator	49
II.11.1 .1	Défaut d'isolation des spires	49
II.11.1 .2	Défauts de courts - circuits	49
II.11.1.3	Déséquilibre d'alimentation	50

II.11.1.4	Défauts de circuit magnétique	50
II.11.2	Défauts du rotor	50
II.11.3	Défauts de l'arbre	51
II.12	Conclusion	51
CHAPITRE III		
MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE EN VUE DE DIAGNOSTIC		
III.1	Introduction	53
III.2	Modélisation de la machine dans un régime quelconque	53
III.3	Transformation triphasée-diphasée	54
III.4	Transformation de Park	57
III.5	Modèle proposé en vue de diagnostic	59
III.5.1	Hypothèses de modélisation	59
III.5.2	Modèle proposé	60
III.6	Calcul des inductances	65
III.7	Equation mécanique de la machine	66
III.8	Résultats de simulation et interprétation	67
III.9	Conclusion	69
CHAPITRE IV		
SYNTHESE DE DEFAUTS ET SIMULATIONS NUMERIQUES		
IV.1	Introduction	71
IV.2	Caractéristique de la machine étudiée	71
IV.3	Utilisation de la méthode basée sur le suivi et la signature des grandeurs	71
IV.4	Cas de défaut de rupture de barres, portion d'anneaux et défauts d'excentricités	72
IV.4.1	Cas de défaut de barre	73
IV.4.2	Cas de cassure de deux barres	75
IV.4.3	Cas de trois barres cassées	76
IV.5	Cas de défauts d'excentricité	77
IV.5.1	Cas de la machine saine	78

IV.5.2	Cas de défaut d'excentricité statique	80
IV.5.3	Cas de défaut d'excentricité dynamique	81
IV.5.4	Cas de défaut d'excentricité mixte	82
IV.6	Utilisation de l'analyse des résidus structurés	83
A.	Etape de détection	85
B.	Etape de diagnostic	86
B.1	Cas d'un défaut statique	86
B.2	Cas d'un défaut dynamique	87
B.3	Cas d'un défaut mixte	88
IV.7	Utilisation de l'estimation paramétrique	89
IV.7.1	Représentation mathématique de la bobine	89
IV.7.2	Méthode des moindres carrés	90
IV.7.3	Estimation des paramètres numériques	92
IV.7.4	Estimation des paramètres physiques	93
IV.7.5	Moindres carrés avec facteur d'oubli	96
IV.7.6	Modèle de la bobine à noyau de fer avec défauts de court circuit	99
IV.8	Utilisation des méthodes d'intelligences artificielles	102
IV.8.1	Description des données	102
IV.8.2	Principe de l'approche utilisée	104
IV.8.3	Prétraitement des données	104
IV.8.4	Présentation des grandeurs dans les plans 3D et 2D	105
IV.8.5	Construction du descripteur	107
IV.8.6	Expérimentation	109
IV.9	Conclusion	114
	Conclusion générale	116
	Références	118

LISTE DES FIGURES		
Chapitre –I-		
METHODES DE DIAGNOSTIC		
Figure I.01	Espace de dimensions	21
Figure I.02	Notions de classes en reconnaissances des formes	21
Figure I.03	Structure d'un réseau de neurone artificiel.	24
Figure I.04	Schéma de principe de perceptron	24
Figure I.05	Schéma de principe de perceptron multicouches	25
Figure I.06	Schéma de principe du réseau de Hopfield	26
Figure I.07	Schéma de principe de l'apprentissage par propagation arrière	26
Figure I.08	Principe d'un système expert de diagnostic	28
Figure I.09	Principe d'un observateur de surveillance et du diagnostic	33
Figure I.10	Principe de localisation de défauts par un observateur	36
Chapitre –II-		
MACHINE ASYNCHRONE : CONSTRUCTION & DEFAUTS		
Figure II.01	Principaux éléments de la machine asynchrone	41
Figure II.02	Construction du stator	42
Figure II.03	Construction du rotor	43
Figure II.04	Répartition des défauts	47
Figure II.05	Causes, origines et types de défauts dans le moteur à induction	48
Chapitre –III-		
MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE EN VUE DE DIAGNOSTIC		
Figure III.01	Représentation les axes des enroulements statoriques / rotoriques	35
Figure III.02	Transformation abc-alpha beta	55
Figure III.03	Transformation de Park	58
Figure III.04	Circuit équivalent du rotor	60
Figure III.05	Circuit équivalent des mailles rotorique	61
Figure III.06	Caractéristiques de la machine saine lors d'un démarrage	68
Figure III.07	Caractéristiques de la machine saine avec inversion de rotation	69

<i>Chapitre -IV-</i>		
SYNTHESE DE DEFAUT & SIMULATION NUMERIQUE		
Figure IV.01	Caractéristiques de la machine saine	73
Figure IV.02	Défaut de rupture de barre	73
Figure IV.03	Caractéristiques de la machine avec une cassure de barre	74
Figure IV.04	Caractéristiques de la machine avec cassure deux barres	75
Figure IV.05	Caractéristiques de la machine avec une cassure de barre et de deux barres	76
Figure IV.06	Excentricité statique	77
Figure IV.07	Excentricité dynamique	77
Figure IV.08	Caractéristiques de la machine saine	79
Figure IV.09	Caractéristiques de la machine avec un défaut d'excentricité statique	80
Figure IV.10	Caractéristiques de la machine avec un défaut d'excentricité dynamique	81
Figure IV.11	Caractéristiques de la machine avec un défaut d'excentricité mixte	82
Figure IV.12	Principe de détection	83
Figure IV.13	Principe de diagnostic	84
Figure IV.14	Résidus r_1 d'une phase statorique de la machine saine	85
Figure IV.15	Résidus r_2 d'une phase statorique de la machine avec un défaut statique	85
Figure IV.16	Résidus r_3 d'une phase statorique de la machine avec un défaut dynamique	85
Figure IV.17	Résidus r_4 d'une phase statorique de la machine avec un défaut mixte	85
Figure IV.18	Résidus r_2 en fonction de temps avec un défaut statique	86
Figure IV.19	Résidus r_3 en fonction du temps avec défaut statique	86
Figure IV.20	Résidus r_4 en fonction du temps avec un défaut statique	87
Figure IV.21	Résidus r_2 en fonction de temps avec un défaut dynamique	87
Figure IV.22	Résidus r_3 en fonction du temps avec défaut dynamique	87
Figure IV.23	Résidus r_4 en fonction du temps avec un défaut dynamique	87
Figure IV.24	Résidus r_2 en fonction de temps avec un défaut mixte	88
Figure IV.25	Résidus r_3 en fonction du temps avec un défaut mixte	88
Figure IV.26	Résidus r_4 en fonction du temps avec un défaut mixte	88
Figure IV.27	Bobine à noyau de fer	89
Figure IV.28	Principe général d'identification	90
Figure IV.29	Séquence entrée/sortie en fonction du temps	92
Figure IV.30	Résultats d'identification en fonction du temps en second	93

Figure IV.31	Identification des paramètres physique en fonction du nombre d'itérations	93
Figure IV.32	Histogramme des paramètres	94
Figure IV.33	Variance des estimations des paramètres numérique en fonction de l'amplitude de l'erreur de mesure	95
Figure IV.34	Erreur moyen d'estimation des paramètres numériques en fonction de l'amplitude de l'erreur de mesure	95
Figure IV.35	Erreur moyen d'estimation des paramètres physique en fonction de l'amplitude de l'erreur de mesure	96
Figure IV.36	Erreur moyen d'estimation des paramètres physiques avec un facteur d'oubli	97
Figure IV.37	Variance d'estimation pour les paramètres physiques avec un facteur d'oubli	98
Figure IV.38	Somme des erreurs quadratique en fonction de facteur d'oubli	98
Figure IV.39	Moyens des paramètres numériques en fonction de n_{cc}	100
Figure IV.40	Erreur moyen d'estimation pour les paramètres numériques en fonction de n_{cc}	100
Figure IV.41	Moyen des paramètres physiques en fonction de n_{cc}	101
Figure IV.42	Erreur moyen d'estimation pour les paramètres numériques en fonction de n_{cc}	101
Figure IV.43	Principale étapes de conception d'un classifieur en ligne	104
Figure IV.44	Courants statoriques avec différentes charges	105
Figure IV.45	Présentations des courants statoriques sur le plan 3D et leurs projection 2D	107
Figure IV.46	Image avec différentes résolutions	107
Figure IV.47	Effet de la taille des cellules sur le descripteur HOG	108
Figure IV.48	Architecture de réseau de neurone	111
Figure IV.49	Performance de réseau de neurone avec descripteur de taille [8 8]	111
Figure IV.50	Performance de réseau de neurone avec descripteur de taille [16 16]	111
Figure IV.51	Matrice de confusion obtenue par la méthode neural network avec HGO [8 8]	112
Figure IV.52	Matrice de confusion obtenue par la méthode neural network avec HGO [16 16]	112

INTRODUCTION GENERALE

INTRODUCTION GENERALE

Les machines asynchrones, de part leur robustesse et leur rapport poids/puissance, sont largement utilisées en milieu industriel. Assurer leur continuité de fonctionnement nécessite la mise en place des programmes de maintenances préventive et corrective. En effet, la fiabilité et la sûreté de leur fonctionnement permettent en partie d'assurer la surêté de personnes, la qualité du service et la rentabilité des installations. Le travail présenté dans cette thèse s'attarde sur le diagnostic de défauts dans les machines asynchrones triphasées à cage d'écureuil (Cas particulier le moteur à induction). La croissance de ce type de machines électriques est essentiellement due à sa simplicité de construction, son faible coût d'achat et sa robustesse dans tous les domaines industriels et en particulier dans les secteurs de pointe comme l'aéronautique, le nucléaire, la chimie ou encore les transports ferroviaires.

L'apparition d'un défaut conduit le plus souvent à un arrêt irrémédiable de la machine asynchrone entraînant, en conséquence, un coût de réparation non négligeable pour l'entreprise et aussi à une perte de la production. Dans le domaine industriel, il est indispensable d'assurer la sécurité des personnes et des matériels car aucun système, qu'il soit simple ou complexe, n'est à l'abri d'un dysfonctionnement.

Malheureusement, les contraintes nouvelles et l'intégration de ces machines dans des systèmes de conversion d'énergie de plus en plus complexes rendent le diagnostic plus difficile.

Plusieurs méthodes de diagnostic de défauts dans les systèmes électriques existent. Le choix d'une méthode est lié à la connaissance que l'on souhaité acquérir sur le système, mais aussi à sa complexité. Il existe deux grandes familles des méthodes du diagnostic de défauts dans le domaine du génie électrique:

- ✓ **Méthode à base de modèle analytique ou de référence (Inerne),**
- ✓ **Méthode sans modèle de référence (Externe).**

Les méthodes à base de modèle analytique ou de référence (Interne) reposent sur le suivi des paramètres et des grandeurs de la machine, au moyen d'algorithmes d'observation. Elles détectent les défaillances en comparant l'évolution de l'écart entre le modèle et le processus réel. Le principal avantage de ces méthodes réside dans l'intégration d'une connaissance à priori du système et donc un filtrage de l'information.

Les méthodes sans modèle de référence (Externe) sont basées sur l'extraction d'informations par le biais du traitement des signaux mesurés. Les signaux mesurables (les courants, les tensions, la vitesse, les vibrations, la température, ...) peuvent fournir des

informations significatives sur les défauts. A partir de ces grandeurs caractéristiques du fonctionnement des machines électriques, la mise en œuvre des méthodes décisionnelles comme la reconnaissance des formes, permet de concevoir des systèmes de surveillance ou des algorithmes performants au service du diagnostic.

Les performances de ces méthodes sont étroitement liées à la pertinence des indicateurs de défauts retenus et à la finesse d'analyse des mesures.

Cette machine tend effectivement à supplanter la machine à courant continu dans la plupart des entraînements à vitesse variable. Certaines utilisations de ces machines ne tolèrent pas les défauts intempestifs. Ces défauts peuvent être d'origine mécanique (excentricité du rotor, défaut sur les accouplement, usure, des roulements, ...) électrique ou magnétique (court circuit du bobinage statorique, rupture de barres ou d'anneaux, cassure de dents,..). Les imperfections peuvent aussi être dues à d'autres éléments de l'entraînement, comme les défauts d'alimentation provenant de la source d'alimentation. Tous ces défauts apparaissent dans la machine électrique ont des causes variées. Ils peuvent être dus au vieillissement des constituants du moteur, aux conditions d'utilisation ou bien encore, tout simplement à un défaut de fabrication dont l'effet serait imperceptible lors de la mise en service.

Le développement d'outils ou de capteurs de surveillance et de détection de pannes paraît une solution un peu plus coûteuse à l'investissement, mais elle s'amortit sur le long terme. Les signaux mesurables tels que les courants, les tensions, la vitesse, les vibrations ou bien encore la température peuvent fournir des informations significatives sur les défauts et ainsi servir à déterminer un ensemble de paramètres représentant les signatures de défauts du moteur. A partir de ces paramètres, la mise en place de méthodes décisionnelles peut permettre de concevoir des systèmes de surveillance. Les performances de cette approche de supervision sont étroitement liées à la pertinence des signatures de défauts déterminées et à la finesse d'analyse des mesures.

Dans ce contexte, cette thèse comporte quatre chapitres. Le premier chapitre est consacré aux différentes méthodes de diagnostic et leurs applications.

Le second chapitre présente dans une première partie les démarches classiques d'analyse, la construction et le fonctionnement des machines asynchrones. Dans sa deuxième partie nous présentons aussi les causes, types et origines des différents défauts dans la machine asynchrone.

Le troisième chapitre est consacré à la modélisation de la machine en vue du diagnostic. A cet effet, nous développons un modèle multi-maillages en vue du diagnostic de défauts de ruptures

de barres rotoriques, cassures d'anneaux, défaut de roulement, défaut de court circuit et le défaut d'excentricités.

Enfin, le dernier chapitre présente une synthèse des champs d'applications de quelques méthodes de diagnostic : La première méthode est l'analyse des signatures des courants et des flux dans le plan de phase (**Park**) pour la détection de défauts de court-circuit ainsi que les cassures de barres. La deuxième est l'analyse des spectres du courant statorique pour la détection de différents défauts d'excentricité statique, dynamique et mixte est présentée.

La troisième méthode développée dans cette thèse est basée sur l'estimation des paramètres en vue de la détection de défauts de court circuit dans une bobine à noyau de fer.

Nous terminons notre thèse par le développement d'une nouvelle approche de détection et classification de défauts par la reconnaissance de formes et les Machines Learning, cette dernière à été réalisée sur une base de données réelle.



CHAPITRE -I-
METHODES DE DIAGNOSTIC

CHAPITRE I

METHODES DE DIAGNOSTIC

I. 1 Introduction

Dans le monde industriel les gains de productivité représentent un souci quotidien pour les dirigeants des entreprises. La compétitivité passe par la maîtrise indispensable de la disponibilité de l'outil de production et par la qualité des biens produits ou des services rendus. Il existe plusieurs moyens permettant une sûreté des systèmes industriels. Le diagnostic des défaillances, s'il est réalisé avec efficacité et s'il permet de détecter de façon précoce une dégradation, représente un des moyens pour contribuer à l'amélioration de productivité.

Les étapes du processus de diagnostic sont définies à partir de la notion du mode de fonctionnement. Le mode de fonctionnement peut être défini comme l'ensemble des états du système qui le placent dans une situation de production et de sécurité donnée. Le suivi du mode de fonctionnement d'un système est généralement décrit comme un processus en trois étapes, chacune méritant une attention particulière:

- ✓ la détection du mode sous lequel le système fonctionne,
- ✓ l'identification et la localisation de la cause d'un mauvais fonctionnement éventuel,
- ✓ l'action sur le système qui résulte des deux étapes précédentes. Il peut s'agir du maintien dans le même mode de fonctionnement, de la correction du fonctionnement, ou même de son arrêt si nécessaire [1].

De nombreux scientifiques ont essayé de réduire le diagnostic à un problème de résolution inverse entre la cause et son effet. La sélection de la méthode de diagnostic la plus appropriée à un système industriel donné ne peut se faire qu'après un recensement des besoins et des connaissances disponibles. L'inventaire des éléments indispensables à étudier est le suivant:

- ✓ nature des causes de la défaillance à localiser,
- ✓ connaissance des symptômes associés aux défaillances induites par les causes,
- ✓ maîtrise des moyens de traitement des symptômes,
- ✓ maîtrises des moyens de mesure des symptômes,
- ✓ connaissance des mécanismes physiques entre les causes et les effets,

- ✓ inventaire du retour d'expérience,
- ✓ recensement des expertises disponibles,
- ✓ définition du niveau de confiance dans le diagnostic,
- ✓ identification des utilisateurs finaux du diagnostic.

En premier temps on peut classer les méthodes de diagnostic en deux catégories principales, internes et externes [2].

I. 2 Méthodes de diagnostic externes

En sens strict, ces méthodes supposent qu'aucun modèle n'est disponible pour décrire les relations de cause à effets. La seule connaissance repose sur l'expertise humaine confortée par un solide retour d'expérience. Dans cette catégorie, on retrouve toutes les méthodes basées sur l'intelligence artificielle, la reconnaissance des formes, les systèmes experts et les réseaux de neurones artificiels [3].

I.2.1 Reconnaissance de forme (RdF)

L'interprétation par les spécialistes des signatures associées aux défaillances fait appel de façon explicite ou implicite aux techniques de reconnaissance de formes. Par exemple une signature vibratoire permet la classification du fonctionnement du système à partir de reconnaissance de cette forme parmi toutes les autres formes associées aux modes de fonctionnements normaux et anormaux. Avec le développement de l'informatique, de nombreuses méthodes de reconnaissance de formes ont été développées pour aider les opérateurs humains à réaliser automatiquement la classification des signatures [4].

La reconnaissance de formes repose sur le classement des objets ou formes en les comparant à des formes-types. De manière générale, deux types de RDF se distinguent:

- ✓ la **RdF** structurelle qui se base sur une représentation des formes à l'aide de grammaires.
- ✓ la **RdF** statique qui s'appuie sur une représentation numérique des formes.

Une forme est une observation réalisée sur le processus. Elle est caractérisée par un ensemble de d paramètres (ou caractères), et représentée par un point dans l'espace de dimension d , défini par les différents paramètres (espace de représentation). Comme les paramètres sont

souvent des nombres réels, une forme 'i' peut être représentée par un vecteur $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}]$ de \mathfrak{R}^d (Voir les deux figures suivantes I.1 et I.2).

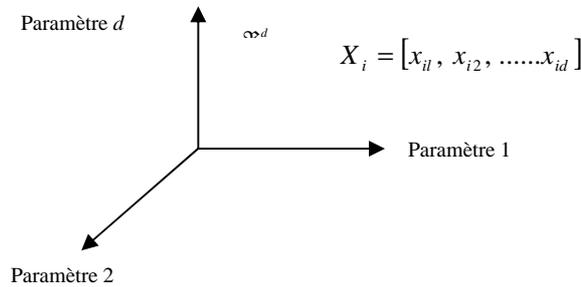


Fig I. 1 Espace de dimension

Ces formes ou objets sont donc caractérisés par un vecteur appelé vecteur forme. Si l'on se place dans le contexte du diagnostic, les paramètres du vecteur forme traduisent l'état du système étudié. Ils sont issus d'analyses effectuées sur les signaux mesurés par les capteurs implantés sur le système. Les formes types (ou prototypes) sont des points représentatifs de cet espace, et le problème de la reconnaissance consiste à associer une forme observée à une forme type connue. A cause des perturbations (bruit de mesure, précision des capteurs...), une nouvelle observation sera rarement identique à l'un des prototypes. Afin de traduire l'influence du bruit, les classes $(n_1, n_2, n_3, \dots, n_c, \dots, n_M)$ correspondent à des zones dans l'espace qui regroupent les formes semblables [2], [4], et [5].

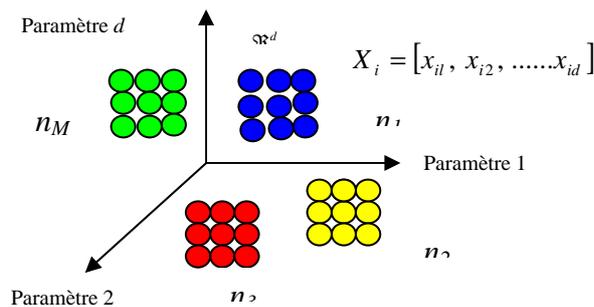


Fig I.2 Notions de classes en reconnaissance des formes

Le principe de la connaissance de forme est de savoir décider à quelle classe, parmi M classes connues, associer une nouvelle forme $X_i = [x_{u1}, x_{u2}, \dots, x_{ud}]$ observée. Dans le cadre du diagnostic, les classes correspondant aux modes de fonctionnement sont connues. Elles

constituent notre ensemble de données initiales, appelé ensemble d'apprentissage et noté X_a .

Le fait de classer une nouvelle observation, revient à identifier un de ces modes [2], [4] et [6].

La conception d'un système de diagnostic par *RdF* se déroule en deux phases:

- ✓ une phase d'analyse,
- ✓ une phase d'exploitation.

I.2.1.1 La phase d'analyse:

Pour réaliser cette phase il est nécessaire de suivre les étapes suivantes:

a) Détermination de l'espace de représentation

Choisir les paramètres sensibles aux différents défauts permettant la meilleure discrimination des classes et ainsi construire le vecteur forme.

b) Réduction de l'espace de représentation

Dans cette étape on détermine les paramètres les plus pertinents pour la reconnaissance. On conserve un nombre d' de paramètres inférieur au nombre d , afin d'améliorer les performances et de diminuer le temps de décision relatif au classement d'une nouvelle observation. Cette opération de réduction peut être réalisée soit par des méthodes d'excitation, soit par des méthodes de sélection de caractères. L'extraction consiste à effectuer une transformation de l'espace initial par combinaison des caractères initiaux. La sélection utilise une procédure de recherche selon un critère de séparabilité entre les classes et la compacité des classes permettant ainsi de sélectionner un sous ensemble des caractères initiaux [7] et [8].

c) Détermination de l'espace de décision

C'est à dire l'ensemble de toutes les classes possibles. Si l'on dispose de N observations déjà recueillies sur le système (ensemble d'apprentissage) et pour lesquelles on connaît à priori la classe d'origine, c'est à dire le mode de fonctionnement correspondant, l'espace de décision est parfaitement déterminé, Il s'agit d'une *RdF* en mode supervisé. Le principe est de classer les nouvelles observations, de telle façon que les observations d'une même classe soient semblables et que celles de classes différentes soient dissemblables [7].

d) Choisir de la méthode de discrimination

L'objectif de cette étape est de construire des frontières entre les différentes classes de l'ensemble d'apprentissage afin d'élaborer une règle de décision. Cette règle décidera d'affecter ou non une nouvelle observation à l'une des classes connues.

Le système de diagnostic par reconnaissance de formes peut être exploité, à la fin de la phase d'analyse, il est alors possible d'associer une nouvelle observation X_u recueillie sur le système à l'une des classes précédemment définies en appliquant la règle de décision. C'est la phase **d'exploitation** du système décisionnel qui dépend de la pertinence du vecteur forme et des performances de la règle de décision.

Le diagnostic par reconnaissance des formes a montré son intérêt sur différentes applications. L'application de la **RdF** au diagnostic se heurte souvent au problème de la connaissance à priori du système étudié. En effet, il est rare de disposer, dans l'historique du système, d'observations correspondant à tous les modes de fonctionnement possibles. En général, tous ou une partie des modes de fonctionnement qualifié d'anormaux n'ont jamais été rencontrés sur le système [8] et [9].

I.2.2. Réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau [10].

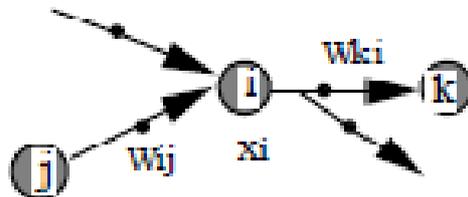


Fig I. 3 Structure d'un réseau de neurone artificiel. Pour le neurone d'indice i , les entrées sur celui-ci sont de poids W_{ij} alors que les connexions avals sont de poids W_{ki}

Dans un réseau de neurones, les neurones sont regroupés en couches. Habituellement, chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones dans la couche précédente et la couche suivante (excepté dans la couche d'entrée et celle de sortie du réseau). L'information donnée à un réseau de neurones est propagée couche par couche de la couche d'entrée à la couche de sortie en passant par soit aucune, une ou plusieurs couches intermédiaires (cachées). Dépendant de l'algorithme d'apprentissage, il est aussi possible d'avoir une propagation arrière de l'information [10] et [11].

I.2.3 Algorithmes des réseaux de neurones et leurs schémas de principes

I.2.3 .1 Algorithme perceptron

Un réseau de neurones très simple avec deux couches de neurones acceptant seulement des valeurs d'entrées et de sorties binaires. Le procédé d'apprentissage est supervisé et le réseau est capable de résoudre des opérations logiques simples comme AND ou OR. La méthode d'apprentissage est supervisée. Ce qui veut dire que les sorties du réseau sont comparées avec des sorties cibles (patrons).

Il est aussi utilisé pour la classification de patrons. Les opérations logiques plus compliquées (comme l'opération XOR) ne peuvent être résolues par un Perceptron. L'algorithme d'apprentissage est la règle d'apprentissage de Hebb qui modifie les poids en multipliant l'entrée d'un neurone par sa sortie et le taux d'apprentissage du réseau [12].

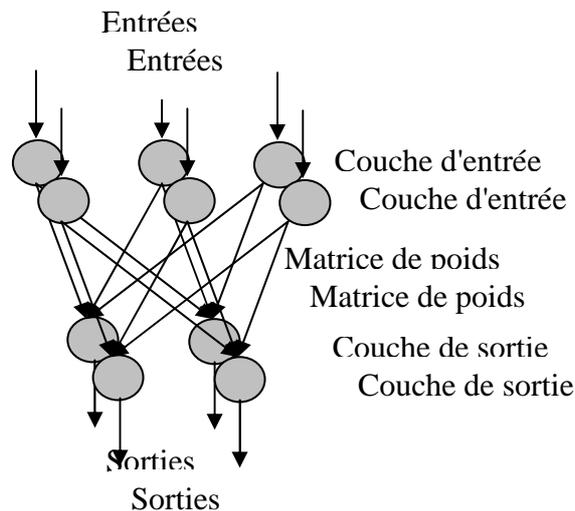


Fig I.4 Schéma de principe de perceptron

I.2.3.2 Algorithme perceptron multicouches

C'est une extension du Perceptron qui a une ou plusieurs couches cachées entre les couches d'entrées et de sortie. Grâce à sa structure étendue, un Perceptron multicouches est capable de résoudre toute opération logique incluant le problème XOR. La méthode d'apprentissage est supervisée. L'algorithme d'apprentissage est la règle d'apprentissage du gradient qui modifie les poids en multipliant l'entrée d'un neurone avec la différence de la sortie et de la sortie désirée le taux d'apprentissage du réseau [13].

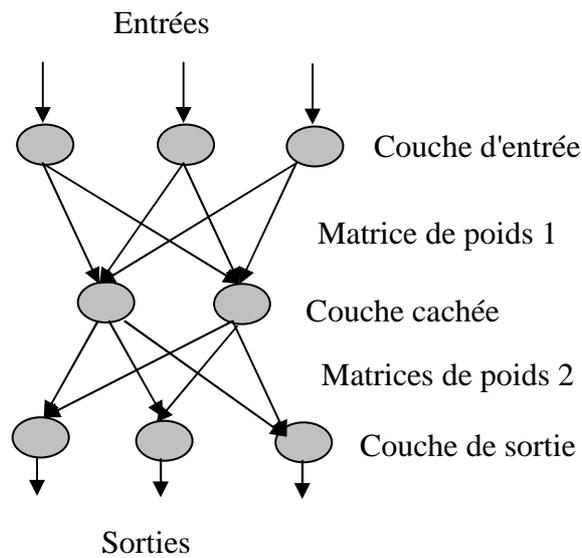


Fig I.5 Schéma de principe du Perceptron multicouches

I.2.3.3 Algorithme de Hopfield

Ce type de réseau est un ensemble de neurones, où chaque neurone est connecté à tous les autres neurones. Il n'y a aucune différenciation entre les neurones d'entrées et de sorties. L'application principale d'un réseau Hopfield est l'entrepôt et la reconnaissance. La méthode d'apprentissage est non - supervisée.

L'algorithme d'apprentissage est la règle d'apprentissage "simulated annealing" (parfois delta) [14].

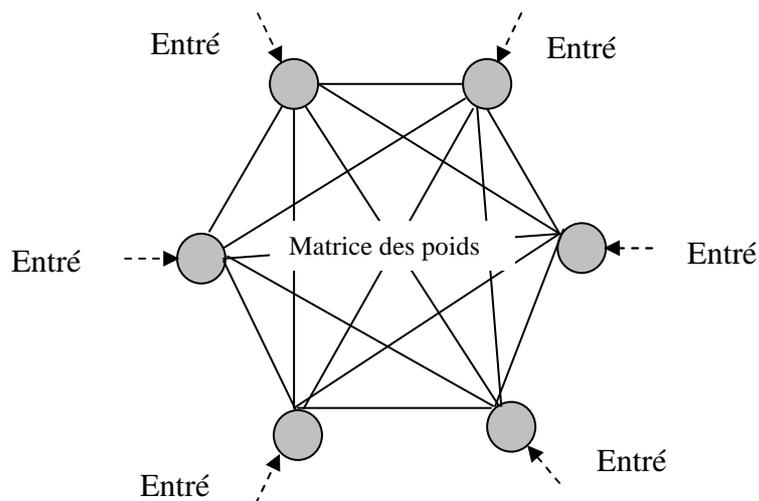


Fig I.6 Schéma de principe du réseau de Hopfield

I.2.3.4 Réseau de propagation arrière (gradient)

Ce type de réseau est l'un des plus puissants réseaux de neurone. Il y a la même structure que le Perceptron à niveau multiples et utilise l'algorithme de propagation par en arrière. La méthode d'apprentissage est : supervisée [15].

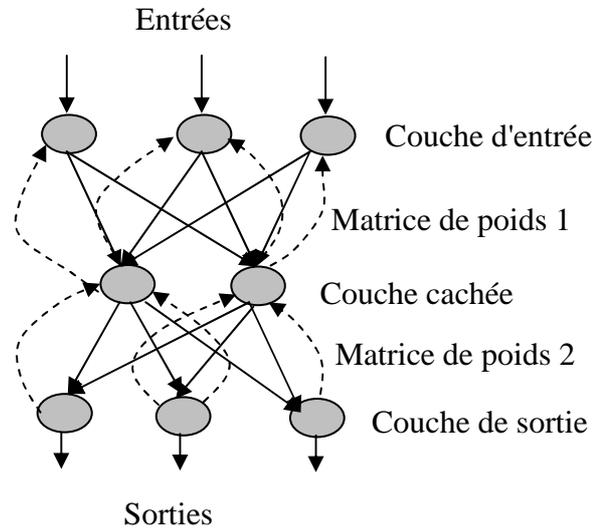


Fig I.7 Schéma de principe de l'apprentissage par propagation arrière

I.2.3.5 Réseau de kohonen

C'est probablement le type de réseau de neurones le plus utile, pour simuler le cerveau humain les neurones s'organisent eux-mêmes par rapport à certaines données à l'entrée. Ce type de réseau est "feedforward" ainsi que "feedback". Il est utilisé dans le codage d'informations [16].

I.2.4 Systèmes experts

D'une manière générale, un système expert est un outil capable de reproduire un processus cognitif d'un expert dans un domaine particulier. Il s'agit de l'une des voies pour d'aboutir à l'intelligence artificielle. Plus précisément, un système expert est un logiciel capable de répondre à des questions, en effectuant un raisonnement à partir de faits et de règles connus. Il peut servir notamment comme outil d'aide de la décision. Le premier système expert est DENDRAL. Il permettait d'identifier les constituants chimiques [17].

Un système expert se compose de trois parties: une base de faits, une base de règles et un moteur d'inférence.

I.2.4.1 Moteur d'inférence

Un moteur d'inférence est capable d'utiliser faits et règles pour analyser de nouveaux faits, jusqu'à parvenir à la réponse à la question experte posée. Un moteur d'inférence est un logiciel correspondant à un algorithme de simulation des raisonnements déductifs. Le moteur d'inférence permet aux systèmes experts de conduire des raisonnements logiques et de dériver des conclusions à partir d'une base de faits et d'une connaissance [18].

I.2.4.2 Base de données

Une base de données, est un ensemble structuré et organisé permettant le stockage de grandes quantités d'informations afin d'en faciliter l'exploitation (ajout, mise à jour, recherche de données).

I.2.4.3 base de connaissance

Une base de connaissance regroupe des connaissances spécifiques à un domaine donné, sous une forme exploitable par un ordinateur. Elle peut contenir des règles (dans ce cas, on parle de base de règles), des faits ou d'autres représentations. Si elle contient des règles, un moteur d'inférences simulant les raisonnements déductifs peut être utilisé pour déduire de nouveaux faits.

Les plus simples des systèmes experts s'appuient sur la logique des propositions (dite aussi "logique d'ordre 0". Dans cette logique, on n'utilise que des propositions, qui sont vraies, ou fausses. D'autres systèmes s'appuient sur la logique des prédicats du premier ordre (dite aussi "logique d'ordre 1", que des algorithmes permettant de manipuler aisément.

Le schéma de principe d'un tel système est représenté par la figure I.8. On y trouve les trois composants de base à savoir la base des faits, celle des règles et le moteur d'inférence [19].

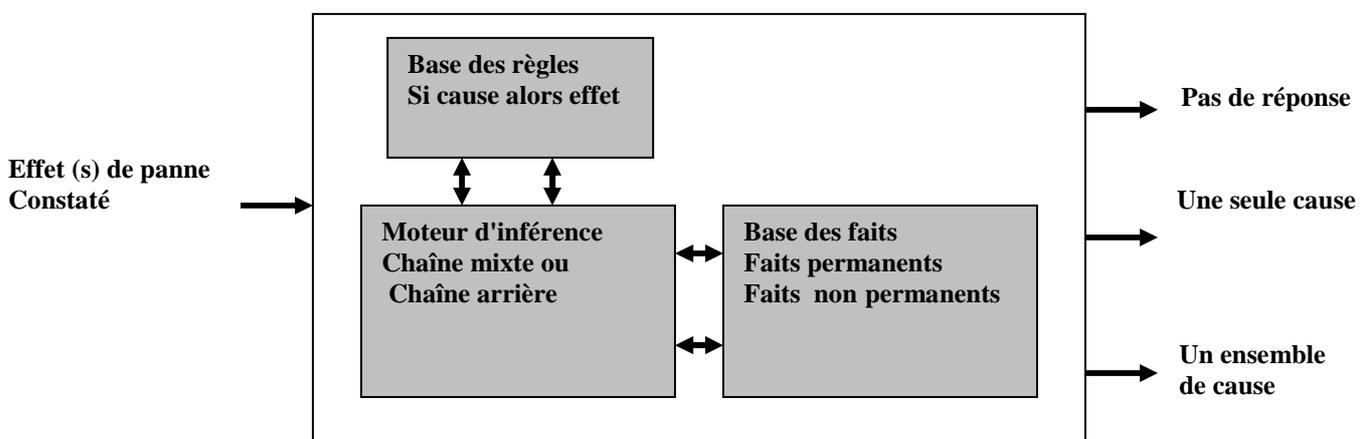


Fig I.8 Principe d'un système expert de diagnostic

I.2.4.4. Règle de production

La connaissance d'un système expert d'aide au diagnostic, dans le cas d'un formalisme de règles de production, peut se présenter sous la forme de règles de production:

Si (Cause 1) et (Cause 2) et Et (Cause n) alors Effet (conséquence). Cette expertise peut être formulée directement par l'expert et le cognicien ou bien elle peut être déduite à partir des méthodes d'aide au diagnostic qui se basent sur l'analyse de la défaillance. Ainsi, l'écriture sous forme de règles de production de toutes les relations causes - effets des pannes connues d'un procédé ou d'un système permet d'une part de le modéliser sous forme linguistique et d'autre part de créer la base des règles du système expert. Afin d'arriver à identifier la bonne cause de défaillance, il faut appliquer le mécanisme d'inférence qui définit la démarche de diagnostic

L'utilisation des systèmes experts présente des limitations, dont la plus importante est celle de raisonnement incertain. En fait, un des plus grands problèmes que rencontre le cognicien lorsqu'il tente de formaliser le savoir d'un expert, c'est que celui-ci est capable de raisonner sur des connaissances incertaines ou imprécises et qu'on ne dispose que de très peu d'outils pour rendre compte de cette capacité [19].

I.2.5 Diagnostic par les outils du traitement du signal

Le diagnostic d'une défaillance ou d'une dégradation fait appel le plus souvent à l'utilisation de signatures. Ces signatures contiennent les informations jugées pertinentes par les spécialistes des matériels pour la détection d'une défaillance ou d'une dégradation. La complexité des signatures dépend de la nature des systèmes et des matériels à diagnostiquer et varie en fonction de l'anomalie recherchée. Défaillance ou dégradation [20].

I.2.5.1 Transformation de Fourier discrète

C'est une méthode classique d'estimation de la densité spectrale de la puissance d'un signal. La transformée de Fourier discrète, généralement notée TFD, d'une suite finie de P échantillons $\{p_s(0), p_s(1), \dots, p_s(P-1)\}$ se calcule grâce à la relation:

$$F(k) = \sum_{n=0}^{N-1} p_s(n) e^{-j \frac{2\pi nk}{N}} \quad (\text{I.1})$$

Pour $k = 0, \dots, N-1$

Où le terme N représente le nombre de points de calcul de la TFD. Ce terme influence précision du tracé alors que le terme P est lié à ce que l'on appelle la résolution en fréquence. En pratique, on essaye d'avoir un nombre de points lié à la résolution en fréquence supérieur ou égal au nombre de point de la TFD ($P \geq N$). Si ce n'est pas le cas, on utilise une technique

appelée zero - padding qui consiste à compléter la suite $P_s(n)$ avec $(N - P)$ zéros, ce qui permet d'obtenir autant de point pour la suite temporelle que la suite fréquentielle. La transformée de Fourier inverse, notée ITFD, se calcule grâce à la relation [21]:

$$p_s(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} F(k) e^{j \frac{2\lambda nk}{N}} \quad (I.2)$$

En décomposant l'exponentiel de la première équation le nombre complexe $F(k)$ peut se mettre sous la forme:

$$F(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} p_s(n) \cos\left(\frac{2\lambda nk}{N}\right) - j \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N-1} p_s(n) \sin\left(\frac{2\lambda nk}{N}\right) \quad (I.3)$$

Cette équation nous permet ainsi de définir la transformée de Fourier en cosinus, notée TFD - cos grâce à l'équation suivante:

$$F_c(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} p_s(n) \cos\left(\frac{2\lambda nk}{N}\right) \quad (I.4)$$

Ainsi que la transformée de Fourier en sinus TFD - sin, calculée avec l'équation:

$$F_s(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} p_s(n) \sin\left(\frac{2\lambda nk}{N}\right) \quad (I.5)$$

Ces deux transformées permettent d'obtenir des temps de calcul réduits lorsqu'elles sont implantées dans un algorithme de calcul [21].

I.2.5.2 Transformée de Fourier rapide:

C'est une transformée sur un algorithme de calcul rapide de la TFD. L'algorithme de base de cette transformée utilise un nombre de points N égal à une puissance de 2, ce qui permet d'obtenir un gain en temps de calcul, par rapport à un calcul avec la TFD, de:

$$Gain = \frac{N}{\log_2(N)} \quad (I.6)$$

Cette transformée de Fourier rapide est très utilisée lorsqu'il est indispensable d'obtenir une analyse fréquentielle en ligne dans certains processus au travers d'une fenêtre glissante d'observation [21].

I.2.5.3 Périodogrammes

I.2.5.3.1 Périodogramme simple

La densité spectrale de puissance (DSP) $\hat{P}_{ps}(f)$ de la suite $p_s(f)$, sous l'hypothèse d'ergodicité, repose sur l'équation suivante:

$$\hat{P}_{ps}(f) = \lim_{N \rightarrow \infty} E \left[\frac{1}{(2N+1)} \left| \sum_{n=-N}^N p_s(n) e^{-j2\lambda f n} \right|^2 \right] \quad (I.7)$$

Avec $-\frac{1}{2\lambda} \leq f \leq \frac{1}{2\lambda}$ et T la période d'échantillonnage. La nécessité d'appliquer l'espérance mathématique E provient du caractère aléatoire des signaux. En pratique, pour un ensemble de données $p_s(n)$ disponibles de $n=0$ à $N-1$, le calcul de la DSP s'effectue avec la relation [14] [22] [33]:

$$\hat{P}_{ps}(f) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} p_s(n) e^{-j2\lambda f n} \right|^2 \quad (I.8)$$

Cet estimateur est appelé périodogramme, l'estimation de la DSP peut être vue comme un filtrage du signal d'entrée par un banc de filtres du type passe-bande, dont chaque filtre élémentaire possède la réponse fréquentielle $H(f)$ donnée par la relation:

$$H(f) = \frac{\sin(N\pi(f-f_0))}{N \sin(\pi(f-f_0))} e^{j(N-1)\pi(f-f_0)} \quad (I.9)$$

Le signal de sortie d'un filtre élémentaire est ensuite échantillonné et son amplitude est élevée au carré pour déterminer la puissance de sa bande spectrale. La largeur de bande à -3dB de ces filtres est d'environ $\frac{1}{N}$. Lorsque N tend vers l'infini, la puissance de sortie du filtre correspond à celle d'une composante spectrale de fréquence f_0 du signal d'entrée [21].

I.2.5.3 .2 Périodogramme modifié

Il est utilisé dans le cas où nombre d'échantillons N sont limités, peut être vu comme la multiplication terme à terme de la totalité du signal par la suite $\omega(n) = \Pi_{\{0, \dots, N-1\}}(n)$. On donne de cette dernière le nom de fenêtre rectangulaire. Ce fenêtrage introduit des ondulations parasites dans le spectre fréquentiel résultant. Donc, il est courant d'utiliser des fenêtres dites de pondérations pour permettre une meilleure visualisation des composantes du spectre fréquentiel. L'expression de densité spectrale de la puissance donnée par l'équation suivante :

$$\hat{P}_{ps}(f) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} \omega(n) p_s(n) e^{-j2\lambda f n} \right|^2 \quad (I.10)$$

Le terme $\omega(n)$ rajouté dans l'équation représente l'expression mathématique de la fenêtre de pondération choisie. Les fenêtres de pondération les plus connues sont: Hamming, Hanning,

et Blackmann. Chacune d'elle permet de choisir le rapport souhaité entre la largeur du lobe principal et l'atténuation de la hauteur du plus lobe secondaire du spectre fréquentiel [21].

L'espérance mathématique du périodogramme pour nombre d'échantillons N limité, qui permet de déterminer le biais ou le décalage peut être calculée selon:

$$E[\hat{P}_{ps}(f_s)] = \int_{-\frac{1}{2}}^{\frac{1}{2}} \omega_{tri}(f-g) P_{ps}(f) dg \quad (I.11)$$

Ainsi que la variance d'un périodogramme est la seconde caractéristique importante d'un estimateur spectral. Dans le cas particulier d'un bruit blanc Gaussien, conduit à la relation suivante:

$$\text{var}[\hat{P}_{ps}(f)] \approx P_{pp}(f)^2 \left[1 + \left(\frac{\sin(2\pi Nf)}{N \sin(2\pi f)} \right)^2 \right] \quad (I.12)$$

Ce qui nous amène, pour toute fréquence $f = \frac{k}{N}$, à la relation suivante:

$$\text{var}[\hat{P}_{ps}(f)] \approx P_{pp}(f)^2 \quad (I.13)$$

La variance de périodogramme est alors indépendante du nombre de points N . D'une autre façon, lorsque le nombre de points augmente, le biais du périodogramme diminue mais sa variance reste identique, ce qui donne des spectres relativement bruités [21].

I.3. Méthodes de diagnostic internes

Ces deux dernières décennies ont vu apparaître, en réponse à une augmentation de la complexité des procédés et de leur supervision, un grand nombre de méthodes de diagnostic de défauts, en particulier les méthodes fondées sur un modèle dynamique des procédés, que nous classons en quatre catégories:

- ✓ l'estimation d'état par observateur
- ✓ l'approche relations de parité
- ✓ l'estimation paramétrique
- ✓ l'approche causale

I.3.1. Estimateurs d'état par observateur

L'estimation d'état à base d'un observateur a pour idée principale d'estimer une partie ou l'ensemble des mesures du système surveillé à partir des grandeurs mesurables. Des résidus

sont alors générés en fonction de la différence (éventuellement filtrée) entre les sorties estimées et les sorties réelles. La stratégie de décision utilisée est celle décrite dans la section précédente. L'observateur est un modèle parallèle au système avec une contre réaction qui pondère l'écart de sortie [22]. Le principe général d'un observateur d'état est présenté par la figure I.9 suivante:

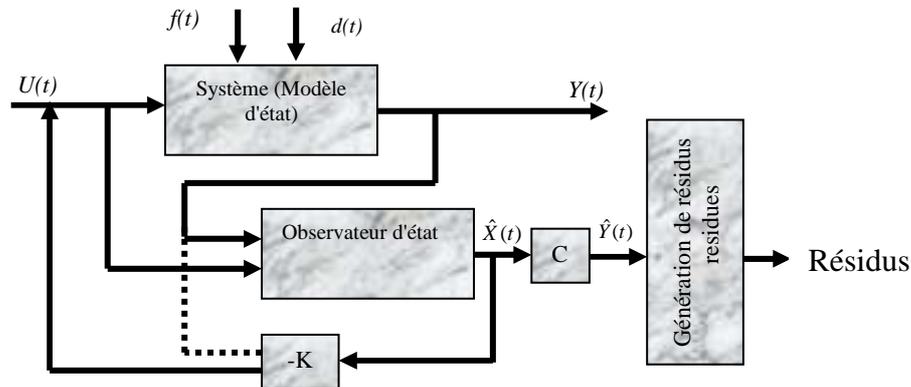


Fig I.9 Principe d'un observateur de surveillance et du diagnostic

On suppose que le système surveillé soit représenté par les équations linéaires dynamiques suivantes:

$$\begin{cases} \hat{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + E_1d(t) + K_1f(t) \\ y(t) = Cx(t) + Du(t) + E_2d(t) + K_2f(t) \end{cases} \quad (\text{I.14})$$

Où

$u(t)$ est l'entrées, $y(t)$ est la sorties, $x(t)$ est le vecteur d'état. A, B, C, D , Sont les matrices de distribution de dimension adéquates.

d : Porte le nom de vecteur d'entrées inconnues et distribuée via deux matrices constantes E_1 et E_2 connues,

f : Est un vecteur inconnu représentant l'effet des défauts, distribué via deux matrices constantes connues F_1 et F_2 .

L'objectif est de synthétiser un vecteur de résidus r sur la base de ce modèle tel que r soit insensible aux entrées inconnues d et sensible aux défaillances f .

La méthode de génération des résidus est basée sous l'hypothèse des systèmes strictement propres et sous l'hypothèse que le terme E_2d dans l'équation de sortie est négligeable.

Une approche possible consiste à reconstruire l'état x en utilisant un observateur d'ordre plein comme suit :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A_c \hat{x}(t) + Bu(t) + Hy(t) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (\text{I.15})$$

Avec $A_c = A - HC$ et où \hat{x} et \hat{y} sont respectivement les vecteurs d'état estimé et de sortie estimée. H est la matrice de gain de l'observateur. Ces observateurs permettent d'estimer l'intégralité du vecteur d'état x . Cela suppose donc que le système soit totalement observable. La synthèse des différents paramètres de cet observateur se fait en considérant nulles les défaillances soit $f(t) = 0$, donc l'équation différentielle régissant l'erreur de reconstruction est [23]:

$$\hat{e}(t) = A_c e(t) + E_1 d(t) \quad (\text{I.16})$$

Dans l'espace des fréquences, les vecteurs de résidus notés $r(s)$, s'écrit alors:

$$r(s) = W(y(s) - \hat{y}(s)) = WC(sI - A_c)^{-1} E_1 d(s) \quad (\text{I.17})$$

Où, W est la matrice de structuration des résidus qui peut dépendre de la fréquence r sera, donc robuste (insensible) aux entrées inconnues si les matrices W et H satisfont à la condition suivante dite de découplage [23] et [24].

$$WC(pI - A_c)^{-1} E_1 = 0, \quad A_c = A - HC \quad (\text{I.18})$$

I.3.2 Observateur à entrée inconnue

Le principe de base des observateurs à entrées inconnues est l'emploi d'une transformation T telle que $w = Tx \in \mathfrak{R}^2$ soit l'estimation d'une combinaison linéaire de l'état. La méthode consiste alors à estimer w à l'aide d'un observateur de Luenberger tel que [25]:

$$\begin{cases} \hat{w}(t) = Fw(t) + Ky(t) + Ju(t) \\ \hat{x}(t) = L_1w(t) + L_2y(t) \end{cases} \quad (\text{I.19})$$

Où \hat{x} est l'estimation du vecteur d'état du système et où F_1, K_1, J_1, L_1 et L_2 sont des matrices de dimensions adéquates. En absence de défaillances, les équations différentielles régissant l'erreur de reconstruction $e(t) = w(t) - Tx(t)$ et le vecteur de résidus sont données par:

$$\dot{e}(t) = F_e(t) + (FT - TA + KC)x(t) + (J - TB)u(t) - TE_1d(t) \quad (\text{I.20})$$

$$r(t) = W(y(t) - C\hat{x}(t)) = WC(I - L_1T - L_2C)x(t) \quad (\text{I.21})$$

où W est une matrice de structuration des résidus. L'observateur est donc stable et le vecteur de résidus noté r robuste aux entrées inconnues si les conditions bien connues suivantes, sont vérifiées:

$$\begin{aligned} R_e(\lambda(F)) &< 0 \\ FT + KC &= TA \\ L_1T + L_2C &= I_n \\ J &= TB \\ TE_1 &= 0 \end{aligned} \quad (\text{I.22})$$

où $\lambda(F)$ sont les valeurs propres de F et où I_n dénoter la matrice identique d'ordre n . Les conditions nécessaires et suffisantes d'existence de l'observateur sont données par la condition $\text{rang}(CE_1) = \text{rang}(E_1) = g < m$. Plusieurs travaux permettent de déterminer les matrices F, T, K, J, L_1, L_2 , grâce à une méthodologie de synthèse de différents paramètres permettant de maîtriser la dynamique de reconstruction en fixant les valeurs propres de la matrice de gain F . L'avantage de cette méthode réside dans la systématisation de la procédure et dans la prise en compte d'une spécification de sensibilité de l'observateur aux défaillances que l'on cherche à détecter [26].

Pour résoudre le problème de localisation des défauts, l'idée est de construire un banc de q observateurs dont chacun est excité par une combinaison judicieusement choisie des entrées et des sorties du système. Le principe de base est donné par la figure suivante:

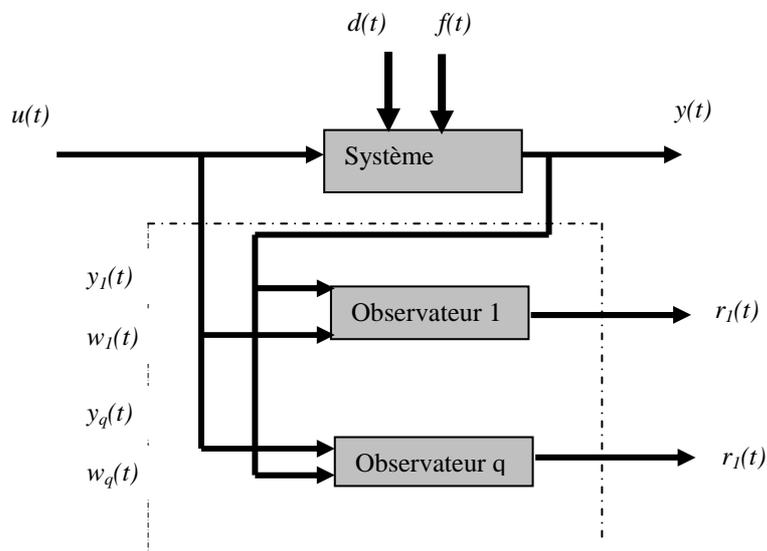


Fig. I. 10 Principe de localisation des défauts par un observateur

Chaque valeur de résidus $r_1(t) \dots r_q(t)$ est alors sensible à un ensemble des défauts. Deux stratégies sont généralement retenues:

1. la stratégie " *Dedicated Observer Scheme (DOS)*" où un défaut n'influence qu'un seul vecteur de résidus,
2. la stratégie " *Generalized Observer Scheme (GOS)*" où un défaut influence tous les vecteurs de résidus sauf un.

La tâche de localisation se fait alors, après prise de décision sur le caractère significatif de l'évolution des vecteurs de résidus, par une simple logique combinatoire.

I. 3. 3. Utilisation de l'espace parité

On suppose que le système surveillé est présenté sous la forme d'état par les équations suivantes:

$$\begin{cases} x(t+1) = A(\theta_d)s(t) + B(\theta_d)u(t) \\ y(t) = C(\theta_d)x(t) + D(\theta_d)u(t) \end{cases} \quad (I.23)$$

où t est l'indice de temps discret et où $x \in \mathfrak{X}^n, u \in \mathfrak{X}^l$ et $y \in \mathfrak{X}^m$ représentent respectivement l'état du système, le vecteur d'entrée et le vecteur de sortie. A, B, C, D sont les matrices de dimension adéquates. θ_d est le vecteur de paramètres susceptibles varier autour de sa valeur nominale θ_{d0} . L'objectif de l'approche par projection dans l'espace de parité est d'exploiter la redondance analytique existant dans les équations d'état lorsque celles-ci sont écrites sur un horizon d'observation [2]. Le vecteur de résidus est alors généré en projetant les mesures observées sur cet horizon dans un espace appelé espace de parité. Il s'agit d'un espace que le vecteur d'état du système non perturbé ne peut pas atteindre. Pour localiser les défauts, [13] propose de construire un ensemble de vecteurs de résidus structurés.

Deux stratégies peuvent être considérées:

- 1- le i^{eme} résidu $r_i(t)$ est sensible seulement au i^{eme} défaut,
- 2- le i^{eme} résidu $r_i(t)$ est sensible à tous les défauts mais insensible au i^{eme} défaut.

Quelle que soit la stratégie retenue, le problème revient à imposer sur le vecteur de projection v une série de contraintes supplémentaires. D'un point de vue géométrique ceci revient à fixer $r_i(t)$ dans une région de l'espace de parité, chaque région étant alors caractéristique d'une défaillance. Pas mal de travaux récents ont été réalisés sur l'espace de parité basé sur un modèle d'état continu du processus [27].

I.3.4. Estimations paramétriques

L'estimation de paramètres en lignes donne une image de l'état du procédé, mais la connaissance physique avec précision est bien souvent inexistante, notamment dans le cas des systèmes complexes.

L'estimation en ligne des paramètres d'un procédé permet d'engendrer une image de l'état du système par le biais d'un vecteur de paramètres. L'analyse de l'évolution des paramètres devrait fournir une connaissance permettant la détection, la localisation, et l'identification des

défauts. Par conséquent, les techniques d'estimation paramétrique en temps continu suscitent un intérêt croissant dans le secteur du diagnostic. En effet, dans le cas de l'estimation des paramètres continus pour des procédés de faible complexité, il est possible de revenir aux paramètres physiques du procédé avec des degrés d'incertitude acceptables, donc, alors une vue directe des éléments constituant le système donc l'identification de défauts s'en trouve simplifiée.

Dans la plus part des cas, il est difficile d'élaborer les modèles physiques des procédés, car la connaissance précise des paramètres ne peut être réalisée, notamment dans le cas d'une installation complexe. Pour ces raisons, la technique d'estimation des paramètres en ligne devra être associée à d'autres types de connaissance sur le procédé pour arriver jusqu'à la localisation d'un défaut [27].

L'évolution des techniques d'identification et l'apparition de calculateurs de plus en plus puissants, nous permettent aujourd'hui d'implanter des algorithmes d'estimation de paramètres en ligne. Le fonctionnement en temps réel de ce type d'algorithmes permet le suivi des paramètres d'une installation. Les applications des techniques d'identification sont principalement:

1. pour la commande des systèmes, l'objectif est de déterminer un modèle du procédé fidèle et précis. Ce modèle servira ensuite au calcul de la commande du système.
2. L'objectif principal du diagnostic des procédés, est la détection d'un état anormale du processus repose sur une comparaison entre les paramètres estimés à l'instant courant et les paramètres associés à un fonctionnement normal, les paramètres estimées sont susceptibles de subir de grande variation lors de l'apparition d'un défaut [29].

I.4 Conclusion

A l'issue de ce chapitre, on remarque que la diversité des méthodes de diagnostic mises au point, différent selon leurs principes et leurs applications. L'objectif est donc de retenir celle qui s'adapte au mieux, relativement aux objectifs visés par le diagnostic pour le système considérée.

**-CHAPITRE II-
MACHINE ASYNCHRONE : CONSTRUCTION
& DEFAUTS DE LA**

CHAPITRE II

MACHINE ASYNCHRONE : CONSTRUCTION & DEFAUTS

II.1 Introduction :

La machine asynchrone, connue également sous le terme anglo-saxon de machine à induction, est une machine électrique à courant alternatif sans connexion entre le stator et le rotor. Dans ce travail, nous présentons les différents éléments de constitution de la machines asynchrone, et ensuite nous effectuons une analyse des différents défauts pouvant survenir sur la machine avec leurs causes, origines et types.

II.2 Eléments de constitution de la machine asynchrone

La machine asynchrone triphasée est largement utilisée dans l'industrie, sa simplicité de construction en fait un matériel très fiable et qui demande peu d'entretien. Elle est constituée d'une partie fixe, le stator qui comporte le bobinage, et d'une partie tournante (rotor). Les circuits magnétiques du rotor et du stator sont constitués d'un empilage de fines tôles métalliques pour éviter la circulation de courants de Foucault [29].

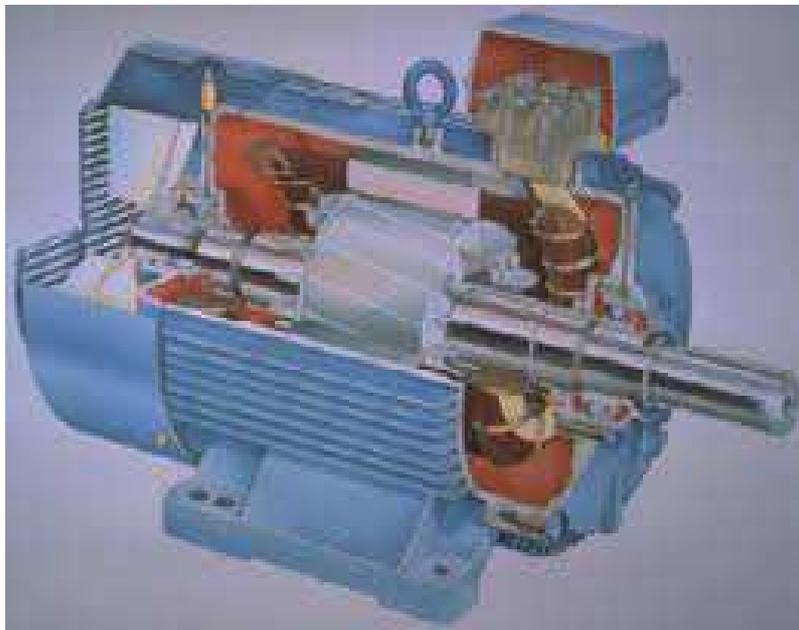


Fig II. 1 Principaux éléments de la machine asynchrone

II. 2.1 Stator

Le stator est la partie fixe de la machine, il est constitué de tôles d'acier dans lesquelles sont placés les bobines statoriques. Ces tôles sont, pour les petites machines, découpées en une seule pièce alors qu'elles sont, pour les machines de puissances plus importantes, découpées en sections. Elles sont habituellement recouvertes de vernis pour limiter l'effet des courants de Foucault. Elles sont reliées les unes aux autres pour former les enroulements statoriques. Ces derniers sont placés dans les encoches prévues à cet effet. Ils peuvent être insérés de manière imbriquée, ondulée ou encore concentrique [29]. L'enroulement concentrique est très souvent utilisé lorsque le bobinage de la machine asynchrone est effectué mécaniquement. Pour les grosses machines, les enroulements sont faits de méplats de cuivre de différentes sections insérés directement dans les encoches. L'isolation entre les enroulements électriques et les tôles d'acier s'effectue à l'aide de matériaux isolants qui peuvent être de différents types suivant l'utilisation de la machine asynchrone.



Fig. II.2 Construction du stator

II.2.2 Rotor

Le rotor est la partie mobile de la machine asynchrone. Dans le rotor à cage, les anneaux de court circuit permettent la circulation des courants d'un conducteur d'encoche (barre) à l'autre. Ces barres conductrices sont régulièrement réparties, et constituent le circuit du rotor. Dans le cas du rotor à cage d'écureuil, les conducteurs sont réalisés par coulage d'un alliage d'aluminium, ou par des barres massives de cuivre préformées et frettés dans les tôles du rotor. Il n'y a généralement pas, ou très peu, d'isolation entre les barres rotoriques et les tôles magnétiques, mais leur résistance est suffisamment faible pour que les courants de fuite dans les tôles soient négligeables, sauf lorsqu'il y a une rupture de barre. Le moteur à cage d'écureuil est beaucoup plus simple à construire que le moteur à rotor bobiné, son prix de revient est inférieur. De plus, il dispose d'une plus grande fiabilité [29].



Fig. II.3 Construction du rotor

II.2.3 Paliers

Les paliers, qui permettent de supporter et de mettre en rotation l'arbre rotorique, sont constitués des flasques et des roulements à billes insérés à chaud sur l'arbre. Les flasques, moulés en fonte, sont fixés sur le carter statorique grâce à des tiges de serrage comme nous présentons sur la figure II.1. L'ensemble ainsi établi constitue alors la machine asynchrone à cage d'écureuil [29].

II.3 Terminologie de références et définitions adoptées

Pendant les dernières années, un effort a été réalisé par les communautés liées à la supervision et au diagnostic de façon à établir un vocabulaire et une terminologie communs. Nous avons retenu, dans cette thèse, des définitions issues de sources bibliographiques diverses. La plupart d'entre elles ont été discutées au sein du SAFEPROCESS (Technical Committee of International Federation of Automatic Control) et condensées sur la forme d'un glossaire dans le cadre du projet MONET. D'autres ont été discutées au sein des groupes GRP (Groupement pour la Recherche en Productique) et SPSF (Systèmes de Production Sûrs de fonctionnement). Nous complétons cette terminologie avec quelques définitions provenant de la norme ISA 88 [29]. Qui définit la terminologie et les modèles de base des principes de contrôle des procédés batch.

II.4 Définitions générales

Défaut : Une déviation non permise d'au moins une propriété ou d'un paramètre caractéristique du système par rapport aux conditions normales de fonctionnement.

Panne ou défaillance : Interruption permanente de la capacité du système à remplir une fonction requise dans des conditions d'opérations spécifiées.

Dysfonctionnement : Exécution d'une fonction du système au cours de laquelle de service rendu n'est pas délivré ou est délivré de manière incomplète.

Symptôme : Changement d'une quantité observable par rapport à un comportement normal.

Perturbation : Signal d'entrée non contrôlé dont la présence est non souhaitable mais considérée comme normale.

Résidu : Indicateur de défaut basé sur la déviation entre les mesures et les calculs basés sur un modèle.

Trajectoire : Evolution temporelle d'une variable.

Suivi : Fonction maintenant en permanence un histoire des traitements effectués par le système de commande/supervision et une trace des événements que perçoit le système.

Détection de défaut : Détermination de présence de défauts et de l'instant d'occurrence de ces défauts.

Localisation de défauts : Détermination du type, de la localisation et de la date d'un défaut détecté. Consiste à remonter d'un ensemble de symptômes à un ensemble de composants défaillants.

Identification de défauts : Détermination de la taille et du comportement temporel d'un défaut. Fonction qui suit la localisation.

Diagnostic : Détermination du type, de la taille, de la localisation et de l'instant d'occurrence d'un défaut. Fonction qui suit la détection et inclut les fonctions de localisation et d'identification.

Surveillance : Ensemble de fonctions s'exécutant en temps réel ayant pour but de reconstituer l'état réel du procédé au sein de modèles utilisés par le système de conduite du procédé. Consiste en l'enregistrement ainsi qu'en la reconnaissance et l'indication de comportements anormaux.

Supervision : Représente la surveillance d'un système physique et la prise de décisions appropriés en vue de maintenir son opération face à des défaillances.

II.5 Domaines de la connaissance

Connaissance topologie (structurelle) : Description de l'interconnexion des composants du procédé (modèle structurel).

Connaissance comportementale : Description de la relation d'entrée-sortie des composants du système. Le modèle de comportement du système décrit les trajectoires du système.

II.6. Caractéristiques du modèle

Granularité : Se rapporte au nombre de variables utilisé dans un modèle. L'élimination ou l'agrégation de certaines variables du modèle correspond à un processus d'abstraction.

Précision : Reflète le niveau de détail mis pour exprimer les distinctions entre les valeurs des variables décrivant le système. Les modèles analytiques sont utilisés pour une représentation plus précise tandis que mes modèles qualitatives et heuristiques demandent une connaissance moins précise.

Exactitude : Liée à la distance entre la solution du modèle et le comportement observé du système réel. L'opération d'abstraction conserve l'exactitude du modèle.

Incertitude : Décrit le niveau de confiance que l'on peut accorder à la solution du modèle. Il y a l'incertitude liée à la valeur de paramètres, celle liée aux relations fonctionnelles entre les variables et celle correspondant aux perturbations non prises en compte par le modèle, que peut subir le système.

II.7. Critères liés au diagnostic

Précision : Un diagnostic précis est bien celui qui contient un défaut correct dans l'ensemble de candidat (défauts).

Résolution : Correspond à la faculté du diagnostic à établir un ensemble minimal de candidats (le cas idéal un) en s'appuyant sur l'information issue du procédé

Robustesse : Capacité du système à fournir un diagnostic précis malgré les incertitudes de modélisation, les perturbations ou les bruits de mesure.

Sensibilité : Capacité à détecter de faibles défauts qui proviennent de faibles changements de trajectoires des variables.

Fiabilité : Consiste en un diagnostic précis de tous les défauts y compris les défauts non prévus.

Pouvoir d'explication : *Capacité* du système de diagnostic à fournir des explications sur comment un défaut s'est produit et s'est propagé jusqu'à la détection, et sur sa propagation au sein du procédé en justifiant la proposition des hypothèses.

Instruction : Commande élémentaire orientée équipement adressée à un élément ou à un composant afin qu'il effectue un traitement donné (ex : ouvrir une vanne).

Pas : Séquence temporelle ou événementielle d'instructions à exécuter dans un module (ensemble) d'équipement en vue d'accomplir une tâche spécifique.

Phase : Succession de pas permettant de réaliser une fonction élémentaire (chargement d'un réacteur avec une matière première par exemple).

Opération : Ensemble de phases exécutées en séquence ou en parallèle sur une unité de production. Une opération conduit d'un état à un autre, induisant une modification des propriétés physiques et/ou chimiques de celui-ci (ex : la réaction).

Procédure : Ensemble d'opération à exécuter dans une ligne de production, pour fabriquer un produit particulier.

Recette : Utilisé pour spécifier le produit à réaliser, le type d'équipement requis, la procédure de traitement et les ingrédients, quantités, paramètres et temps de fabrication, ainsi que la formule assurant la fabrication d'une quantité désirée de produit [29].

II.8 Défauts de la machine asynchrone

II.8.1 Introduction

Bien que la machine asynchrone à cage d'écurueil soit réputée robuste, elle peut parfois présenter différents types de défauts. Ces défauts peuvent être soit d'origine électrique, soit d'origine mécanique. Un problème minime à l'étape de fabrication peut être à l'origine d'un défaut tout comme une utilisation non-conforme de la machine. Certaines fois, nous pouvons aussi incriminer le milieu dans lequel la machine est utilisée.

II.9. Etudes statistiques

Plusieurs études statistiques, ont été effectuées sur les défauts de la machine asynchrone, elles donnent les statistiques suivantes

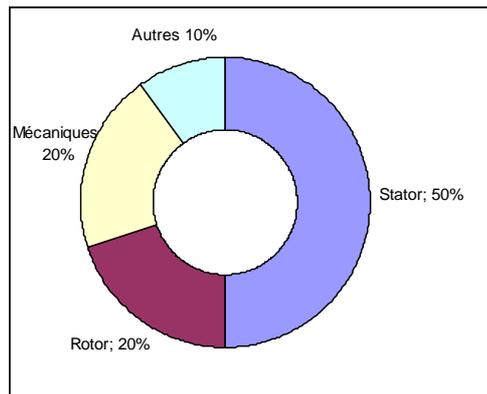


Fig II.4 Répartition des défauts

Plusieurs études montrent ces dernières années que les pannes au stator sont passées de 78% à 60% et au rotor de 12% à 22%. Ces variations sont dues à l'alimentation des isolants sur cette période et le milieu d'utilisation. Une autre étude faite par [30] sur des machines de grande puissance donne les pourcentages suivants: roulements 41% , autres 34%, enroulement statorique 13%, défaut au rotor 8% et mécanique 4%. Les contraintes mécaniques sont plus grandes pour ces types de machines ce explique le taux élevé des défauts aux roulements. Ces machines exigent une maintenance mécanique accrue.

La figure II 4, présente un synoptique sur les causes, origines et types de défauts d'une machine asynchrone

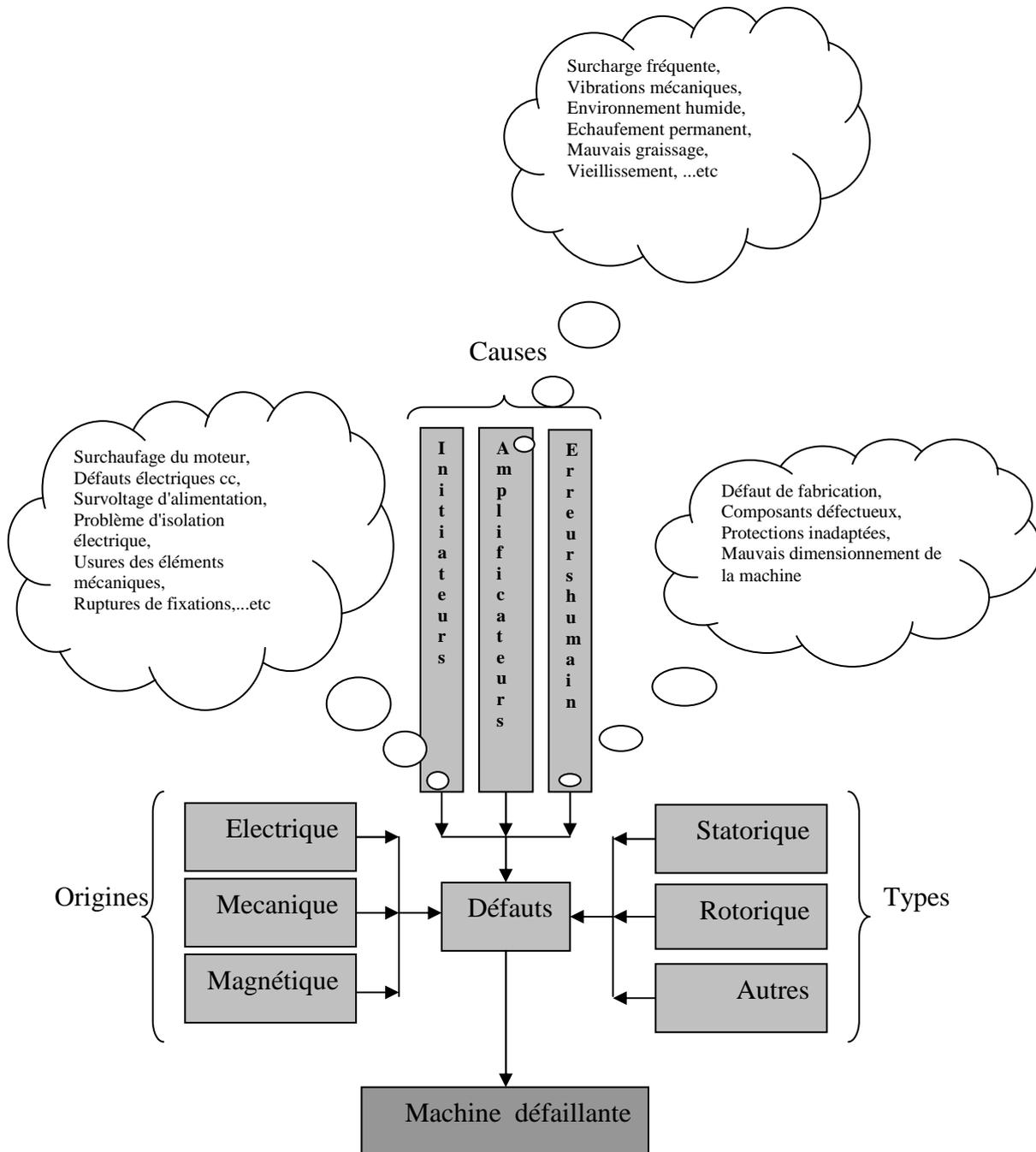


Fig. II.5 Causes, Origines et Types de défauts dans le moteur à induction

II.10 Causes de défauts de la machine asynchrone

Les causes des défauts sont multiples. Elles peuvent être classées en trois groupes:

- Les générateurs de défaut ou initiateurs de défauts; surchauffe du moteur, défaut électrique (court- circuit), problèmes mécaniques, rupture de fixations, problème d'isolation, survoltage d'alimentation [30].
- Les amplificateurs de défauts : surcharge fréquente, vibrations mécaniques, environnement humide, alimentation perturbée (instabilité de la tension ou de la fréquence), échauffement permanent, mauvais graissage, vieillissement....
- Les vices de fabrication et les erreurs humaines : défauts de fabrication, défektivité des composants, protections inadaptées, mauvais dimensionnement de la machine....

II.11. Types de défauts

Les études statistiques sur les défauts de la machine électrique nous révèlent que certains défauts sont plus fréquents que d'autres, ce qui nous amène à étudier en priorité les défauts les plus courants.

II.11.1 Défauts du stator

Les défauts du stator sont principalement, dues à un problème : Thermique, électrique, mécanique et environnement.

Les défauts les plus courants, localisés au niveau du stator, peuvent être définis comme suit: Défaut d'isolant, défauts de court circuit, déséquilibre d'alimentation et défaut de circuit magnétique [30].

II.11.1 .1 Défaut d'isolant

Les différentes pertes de puissances (joule, fer, mécanique,...) engendrent des phénomènes thermiques qui se traduisent par une augmentation de température des différents constituants du moteur. Les matériaux d'isolation ont une limite de température, de tension et mécanique. Lorsque l'environnement de travail d'un matériaux d'isolation dépasse une de ces limites. Il provoque une dégradation des isolants dans les enroulements des courts-circuits.

II.11.1 .2 Défauts de courts - circuits

L'apparition d'un défaut au niveau des circuits électriques du stator de la machine asynchrone peut avoir des origines diverses. Nous pouvons citer, par exemple, les défauts de type courts-circuits inter-spores qui apparaissent à l'intérieur des encoches statoriques.

Ce type de défaut peut être causé par une dégradation des isolants des spires du bobinage statorique. Nous pouvons citer aussi les courts-circuits apparaissant entre une phase et le neutre, entre une phases et la carcasse métallique de la machine ou encore entre deux phases du stator. Ces défauts ont le plus souvent une origine mécanique. En effet, des vibrations excessives peuvent mener à un desserrement des boulons de la plaque à bornes de la machine créant ainsi le court-circuit. Une cosse mal-serrée à la jonction du câble d'alimentation et des bornes de la machine peut être à l'origine d'une ouverture de phase. Ces défauts peuvent être détectés par une analyse harmonique des courant absorbés par la machine [30].

II.11.1.3 Déséquilibre d'alimentation

II.11.1.4 Défauts de circuit magnétique

Ces défauts aboutissent dans la plupart des cas à une dissymétrie au niveau du fonctionnement de la machine, qui à son tour peut accentuer le problème par des phénomènes de surchauffe, de surtension, d' un importante augmentation du courant.

II.11.2 Défauts du rotor

Dans le circuit rotorique deux types de défauts peuvent apparaître (cas d'une machine à cage). La cage étant composée de barres et d'anneaux de court-circuit d'aluminium ou de cuivre, une rupture partielle ou totale d'un de ces composants peut être considérée comme un défaut électrique rotorique. L'apparition de ce type de défaut peut être d'origine diverse. En effet, la rupture d'une barre ou d'un segment d'anneau de court-circuit peut être due à plusieurs phénomènes qui sont souvent indépendants les uns des autres. Nous pouvons citer par exemple une mauvaise utilisation de la machine asynchrone ou encore l'environnement hostile dans lequel elle fonctionne.

Un défaut au niveau du circuit rotorique se situe généralement à la jointure entre une barre et un anneau de court-circuit. En effet, les barres rotoriques et les anneaux de court-circuit. La fragilité de ces soudures, par rapport aux barres et aux anneaux fabriqués d'un seul bloc, provoque, à ces endroits précis, une fragilité de la cage d'écureuil.

La détection de ces défauts est possible car lors de leurs apparitions, la machine continue de fonctionner. Ces défauts ont par ailleurs un effet cumulatif. Le courant que conduisait une barre cassée, par exemple, se répartit sur les barres adjacentes. Ces barres sont alors surchargées, ce qui conduit à leurs ruptures, et ainsi de suite jusqu'à la rupture d'un nombre suffisamment important de barres pour provoquer l'arrêt de la machine. Elles provoquent

aussi une dissymétrie de répartition de courants au rotor et des variations brusques de couples, ceci va générer des vibrations et l'apparition de défauts mécaniques [31]

II.11.3 Défauts de l'arbre

L'arbre de la machine peut laisser paraître une fissure due à l'utilisation d'un mauvais matériau lors de sa construction. A court ou à long terme, cette fissure peut mener à une fracture nette de l'arbre provoquant ainsi un arrêt irrémédiable de la machine asynchrone. Les milieux corrosifs peuvent aussi affaiblir la robustesse de l'arbre de la machine. Par exemple, l'humidité peut provoquer des micro-fissures et conduire à une destruction complète de la machine. Une excentricité statique, dynamique ou mixte peut induire des efforts considérables sur l'arbre moteur, amenant ainsi une fatigue supplémentaire. Une analyse par ultrason, une analyse fréquentielle des courants absorbés ou simplement une analyse visuelle de l'arbre de la machine permet de détecter ce type de défaut.

II. 12 Conclusion

Les causes de défauts dans une machine asynchrone sont de sources différentes. Ces défauts provoquent irrévitablement des pertes instables si elles ne sont pas détectées et diagnostiquées d'une manière précoce. Cependant, la surveillance est devenue une nécessité pour assurer une productivité et une technicité de qualité. A cet effet, toutes les méthodes de diagnostic visent à détecter et remédier à temps avant que le défaut cause un arrêt intempestif.

CHAPITRE -III- MODELISATION DE LA MAS EN VUE DE DIAGNOSTIC

CHAPITRE III

MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE

EN VUE DE DIAGNOSTIC

III.1 Introduction

La machine asynchrone à cage d'écureuil est constituée de trois enroulements logés symétriquement dans les encoches du stator et d'une cage d'écureuil conductrice au rotor. Cette dernière est assimilable à trois enroulements en court-circuit et identiques. La prolifération de ce type de machine dans l'industrie à pousser les chercheurs à développer des modèles caractérisant le fonctionnement de cette machine tant que dans un régime sain (sans défaut) que celui avec défaut. Ce afin, de leur permettre de designer des signatures révélatrices de détection et de localisation d'un défaut. La ce qui concerne, la machine asynchrone à cage est modélisée à base d'une approximation de circuits couplés magnétiquement et les fonctions permettons de calculer les inductances sont synthétisés et appliquées.

III.2 Modélisation de la machine dans un régime quelconque

Le modèle de la machine asynchrone présenté habituellement est un modèle « régime permanent ». C'est-à-dire que la machine est supposée fonctionner en régime stable, elle est alimentée par un système triphasé de valeur efficace constante et qu'elle tourne à une vitesse constante. Pour les détails de la mise en équation, on pourra se référer à [31]. Les enroulements des trois phases statoriques et des trois phases rotoriques dans l'espace peuvent être représentés comme indiqué en figure III.1.

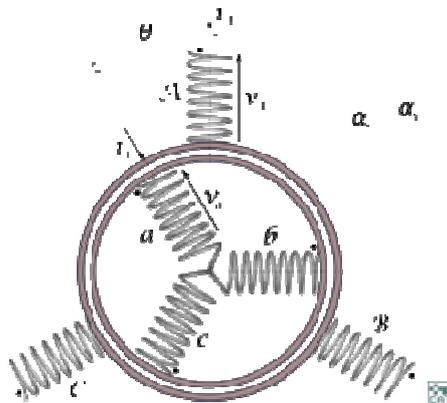


Fig. III.1. Représentation les axes des enroulements statoriques et rotoriques

Les phases rotoriques sont court-circuitées sur elles mêmes. θ est l'angle électrique entre l'axe de la phase (A) statorique et la phase (a) rotorique.

La loi de Faraday permet d'écrire :

$$v = Ri + \frac{d\varphi}{dt} \quad (\text{III.1})$$

Pour les trois phases statoriques on résume cette écriture par l'écriture matricielle condensée suivante:

$$[v_{abc}] = R_s [i_{abc}] + \frac{d}{dt} [\varphi_{abc}] \quad (\text{III.2})$$

Cette dernière expression matricielle est l'écriture condensée de (III.3) :

$$\begin{bmatrix} v_{as} \\ v_{bs} \\ v_{cs} \end{bmatrix} = R_s \begin{bmatrix} i_{as} \\ i_{bs} \\ i_{cs} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \varphi_{as} \\ \varphi_{bs} \\ \varphi_{cs} \end{bmatrix} \quad (\text{III.3})$$

La résistance statorique étant la même étant pour les 3 phases, il n'y pas lieu d'écrire une matrice de résistance.

De même pour le rotor :

$$[v_{abcr}] = R_r [i_{abcr}] + \frac{d}{dt} [\varphi_{abcr}] = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (\text{III.4})$$

Les tensions sont nulles car le rotor est en court circuit.

III.3 Transformation triphasée-diphasée

Le but de l'utilisation de cette transformation est de permettre le passage d'un système triphasé abc vers un système diphasé $\alpha\beta$. Il existe principalement deux transformations celle de Clarke et celle de Concordia.

La transformation de Clarke conserve l'amplitude des grandeurs mais pas la puissance ni le couple (on doit multiplier par un coefficient $\frac{3}{2}$). Tandis que celle de Concordia, qui est nommée, elle conserve la puissance mais pas les amplitudes [30] et [31].

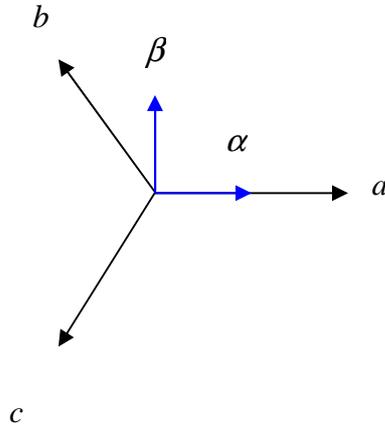


Fig. III. 2 Transformation $abc - \alpha\beta$

Tableau.III.1. Transformation de Concordia et Clarke

Transformation de Concordia	Transformation de Clarke
Passer d'un système triphasé abc vers une système diphasé $\alpha\beta$	
$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \rightarrow T_{23} \rightarrow \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} \text{ c-à-d } [x_{\alpha\beta}] = T_{23} [x_{abc}]$	$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \rightarrow C_{23} \rightarrow \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} \text{ c-à-d } [x_{\alpha\beta}] = C_{23} [x_{abc}]$
avec $T_{23} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}$	avec $C_{23} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}$

Tableau.III.2. Transformation diphasé $\alpha\beta$ vers un système triphasé abc

Passer d'un système diphasé $\alpha\beta$ vers un système triphasé abc	
$\begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} \rightarrow T_{32} \rightarrow \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \text{ c-à-d } [x_{abc}] = T_{32} [x_{\alpha\beta}]$	$\begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} \rightarrow C_{32} \rightarrow \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \text{ c-à-d } [x_{abc}] = C_{32} [x_{\alpha\beta}]$
avec $T_{32} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}$	avec $C_{32} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}$

Le choix de matrice de passage non normé (Clarke) est bien pratique en commande où l'on traite les grandeurs selon les composantes directe (axe d) et les composantes au quadratique (axe q). En effet, cela permet, par exemple, d'apprécier directement le module du courant absorbé par le moteur sans avoir à passer par un coefficient multiplicateur. Mathématiquement parlant, le choix d'une matrice normée (Concordia) est souvent utilisé pour des raisons de symétrie de transformation directe et inverse. Soit l'utilisation de la transformation de Concordia, aux équations de la machine [33]:

$$T_{23}[v_{abc}] = [v_{\alpha\beta}] = T_{23} \left\{ R_s [i_{abc}] + \frac{d}{dt} [\varphi_{abc}] \right\} \quad (\text{III.5})$$

$$\left[v_{\alpha\beta} = R_s T_{23} [i_{abc}] + \frac{d}{dt} T_{23} [\varphi_{abc}] \right] \quad (\text{III.6})$$

$$[v_{\alpha\beta}] = R_s [i_{\alpha\beta}] + \frac{d}{dt} [\varphi_{\alpha\beta}]$$

On a alors réduit le système de trois équations à un système à deux équations. De même pour le rotor :

$$[v_{\alpha\beta r}] = R_r [i_{\alpha\beta r}] + \frac{d}{dt} [\varphi_{\alpha\beta r}] \quad (\text{III.7})$$

Ainsi que pour l'écriture des flux en fonction des courants. L'intérêt pour les flux, c'est que les matrices 3×3 des inductances vont être réduites à des matrices 2×2 . On a alors l'application des inductances cycliques :

$$L_s = l_s - m_s \quad (\text{III.8})$$

$$L_r = l_r - m_r \quad (\text{III.9})$$

$$M = \frac{3}{2} m_{sr} \quad (\text{III.10})$$

Alors,

$$\begin{bmatrix} \varphi_{\alpha\beta s} \\ \vdots \\ \varphi_{\alpha\beta r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_s & 0 & \vdots \\ 0 & L_s & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ M.P(-\theta) & \vdots & L_r & 0 \\ \vdots & 0 & L_r & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{\alpha\beta s} \\ \vdots \\ i_{\alpha\beta r} \end{bmatrix} \quad (\text{III.11})$$

Où la matrice $P(\theta)$ est la matrice de rotation :

$$P(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (\text{III.12})$$

On dispose à présent d'une modélisation de la machine asynchrone dans deux repères séparés. Les grandeurs statoriques sont exprimées dans le repère $\alpha\beta$ du stator et les grandeurs rotoriques sont dans le repère $\alpha\beta$ du rotor. Il faut représenter toute la modélisation dans un repère commun. En effet, si l'on examine de plus près la matrice des inductances, on s'aperçoit que les grandeurs statoriques sont liées aux grandeurs à travers l'angle θ [33] et [34].

$$\begin{bmatrix} \varphi_{\alpha\beta s} \\ \vdots \\ \varphi_{\alpha\beta r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} L_s & 0 & \vdots \\ 0 & L_s & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ M.P(-\theta) & \vdots & L_r & 0 \\ \vdots & 0 & L_r & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{\alpha\beta s} \\ \vdots \\ i_{\alpha\beta r} \end{bmatrix} \quad (\text{III.13})$$

Donc, on choisit de transformer les grandeurs statoriques et rotoriques vers un repère commun dit d, q et ceci à l'aide des deux transformations. Les transformations de Concordia et de Clarke constituent la transformation de Park [31].

III.4 Transformation de Park

La transformation de Park est une transformation triphasé-diphasé suivie d'une rotation. Elle permet de passer du repère abc vers le repère $\alpha\beta$ puis vers le repère mobile d, q . Il forme avec le repère fixe $\alpha\beta$ un angle qui est appelé l'angle de transformation de Park ou angle de Park.

Revenons au choix de ces angles de transformation pour chaque ensemble de grandeurs (statoriques et rotoriques). Si l'on note par θ_s (respectivement par θ_r) l'angle de la

transformation de Park des grandeurs statoriques (respectivement. rotoriques), il existe une relation qui les lie et qui simplifie les équations du modèle final.

Les repères de la transformation de Park des grandeurs statoriques et rotoriques doivent coïncider pour simplifier ces équations (figure III.3) [35]. Ceci se fait en liant les angles θ_s et θ_r par la relation:

$$\theta_s = \theta + \theta_r \quad (III.14)$$

Les grandeurs statoriques sont transformées par:

$$[x_{\alpha\beta s}] = P(\theta_s)[x_{dq s}] \quad (III.15)$$

Et celles rotoriques par :

$$[x_{\alpha\beta r}] = P(\theta_r)[x_{dq r}] \quad (III.16)$$

Les équations aux tensions deviennent :

$$[v_{dq s}] = R_s [i_{dq s}] + \dot{\theta}_s P\left(\frac{\pi}{2}\right)[\phi_{dq s}] \frac{d}{dt} [\phi_{dq s}] \quad (III.17)$$

$$[v_{dq r}] = R_r [i_{dq r}] + \dot{\theta}_r P\left(\frac{\pi}{2}\right)[\phi_{dq r}] \frac{d}{dt} [\phi_{dq r}] \quad (III.18)$$

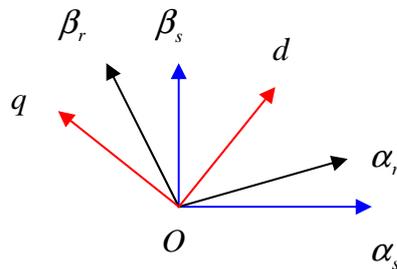


Fig. III.3 Transformation Park

avec ;

$$\theta = \alpha_s \hat{O} \alpha_r ; \theta_s = \alpha_s \hat{O} d ; \theta_r = \alpha_r \hat{O} d$$

où $\dot{\theta}_s$ et $\dot{\theta}_r$ sont respectivement les dérivées des angles des transformations de Park des grandeurs statoriques et rotoriques. Cependant, l'équation de liaison flux – courant est :

$$\begin{bmatrix} \varphi_{dqs} \\ \vdots \\ \varphi_{dqr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_s & 0 & M & 0 \\ 0 & L_s & 0 & M \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ M & 0 & L_r & 0 \\ 0 & M & 0 & L_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{dqs} \\ \vdots \\ i_{dqr} \end{bmatrix} \quad (\text{III.19})$$

En effet, les sous matrices sont maintenant diagonales et ne dépendent plus de l'angle électrique entre le stator et le rotor θ [35]. Le système matriciel peut également être écrit sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \varphi_{ds} = L_s i_{ds} + M i_{dr} \\ \varphi_{qs} = L_s i_{qs} + M i_{qr} \\ \varphi_{dr} = M i_{ds} + L_r i_{dr} \\ \varphi_{qr} = M i_{qs} + L_r i_{qr} \end{cases} \quad (\text{III.20})$$

Et, les tensions :

$$\begin{cases} v_{ds} = R_s i_{ds} - \dot{\theta}_s \varphi_{qs} + \frac{d\varphi_{ds}}{dt} \\ v_{qs} = R_s i_{qs} + \dot{\theta}_s \varphi_{ds} + \frac{d\varphi_{qs}}{dt} \end{cases} \quad (\text{III.21})$$

$$\begin{cases} v_{dr} = 0 = R_r i_{dr} - \dot{\theta}_r \varphi_{qr} + \frac{d\varphi_{dr}}{dt} \\ v_{qr} = 0 = R_r i_{qr} + \dot{\theta}_r \varphi_{dr} + \frac{d\varphi_{qr}}{dt} \end{cases} \quad (\text{III.22})$$

Le couple peut être dérivé de l'expression de la co-énergie ou obtenu à l'aide d'un bilan de puissance. Il en résulte plusieurs expressions toutes égales.

$$\begin{cases} c_e = p(\varphi_{ds} i_{qs} - \varphi_{qs} i_{ds}) \\ c_e = p(\varphi_{qr} i_{dr} - \varphi_{dr} i_{qr}) \\ c_e = p(i_{qs} i_{dr} - i_{ds} i_{qr}) \\ c_e = p(\varphi_{dr} i_{qs} - \varphi_{qr} i_{ds}) \end{cases} \quad (\text{III.23})$$

Où p est le nombre de paires de pôles [34].

III.5 Modèle proposé en vue de diagnostic

III.5.1 Hypothèses de modélisation

Le premier objectif de cette modélisation est de mettre en évidence l'influence des défauts électriques sur les grandeurs temporelles de la machine asynchrone (courants, vitesse,

couple,...). Pour ce faire, il est indispensable de poser certaines hypothèses qui ont pour but de faciliter la mise en équations des circuits électriques de la machine. Cependant, étant donné que le modèle de la machine asynchrone à cage est développé en vue de la surveillance et du diagnostic, il faut imposer un minimum d'hypothèses si nous voulons que le vecteur de sortie (grandeurs temporelles) soit le plus exploitable. Dans l'approche proposée, nous avons supposé la linéarité du circuit magnétique (perméabilité relative proposée, nous avons supposé la linéarité du circuit magnétique (perméabilité relative du fer très grande devant 1). Cette hypothèse nous a permis d'introduire le concept d'inductance propre et a été négligé. Nous avons supposé que les barres rotoriques étaient isolées les unes des autres ce qui permet d'éliminer les courants inter-barres et leurs effets au sein même de la cage rotorique. De plus, les pertes fer de la machine, les effets capacitifs et les effets thermiques ont été négligés dans la construction du modèle de la machine asynchrone à cage d'écureuil [36].

III.5.2 Modèle proposé

Le modèle exposé prend en compte les harmoniques d'espace du bobinage statorique les plus importants ainsi que l'inclinaison des barres rotoriques. Les harmoniques de temps créés par un réseau d'alimentation triphasé ou par un convertisseur statique ont été incorporés dans la modélisation de l'alimentation de la machine asynchrone.

Considérons initialement que la machine est constituée d'un stator à bobinage reparté et d'un rotor à cage d'écureuil. Le modèle proposé est basé sur une approximation de circuits couplés magnétiquement où le courant dans chaque maille de la cage rotor est une variable indépendante. Donc on peut modéliser chaque barre de la cage rotorique par une résistance R_b en série avec une inductance de fuite L_b et chaque portion d'anneau de court circuit par une résistance R_e en série avec une inductance de fuite L_e comme le montre la figure III.4 suivante [36]:

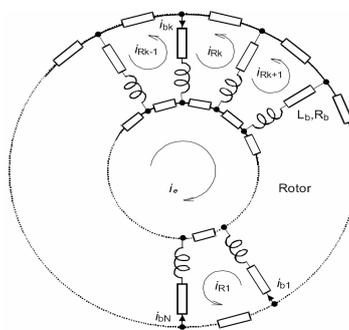


Fig. III.4 Circuit équivalent du rotor

D'où, on peut représenter sur la figure III.5, le circuit électrique des mailles rotoriques adjacentes.

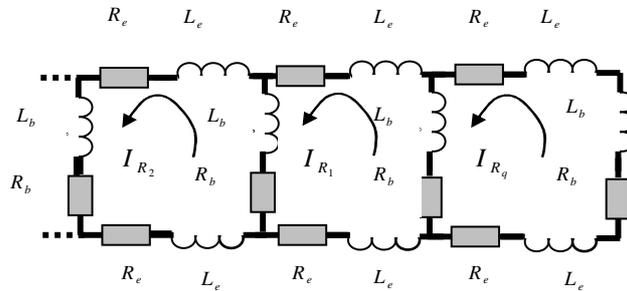


Fig. III.5 Circuit équivalent des mailles rotoriques

Une maille rotorique est donc formée par deux barres consécutives reliées à leurs extrémités par deux portions d'anneaux de court-circuit.

L'application de la loi de Kirchhoff sur une maille k nous donne :

$$2.(R_b + R_e).i_k - R_b.i_{k+1} - R_b.i_{k-1} - R_e.i_e + \frac{d}{dt}[(L_{rKrK}) + 2(L_b + L_e).i_k + (L_{rkrk+1} - L_b).i_{k+1} + (L_{rkrk-1} - L_b).i_{k-1} + \dots - L_e.i_e + L_{rks1}.i_{s1} + \dots + L_{rksh}] = 0 \quad (\text{III.24})$$

Pour le stator, on suppose qu'il est formé de h phases constituées chacune par des bobines mises en série, réparties régulièrement dans des encoches sur la totalité de son alésage. Nous allons développer un modèle analytique de la machine asynchrone (MAS) à partir des équations générales et on va calculer les différentes inductances de la machine. En suite, on déterminera analytiquement les différentes fonctions intervenant pour le calcul des inductances.

Pour calculer les inductances, il suffit de considérer l'angle mécanique Θ_{sisj} dans le calcul du flux. Cet angle représente l'écart angulaire entre la phase i et la phase j statorique.

Le calcul des inductances est basé sur la théorie de fonction d'enroulement [36], toutefois, dans l'étude. Les expressions d'inductances ont été dérivées du calcul du flux dans l'entrefer à travers les enroulements. En cas d'excentricité on tient compte de la différence entre la variation de L_{rs} et de L_{sr} avec la position de rotor. La différence résulte de l'utilisation de la fonction de distribution des enroulements dans le calcul des inductances mutuelles.

Concernant, notre contribution à travers ce travail, le calcul des inductances est dérivé de l'énergie magnétique stockée dans l'entrefer assumant une perméabilité infinie du fer, la densité de flux d'entrefer due à un enroulement ' i ' est indiquée par l'expression suivante [37]:

$$B_i(\theta, \theta_s, z) = F_i(\theta, \theta_s, z) \cdot p(\theta, \theta_s, z) \quad (\text{III.25})$$

où

$F_i(\theta, \theta_s, z)$: est la force magnétomotrice (fmm) pour un enroulement ' i ' ;

$p(\theta, \theta_s, z)$: est la perméance ;

θ : la position angulaire entre le stator et rotor ;

θ_s : la position angulaire du stator, Z est la position axiale ;

La force magnétomotrice fmm peut être exprimée par l'expression ci-dessous :

$$F_i(\theta, \theta_s, z) = F_{wi}(\theta, \theta_s, z) \cdot I_i \quad (\text{III.26})$$

Où $F_{wi}(\theta, \theta_s, z)$: la fonction de l'enroulement ' i '. En effet, F_{wi} est la distribution de la force magnétomotrice fmm le long de l'entrefer pour un courant d'unité dans l'enroulement ' i '.

I_i est l'entrée courante dans l'enroulement ' i '.

L'énergie de magnétique stockée dans l'enroulement ' i ' et elle est exprimée par la relation suivante :

$$W_i(\theta) = \frac{1}{2} L_{ij}(\theta) I_i^2 = \frac{1}{2\mu_0} \iiint B_i^2(\theta, \theta_s, z) dr_{ag} \quad (\text{III.27})$$

Où

L_{ij} : est l'inductance magnétisante de l'enroulement ' i ' et r_{ag} est le volume d'entrefer. La substitution de (25) et (26) dans (27) et on considérant que la densité du flux d'entrefer est constante dans la direction radiale, l'inductance L_{ij} peut être calculée comme suite :

$$L_{ij}(\theta) = \int_0^L \int_0^{2\pi} F_{wi}^2(\theta, \theta_s, z) \cdot p^2(\theta, \theta_s, z) \cdot R_{av}(\theta, \theta_s, z) \cdot e(\theta, \theta_s, z) d\theta_s dz \quad (\text{III.28})$$

Où R_{av} est le rayon moyen d'entrefer et $e(\theta, \theta_s, z)$ est la fonction d'entrefer. Analogiquement, l'inductance mutuelle entre l'enroulement 'i' et l'enroulement 'j' peut être calculée à partir de la double intégrale représenté précédemment.

Finalement, cette technique a été considérée dans le développement de notre programme de simulation (Matlab) et les procédures de calcul spécifique à chaque situation elle est permet de calculer les inductances appropriées. Evidemment, cette étape a été enrichie pour permettre la détection et le diagnostic de défauts rotoriques. A cet effet, puisque on sait que lorsqu'un défaut d'excentricité statique se produit dans une machine électrique, l'entrefer devient irrégulier et par conséquent, sa fonction varie sinusoidalement avec la position angulaire du stator [38]. La fonction d'entrefer effective peut être présentée par la relation suivante :

$$e(\theta_s) = e_0 + \varepsilon_0 \cos(\theta_s) \quad (III.29)$$

Où ε_0 est le pourcentage d'excentricité statique de rotor. Dans ce cas, l'entrefer minimum ne tourne pas avec le rotor par contre dans le cas de l'excentricité dynamique [38], l'entrefer minimum tourne avec la position de rotor et sa fonction est représentée par:

$$e(\theta_s, \theta_r) = e_0 + \varepsilon_1 \cos(\theta_s - \theta_r) \quad (III.30)$$

Où ε_1 est le pourcentage d'excentricité dynamique de rotor. Dans le cas d'excentricité mixte [38], on considère les deux défauts d'excentricités statique et dynamique réunis la fonction correspondante au ce cas de défaut est présenté par l'expression suivante :

$$e(\theta_s, \theta_r) = e_0 + \varepsilon_0 \cos(\theta_s) + \varepsilon_1 \cos(\theta_s - \theta_r) \quad (III.31)$$

La variation d'entrefer est également prise en considération dans la fonction de perméance d'espace d'air comme le montre l'équation électrique ci-dessous:

$$p(\theta_s, \theta_r) = \frac{\mu_0}{e(\theta_s, \theta_r)} \quad (III.32)$$

Où

μ_0 : est la perméabilité du vide.

Les équations électriques et mécaniques qui réagissent le fonctionnement de la machine asynchrone à cage sont :

$$v = [R][i] + \frac{d[\varphi]}{dt} \quad (\text{III.33})$$

Où

$$[v] = [[v_s], [v_r]]^T \quad (\text{III.34})$$

$$[i] = [[i_s], [i_r]]^T \quad (\text{III.35})$$

$$[\varphi] = [[\varphi_s], [\varphi_r]]^T \quad (\text{III.36})$$

$$[v_s] = [v_{s1} \quad v_{s2} \quad v_{s3}]^T \quad (\text{III.37})$$

$$[v_r] = [0 \quad 0 \quad 0 \quad \dots \quad 0]_{1 \times N_r+1}^T \quad (\text{III.38})$$

$$[i_s] = [i_{s1} \quad i_{s2} \quad i_{s3}]^T \quad (\text{III.39})$$

$$[i_r] = [i_{r1} \quad i_{r2} \quad i_{r3} \quad \dots \quad i_{rN_r} \quad i_e]^T \quad (\text{III.40})$$

Les matrices résistances et inductances globales sont respectivement représenté par (III.41 et 42) suivantes :

$$[R] = \begin{bmatrix} [R_s] & [0] & [0] \\ [0] & [R_r] & -r_e \\ [0] & -r_e & \dots \quad N_r \cdot r_e \end{bmatrix} \quad (\text{III.41})$$

$$[L] = \begin{bmatrix} [L_s] & [L_{sr}] & [0] \\ [L_{rs}] & [L_r] & -l_e \\ [0] & -l_e & \dots \quad N_r \cdot l_e \end{bmatrix} \quad (\text{III.42})$$

III.6 Calcul des inductances

La matrice inductance des phases statoriques est de l'ordre (3x3) [38]. Elle est présentée par l'expression suivante:

$$[L_s]_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} L_{s1p} & L_{s1s2} & L_{s1s3} \\ L_{s2s1} & L_{s2p} & L_{s2s3} \\ L_{s3s1} & L_{s3s2} & L_{3p} \end{bmatrix} \quad (\text{III.43})$$

avec:

L_{sip} si $(i=j)$: l'inductance propre de la phase i

L_{sij} si $(i \neq j)$: l'inductance mutuelle entre la phase i et la phase j du stator.

La matrice des inductances du rotor est de l'ordre $(q+1, q+1)$.

$$[L_r] = \begin{bmatrix} L_{r1p} & L_{r1r2} & \dots & \dots & L_{r1r_{Nb}} & L_e \\ L_{r2r1} & L_{r2p} & \dots & \dots & L_{r2r_{Nb}} & L_e \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ L_{r_{Nb}r1} & L_{r_{Nb}r2} & \dots & \dots & L_{r_{Nb}r_{Nb}} & L_e \\ L_e & L_e & \dots & \dots & L_e & qL_e \end{bmatrix} \quad (\text{III.44})$$

avec:

L_{rip} : l'inductance propre de la maille 'i' ;

L_{rij} : l'inductance mutuelle entre la maille 'i' et la maille 'j' du rotor.

La matrice inductance mutuelle entre les phases statoriques et les mailles rotoriques est de l'ordre (3,q) est donnée par la relation suivante:

$$[L_{sr}] = \begin{bmatrix} l_{s1r1} & l_{s1r2} & \dots & \dots & l_{s1r_{Nb}} \\ l_{s2r1} & l_{s2r2} & \dots & \dots & l_{s2r_{Nb}} \\ l_{s3r1} & l_{s3r2} & \dots & \dots & l_{s3r_{Nb}} \end{bmatrix} \quad (\text{III.45})$$

avec:

$$[L_{rs}] = [L_{sr}]^T \quad (\text{III.46})$$

La matrice de résistance rotorique est :

$$[R_r] = \begin{bmatrix} R_r & -R_b & 0 & \dots & 0 & -R_b & R_e \\ -R_b & R_r & -R_b & 0 & \dots & 0 & R_e \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -R_b & 0 & \dots & 0 & -R_b & R_r & R_e \\ R_e & R_e & \dots & \dots & \dots & R_e & qR_e \end{bmatrix} \quad (\text{III.47})$$

avec:

$$R_r = 2(R_b + R_e) \quad (\text{III.48})$$

III.7 Equation mécanique de la machine

Les équations mécaniques qui régissent le fonctionnement de la machine asynchrone peuvent se mettre sous la forme:

$$\frac{d}{dt} \omega_m = \frac{1}{J_t} (C_e - C_r + f_v \cdot \omega_m) \quad (\text{III.49})$$

avec :

$$\omega_m = \frac{d}{dt} \theta_m \quad (\text{III.50})$$

J_t : Moment d'inertie totale sur l'arbre moteur ;

ω_m : Vitesse de rotation de la machine ;

f_v : Coefficient de frottement visqueux ;

C_e : Couple électromagnétique ;

C_r : Couple résistant appliqué à la machine ;

θ_m : Position du rotor par rapport au stator.

L'expression du couple électromagnétique C_e est déterminé grâce à la relation ci-dessous :

$$C_e = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} [I_s] \\ [I_r] \end{bmatrix}^T \frac{d}{d\theta} \begin{bmatrix} [L_s] & [L_{sr}] \\ [L_{rs}] & [L_r] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [I_s] \\ [I_r] \end{bmatrix} \quad (\text{III.51})$$

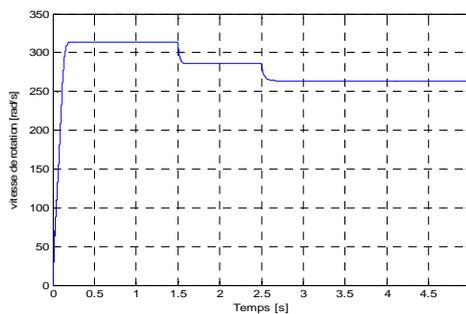
Ou $[L_s]$, $[L_r]$ et $[L_{sr}]$, $[L_{rs}]$ sont respectivement les matrices des inductances propres et mutuelles des bobinages statoriques et rotoriques [39], [40] et [41].

III.8 Résultats de simulation et interprétation

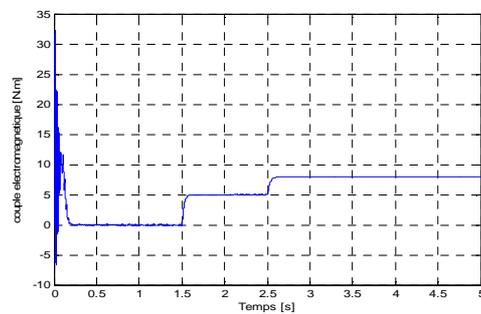
Pour valider le comportement dynamique de la machine asynchrone on utilise en simulation un modèle multi-maïlles avec un démarrage à vide, d'une application d'une charge de 5N.m seconde puis une autre augmentation de la charge à partir de 2.5 secondes jusqu'à 8N.m.

Les figures III.6 présentent les caractéristiques de la machine lors d'un démarrage dans le cas sans défaut. On constate, que pour la première phase, la vitesse (figure III.6 a) se stabilise à la vitesse de synchronisme (314rd/s) suite à l'augmentation successive de la charge, elle chute, aussi, le couple (figure III.6.b) après un transitoire d'environ 0.15 seconde se stabilise à la valeur nulle, et puis suit les valeurs des charges appliquées. Les figures III.6 c et d présentent respectivement le comportement des courants de quatre première maïlles du circuit rotorique et leurs zoom.

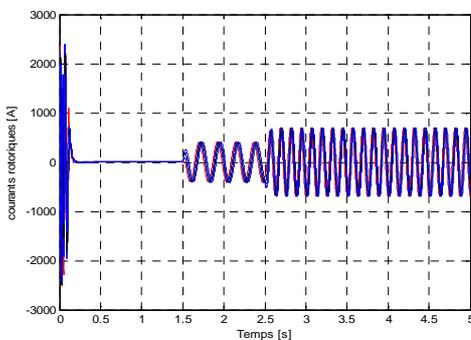
Finalement, nous avons présenté, les évolutions des trois courants statoriques (figure III.6. e) et celle du courant de la phase a seulement a (figure III.6.f).



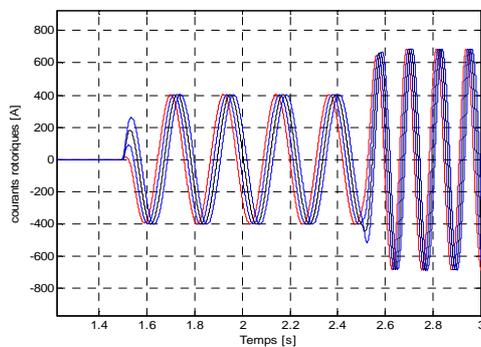
-a-



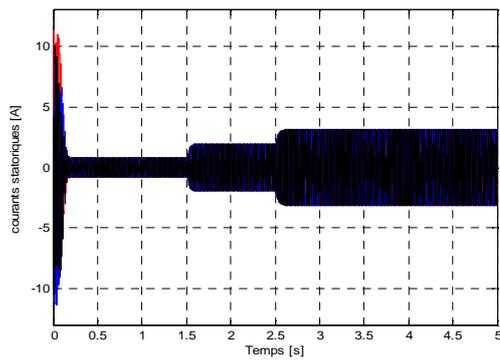
-b-



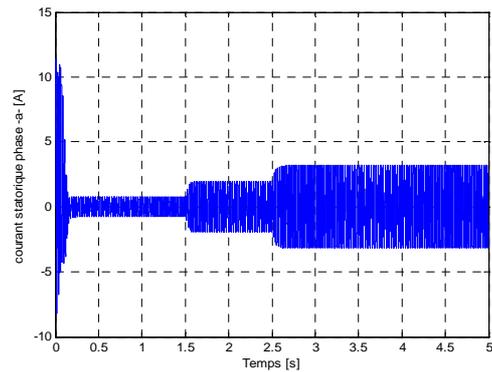
-c-



-d-



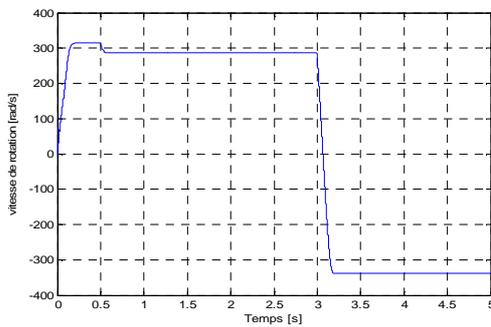
-e-



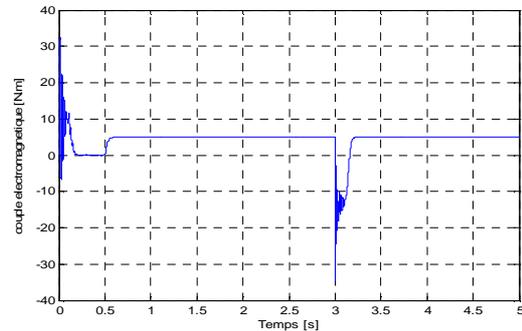
-f-

Fig. III.6 Caractéristiques de la machine saine lors d'un démarrage

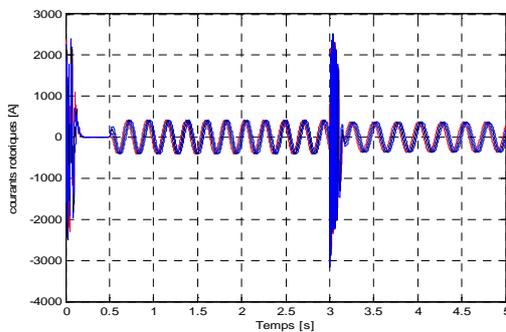
Nous avons aussi, considéré le comportement de la machine lors d'un démarrage suivi d'un inversion de sens de rotation (figure III.7), sur cette figure, les grandeurs analysées sont suivies dans les mêmes endroits, soient les figures III.7 -a- jusqu'à -f-, respectivement vitesse, couple, courants, et le courant statorique de la phase A.



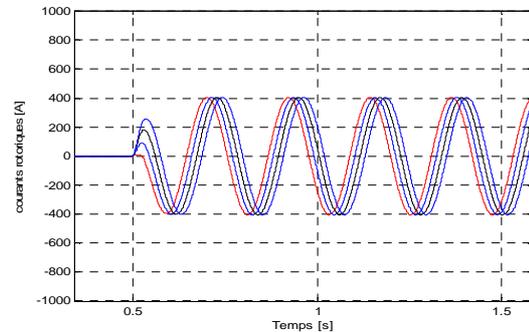
-a-



-b-



-c-



-d-

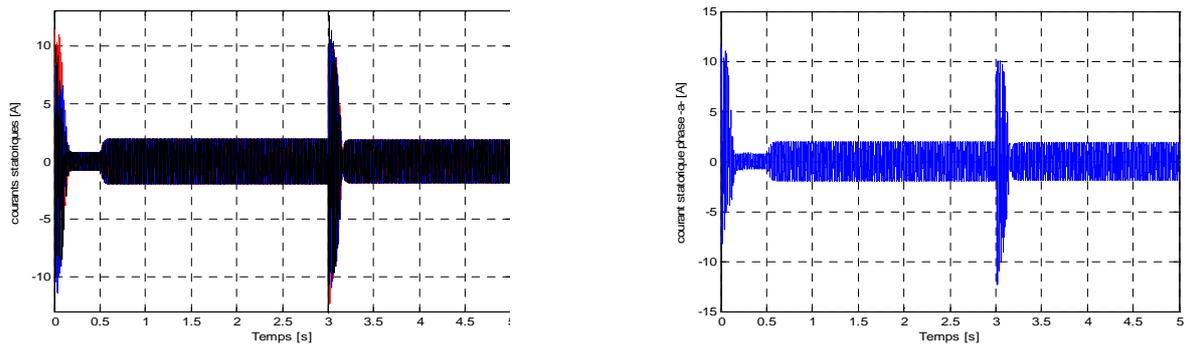


Fig. III.7 Caractéristiques de la machine saine avec inversion de rotation

III. 9 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté la modélisation de la machine asynchrone, on a commencé en premier temps par la représentation du modèle de la machine asynchrone dans un repère triphasé quelconque selon les trois axes physiques abc , en tenant compte d'un circuit maillé pour le rotor. Où, chaque anneau et barre sont modélisés par une résistance en série avec une inductance. Puis, on a présenté la modélisation biphasée dans le repère $\alpha\beta$, la représentation de Park, et le passage d'un repère triphasé en repère biphasé et vice versa, tel que la transformation de Concordia, Clarke et $\alpha\beta$. La dernière étape a été consacrée à un modèle de la machine permettant de tenir compte de défaut de rupture de barre et/ou d'anneau au rotor et de défaut d'excentricité statique, dynamique ou mixte dans la machine asynchrone, que nous présenterons dans le prochain chapitre.



CHAPITRE -IV-
SYNTHESE DE DEFAUTS

CHAPITRE IV

SYNTHESE DE DEFAUTS

IV.1 Introduction

La recherche de signatures ou indicateurs de défauts a pour but de caractériser le fonctionnement du système en identifiant le type et l'origine de chacun des défauts. Ceci permet d'assurer une bonne discrimination des pannes ou anomalies pouvant survenir aux différents niveaux du processus.

L'apparition d'un défaut au niveau du système modifie le fonctionnement de ce dernier, ce qui affecte ses performances. Etant donné la diversité de ces défauts et la complexité des relations de cause à effet, de nombreuses méthodes permettent de réaliser un diagnostic et de prévenir au mieux la dégradation du système surveillé, ont été développées.

Dans cette partie du travail, nous avons appliqué des méthodes de diagnostic de défauts dans le moteur à induction telle que, la méthode utilise la signature des grandeurs de la machine, l'analyse spectrale, la méthode des résidus structuré, la méthode basée sur l'estimation paramétrique, et finalement nous avons développé une nouvelle méthode basée sur la reconnaissance de forme et le traitement d'image.

IV.2 Caractéristique de la machine étudiée

Les paramètres de la machine asynchrone utilisée dans notre travail sont:

$N_r=16$ nombre de barres rotoriques, $R_s=9.2\text{ohm}$ résistance statorique, $R_b=68*10^{-6}$ résistance d'une barre, $L_{cb}=0.114*10^{-6}$ inductance d'une barre ; $R_c=(43.79*10^{-8})$, résistance d'une portion d'anneau, $L_{ce}=2*10^{-9}$ inductance d'une portion d'anneau, $p=1$ nombre de paire de pole, $J_t=0.0045$ l'inertie, $K_v=0.000725$ coefficient de frottement visqueux, $K_v=0$ coefficient de frottement visqueux $F_0=50$ fréquence d'alimentation, $R_r=55.7*10^{-3}$ rayon moyen de l'entrefer, $N_s=240$ nombre d'encoche statorique, $l=0.1$ longueur de la machine, $g_0=0.003$ l'entrefer, $M_u0=4*\pi*1e^{-7}$ perméabilité de l'air, $a=2*\pi*p/q$, $R_{rm}=R_r+g_0/2$, Rayon moyen de l'entrefer, $L_f=0.08$ inductance de fuite.

IV.3 Utilisation de la méthode basée sur le suivi et la signature des grandeurs

La détection de défauts par cette méthode est basée sur le suivi de la forme des signatures des grandeurs physiques de la machine telles que, le couple électromagnétique, la vitesse de

rotation mécanique, les courants de barres ou les courants d'anneaux, d'autre part l'étape de diagnostic de défauts est basé sur l'analyse des spectre des grandeurs de la machine et de calculer la valeur de nouvelle fréquence engendrés par l'apparition de défaut.

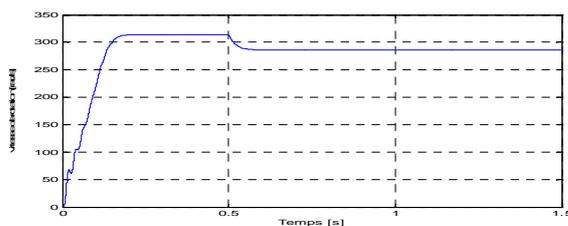
IV.4 Cas de défauts de rupture de barres, portion d'anneaux et défauts d'excentricité

Après les effets qui peuvent survenir suite à une rupture de barres, portion d'anneau et défauts d'excentricité, quelques méthodes de détection sont donc envisageables, les expressions du couple électromagnétique et de la vitesse de rotation sont des grandeurs périodiques, dont la pulsation $2g\omega_s$ est une caractéristique d'un défaut, donc on peut extraire des informations sur l'état de la machine.

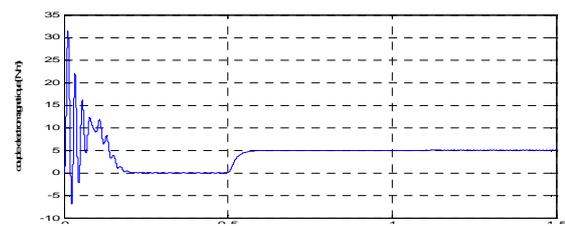
L'ensemble des figures IV.1 présentent les caractéristiques de la machine asynchrone saine, l'objectif de cette étude pour valider et tester le modèle multimailles, nous avons simulé le comportement de la machine, suivi d'une application d'une charge de $5N.m$ à l'instant 0.5 seconde.

La figure (a) présente la vitesse de rotation, on constate que, l'évolution de la vitesse se stabilise à la vitesse de synchronisme après 0.5 seconde. Ainsi que, le couple figure (b) après un régime transitoire d'environ 0.2 seconde se stabilise a la valeur nulle et finalement, porte la valeur de couple de charge appliqué.

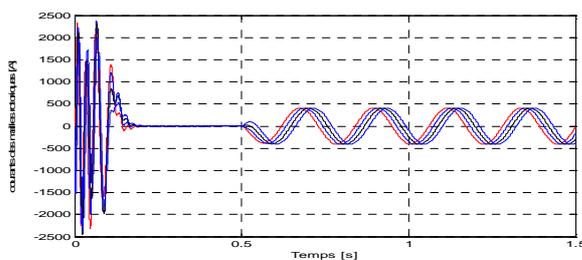
Les figures (c) et (d) présentent respectivement les courants des quatre premières mailles du circuit rotorique (Courants des barres et anneaux). Les figure (e) et (f) illustrent respectivement l'évolution des courants des phases statoriques le spectre de la phase A.



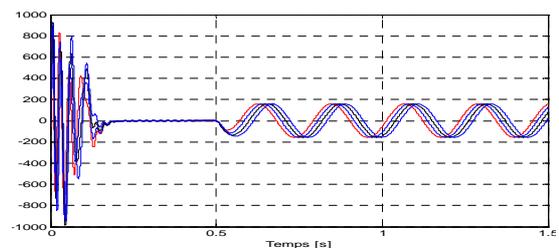
(a) Vitesse de rotation



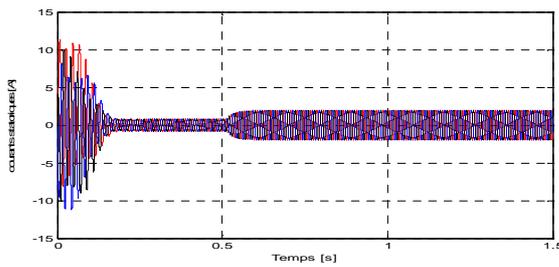
(b) Couple électromagnétique



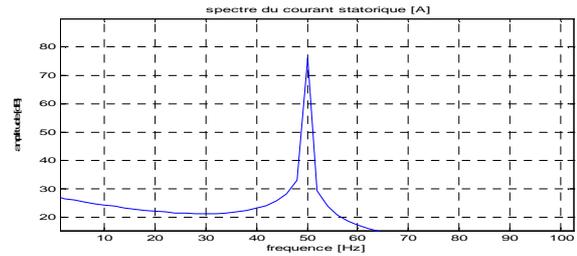
(c) Courants de mailles



(d) Courants de barres



(e) Courants statoriques



(f) Spectre de la phase A

Fig IV.1 Caractéristiques de la machine saine

D'après les résultats obtenus lors des essais de simulation pour le cas d'une machine saine on constate que, l'évolution de la majorité des grandeurs utilisés n'indique aucune particularité pendant le fonctionnement de la machine et que le spectre du courant correspondant à la fréquence fondamentale du réseau d'alimentation (50).

IV.4.1.Cas de défaut de barre

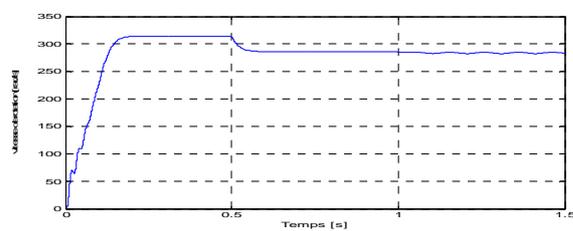
Pour bien analysé l'effet de défaut de cassure de barre, nous avons réalisés les expériences suivantes :

1. Une rupture d'une seule barre ;
2. Une rupture de deux barres ;
3. Une rupture d'une barre puis deux barres.

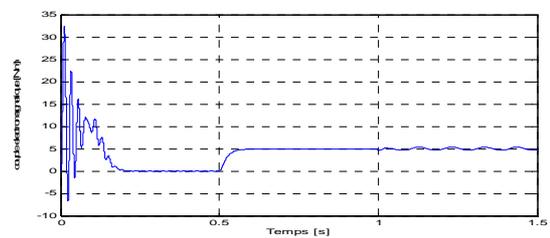


Fig. IV. 2 Défaus de rupture de barres

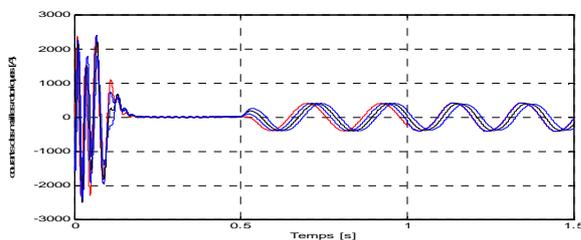
Les figures IV.3 (a) jusqu'à (f) présentent les caractéristiques de la machine avec rupture d'une seule barre rotorique, on constate que, l'apparition de défaut de rupture de barre à l'instant (1) une seconde engendré des perturbation sur les évolutions des grandeurs de la machine telles que la vitesse de rotation mécanique et le couple moteur. D'une autre façon l'apparition de défaut de cassure de barre provoque une augmentation de l'amplitude du courant d'une maille et le courant corespond à la barre cassée est nul (tend vers zéro). Et finalement, le spectre du courant d'une phase statorique montre la présence de deux autres fréquences avec la fréquence fondamentale de (40 Hz et 60 He) corespondres au défaut de cassure de barre.



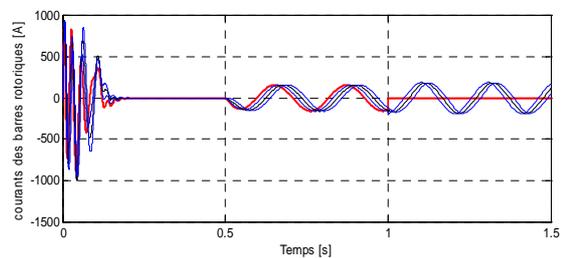
(a) vitesse de rotation



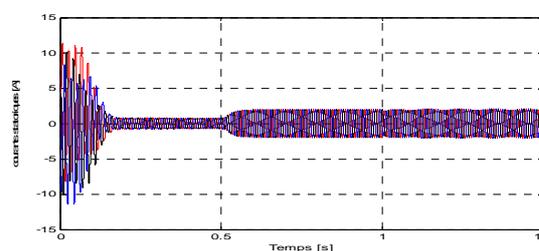
(b) Couple électromagnétique



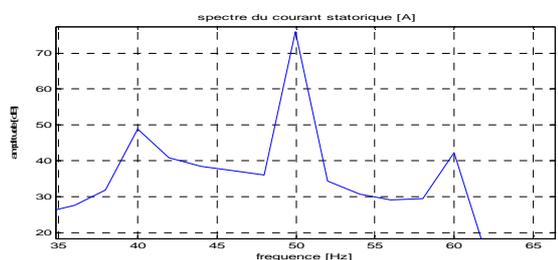
(c) courants des mailles



(d) Courants de barres



(e) Courants statoriques

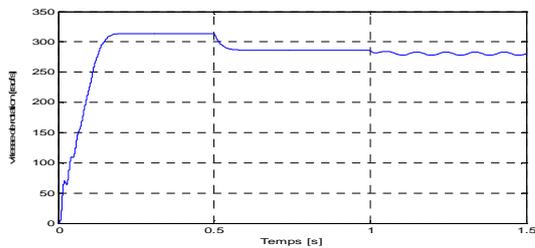


(f) Spectre de la phase A

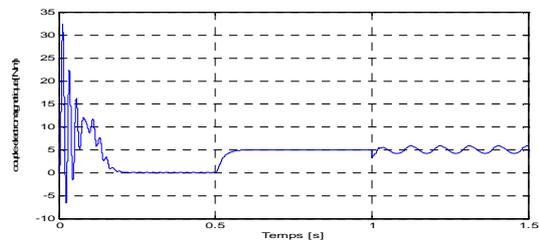
Fig IV.3 Caractéristiques de la machine avec une cassure d'une barre

IV.4.2. Cas de cassure de deux barres

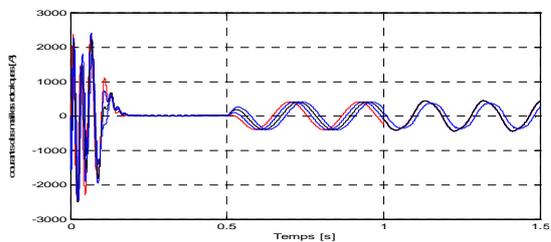
L'ensemble des figures IV.4 présentent les caractéristiques de la machine asynchrone avec deux barres cassées, par comparaison avec l'essai précédente l'effet de défaut est bien clair sur la courbe d'évolution de la vitesse et du couple à partir de l'instant une seconde (1), d'autre part, la présence de cassure de deux barres provoque l'augmentation des amplitudes des courants dans les quatre premières mailles. Et on constate aussi que, les valeurs de deux courants des quatre premières barres tends vers zéros (sont nuls). Finalement, le spectre du courant statorique de la phase A, montre, que les fréquences : l'une correspondante à la fréquence fondamentale (50Hz) du réseau, et les autres fréquences correspondant à l'aparition de défaut de cassure de deux barres.



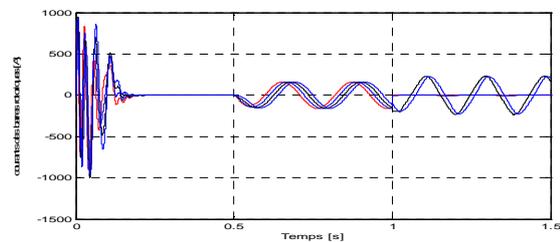
(a) Vitesse de rotation



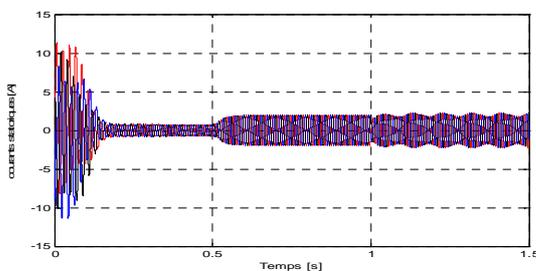
(b) Couple électromagnétique



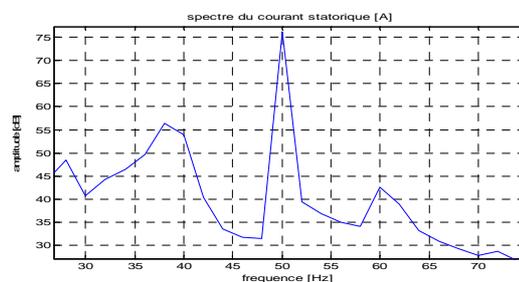
(c) Courants des mailles



(d) Courants de barres



(e) Courants statoriques



(f) Spectre du courant de la phase A

Fig IV.4 Caractéristique de la machine avec cassure de deux barres

IV.4.3. Cas de trois barres cassées

L'ensemble des figures IV.5 présentent les caractéristiques de la machine asynchrone avec une cassure d'une barre et la cassure des deux barres suivantes, l'effet de l'apparition de défaut provoque un changement sur les évolutions des caractéristiques de la machine, vitesse, couple à partir d'une seconde, on constate l'augmentation des amplitudes des courants des quatre premières mailles. On remarque que, deux courants des quatre premières barres sont nuls, et finalement, le spectre du courant statorique de la phase A, montre, que des fréquences l'une correspondante à la fréquence fondamentale (50Hz), et les autres fréquences correspondantes à l'apparition de défaut de cassure de deux barres. Le défaut d'une seule barre est présenté à partir de (1s) jusqu'à (1.5s), puis le défaut de deux barres au delà de (1.5s).

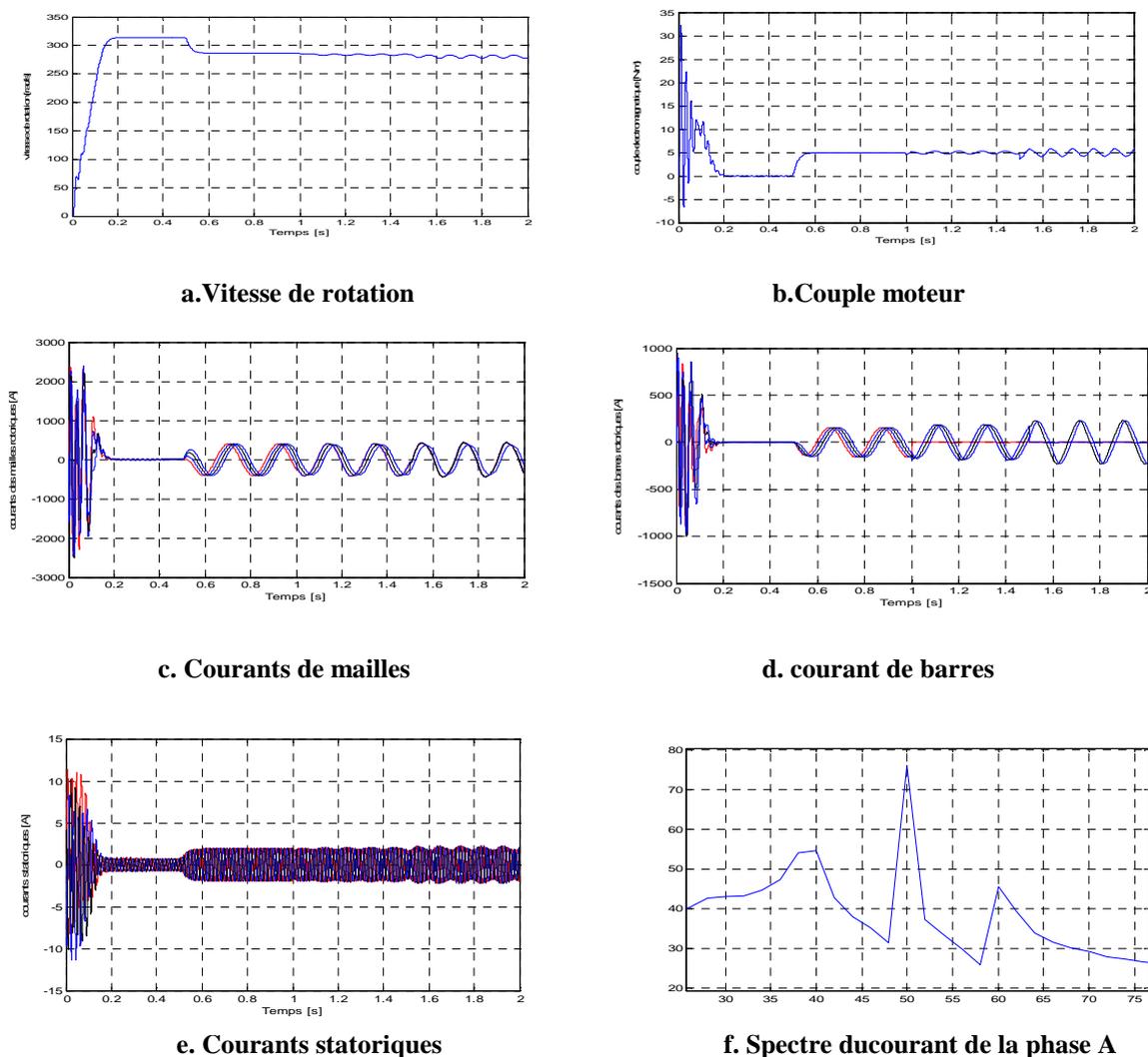


Fig IV.5 Caractéristiques de la machine avec cassure d'une barre et deux barres

IV.5. Cas de défauts d'excentricités

Parfois, la machine électrique peut être soumise à un décentrement du rotor, se traduisant par des oscillations de couple (décharge entre le centre de rotation de l'arbre et le centre du rotor). Ce phénomène est appelé excentricité statique ou dynamique dont l'origine peut être liée à un positionnement incorrect des paliers lors de l'assemblage, à un défaut de la roulement (usure), à un défaut de charge, ou à défaut de fabrication (usinage). Trois cas d'excentricités sont généralement distingués:

Le centre du rotor n'est pas égal à celui du stator ;

Le centre du rotor tourne autour du centre du stator ;

L'association des deux cas précédemment cités [39], [40] et [41].

Les figures suivantes présentent l'excentricité statique et dynamique dans la machine asynchrone:

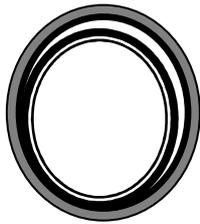


Fig IV.6 Excentricité Statique

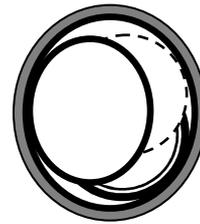


Fig IV.7 Excentricité dynamique

Le défaut d'excentricité modifie le comportement magnétique ainsi que mécanique de la machine. En effet, l'augmentation de défaut d'excentricité dans l'entrefer induit une augmentation des forces électromagnétiques qui agissent directement sur le noyau statorique ainsi que l'enroulement correspondant, ce qui engendre une dégradation de son isolation. D'autre part, cette augmentation peut avoir comme conséquence des frottement entre le stator et le rotor en raison des forces d'attraction magnétique qui déséquilibrent le système. Ceci donne naissance à des niveaux de vibration considérables dans les enroulements.

Les harmoniques caractéristiques des défauts sont données par l'expression:

$$f_{exc} = \left\{ 1 \pm n \left(\frac{1-g}{p} \right) \right\} f_s \quad (IV.5)$$

où:

f_{exc} : fréquence d'excentricité,

$n = 1, 2, 3, \dots, n \in \mathbb{N}$,

$g = \frac{\omega_s - \omega}{\omega_s}$: est le glissement

avec:

ω_s : est la pulsation de synchronisation ;

ω : est la pulsation du rotor ;

p : est le nombre de paires de pôles ;

f_s : est la fréquence d'alimentation.

La relation (IV.5) peut être utilisée pour détecter et identifier les défauts. Elle a l'avantage de ne pas nécessiter de connaissance précise de la machine asynchrone car elle ne fait pas apparaître de terme lié à sa conception. Une seconde approche consiste à utiliser une expression liant le défaut de barre cassée à celle de l'excentricité et des encoches au rotor [42]. C'est ainsi qu'une équation, sous forme compacte, fait apparaître les harmoniques caractéristiques à ces défauts:

$$f_{exc} = \left\{ \left(k \cdot N_R \pm n_d \right) \left(\frac{1-g}{p} \right) \pm n_{\omega_s} \right\} f_s \quad (\text{IV.6})$$

où:

$k = n = 1, 2, 3, \dots, k \in \mathbb{N}$,

N_R : nombre d'encoches au rotor,

$n_d \in \mathbb{N}$,

$n_{\omega_s} = 1, 3, 5, \dots, n_{\omega_s} \in \mathbb{N}$

Le nombre n_d peut prendre les valeurs: 1,2,3,..., il est connu sous le nom ordre d'excentricité. Le coefficient n_{ω_s} représente l'harmonique du temps lié à l'alimentation du moteur asynchrone.

IV.5.1 Cas de la machine saine

Pour analyser l'effet du modèle avec défauts d'excentricités de de la machine utilisée, et pour tester le bon comportement de celui-ci, un couple de 5 N.m a été appliqué à l'instant $t=0.4$ secondes, ce couple de 5 N. m représente le couple nominal de la machine réelle étudiée. Les caractéristiques de la machine asynchrone dans le ca sain sont représentées par la figure IV.8, on constate que, la vitesse se stabilise à la vitesse de synchronisme après 0.5s, le couple après un transitoire d'environ 0.2s se stabilise à la valeur nulle puis suit les valeurs des charges appliquées, l'entrefer est presque uniforme, et finalement les courants statoriques et le spectre du courant de la phase a, montre l'apparition d'une seule fréquence de 50Hz, qui correspondant à la fréquence fondamentale.

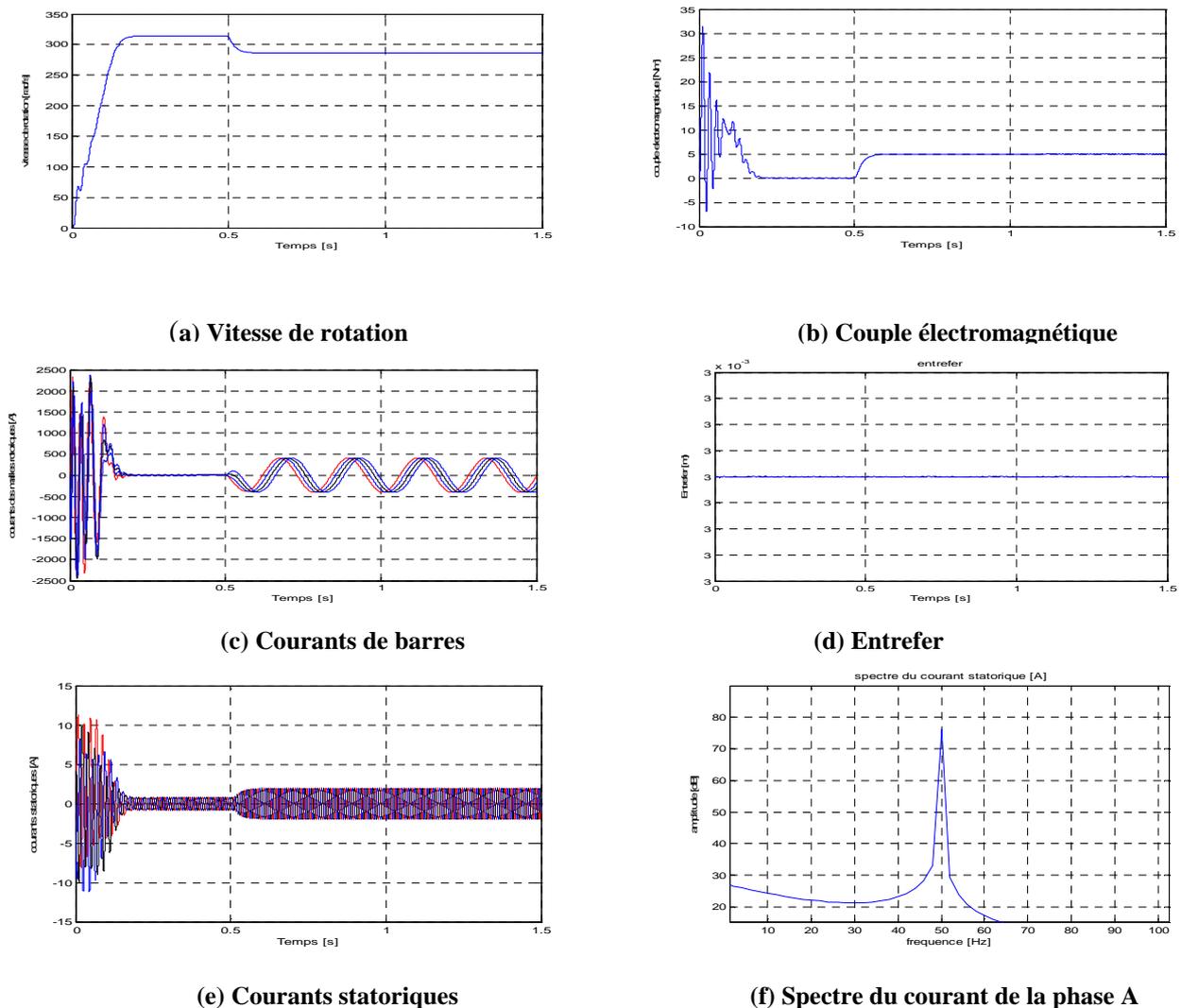
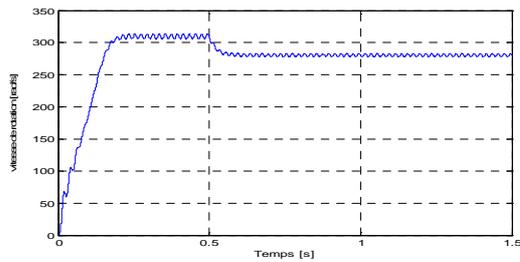


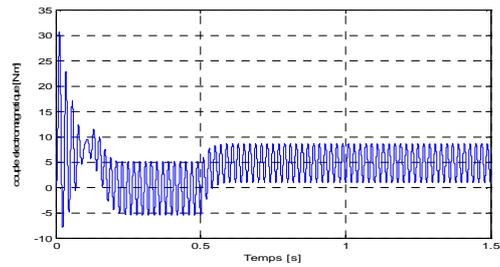
Fig IV. 8 Caractéristiques de la machine saine

IV.5.1 Cas défaut d'excentricité statique

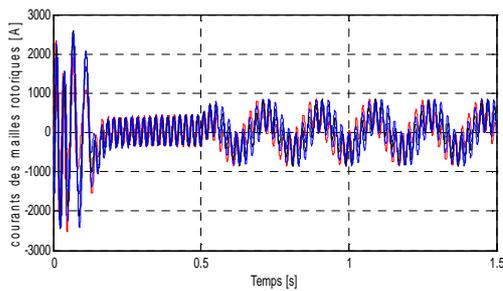
Les figures suivantes présentent les caractéristiques de la machine avec l'apparition d'un défaut d'excentricité statique à l'instant 0.5 seconde.



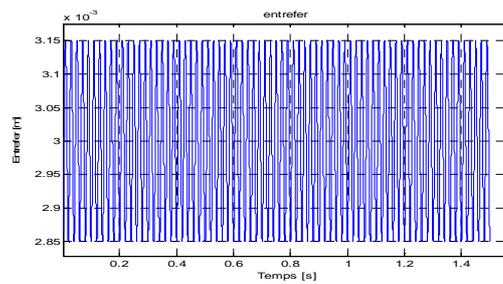
(a) Vitesse de rotation



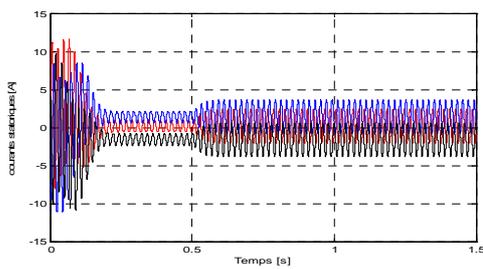
(b) Couple électromagnétique



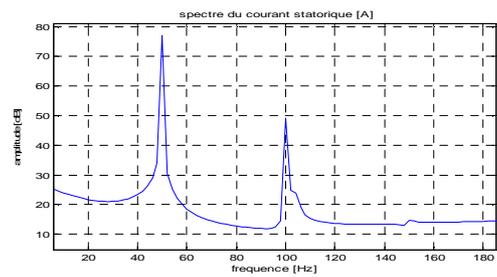
(c) Courants statoriques



(d) Enterfer



(e) courants de la phase A

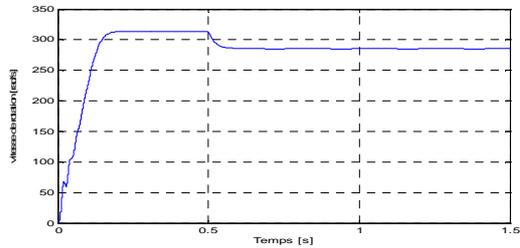


(f) Spectre de la phase A

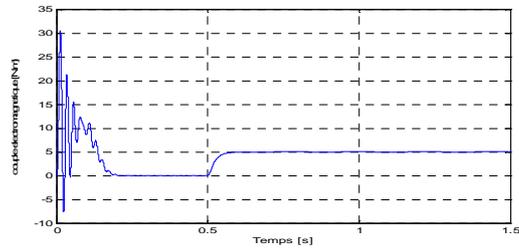
Fig IV.9 Caractéristiques de la machine avec défaut d'excentricité statique

IV.5.3 Cas de défaut d'excentricité dynamique

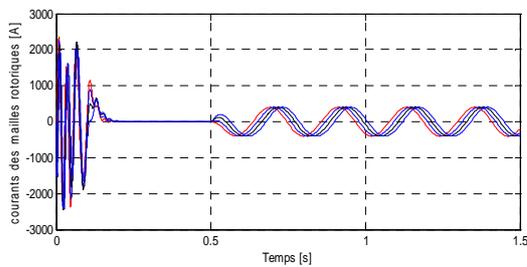
Les résultats de simulation présentés par les figures suivantes illustrent les caractéristiques de la machine avec l'existence d'un défauts d'excentricité dynamique.



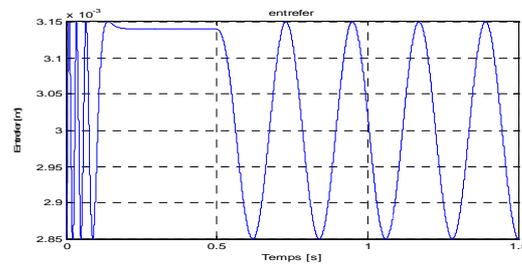
(a) Vitesse de rotation



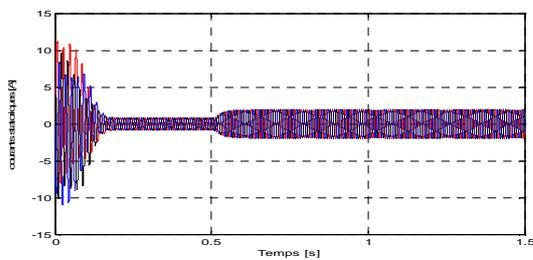
(b) Couple électromagnétique



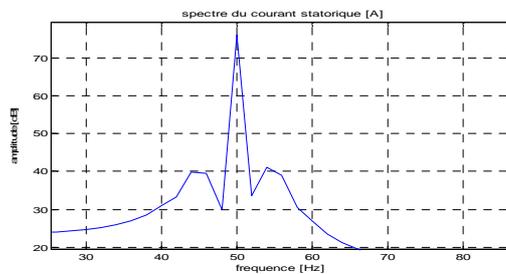
(c) Courants de barres



(d) Entrefer



(e) Courants statoriques

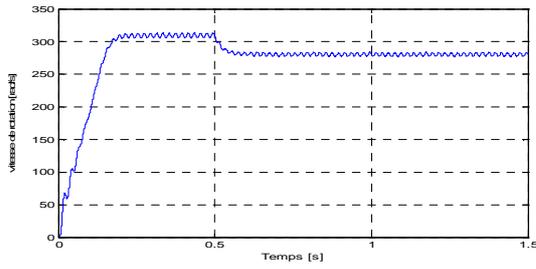


(f) Spectre du courant la phase A

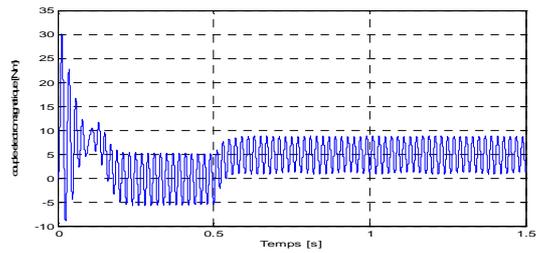
Fig IV.10 Caractéristique de la machine avec un défaut d'excentricité dynamique

IV.5.4 Simulation de la machine avec défaut d'excentricité mixte

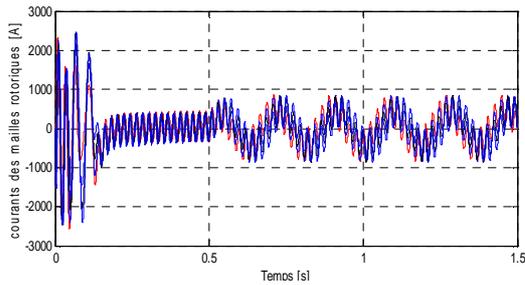
Les résultats obtenus dans le cas d'un défaut d'excentricité mixte sont présentés dans la figure IV.11.



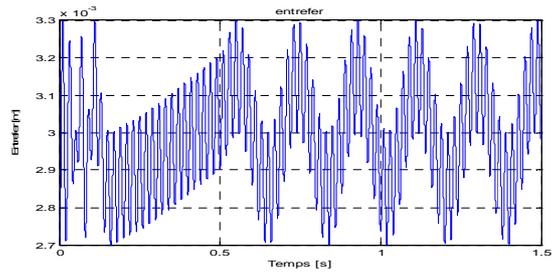
(a) Vitesse de rotation



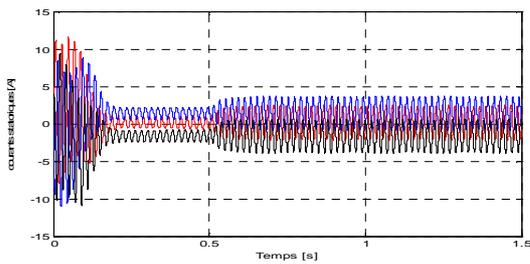
(b) Couple électromagnétique



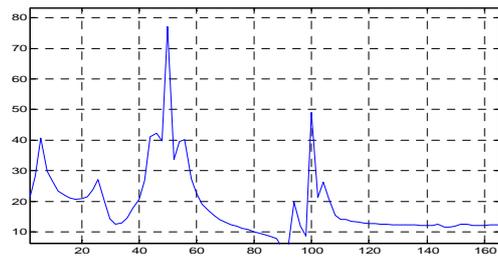
(c) Courants statoriques



(d) Entrefer



(a) Courants statoriques



(b) Spectre du courant de la phase A

Fig IV.11 Caractéristique de la machine avec un défaut d'excentricité mixte

Les résultats obtenus sur les différents modes de fonctionnement défaillant du moteur montrent des ondulations sur le signal du courant statorique. Nous pouvons aisément en conclure que l'analyse directe de l'amplitude du courant est difficile et qu'il est par conséquent conseillé ou plus judicieux de traiter le signal afin d'en ressortir des données plus représentatives. C'est donc en utilisant la transformée de Fourier (FFT) que nous avons pu mettre en évidence des critères plus représentatifs telles que l'apparition de raies de fréquences $((1 \pm 2k g) f_s$ à proximité de la fondamentale.

Dans la partie précédente nous avons présentés une méthode permettant la détection des défauts d'excentricités dans une machine asynchrone triphasée. Pour cette détection, nous

avons développé un modèle de la machine asynchrone qui permet d'étudier le phénomène d'excentricité statique, dynamique et mixte, l'analyse du courant permet de détecter l'existence du défaut, grâce à l'analyse de l'amplitude des raies présentées sur le spectre du courant. De plus, le suivi de l'allure de la courbe de vitesse et du couple électromagnétique montrent l'existence des perturbations à l'instant de l'apparition de défaut, ainsi que le suivi de l'état de l'entrefer on observe le changement de l'allure de l'entrefer dans le cas de défaut par rapport le cas sain. Cette étude de défaut rotorique s'effectue aisément sur une machine à cage d'écurieul lorsque la cage présente une excentricité. Cette détection permet donc d'intervenir sur la machine quand la cage est défailante avant qu'un dysfonctionnement total de l'axe d'entraînement soit provoqué.

IV.6 Utilisation de l'analyse des résidus structurés

Dans cette partie nous nous présentons une nouvelle approche de détection et identification de défaut d'excentricités dans la machine asynchrone à cage, cette approche utilise les résidus structurés.

Le principe de base de cette approche est illustré dans les schémas ci-dessous, il est basé sur l'analyse du résidu d'une seule phase du stator, l'approche est réalisée en deux parties, étape de détection en ligne et une autre de diagnostic hors ligne, le schéma suivant présente le principe de détection [40] et [41] :

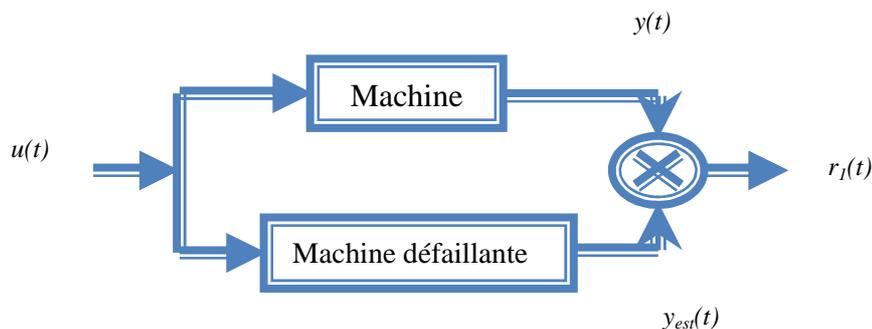


Fig. IV.12 Principe de détection

La figure précédente présentée l'étape de détection en ligne de défauts dans la machine asynchrone, avec une bonne estimation des instants de l'apparition de défauts, le fonctionnement de cette étape de détection peut exprimer par le modèle numérique suivant :

$$r_i(t) = y_i(t) - y_{est_i}(t) \quad (IV.7)$$

avec,

$i = A, B$ et C , sont respectivement les trois phases statorique,

$r_i(t)$: est le résidu;

$y_i(t)$: est la valeur mesure réelle du courant ;

$y_{est_i}(t)$: est la valeur estimée du courant.

Le principe du diagnostic est illustré par la figure suivante :

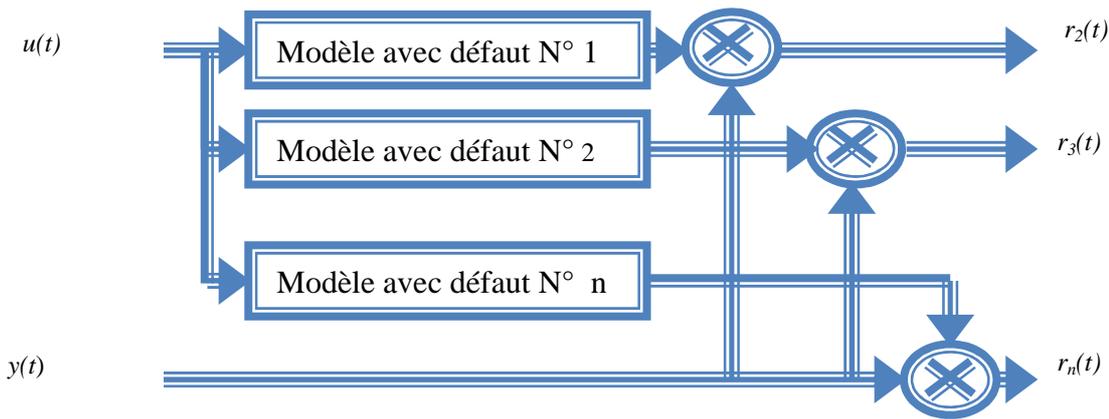


Fig. IV.13 Principe du diagnostic

Le principe de base de l'étape du diagnostic utilise les données du modèle de référence enregistré dans l'étape précédente et le calcul de résidus des modèles défaillants. Le diagnostic de défauts hors ligne, basé sur l'analyse des résidus r_2 , r_3 et r_4 obtenues par la comparaison de la sortie mesurée du modèle de référence et l'estimation des sorties des modèles défaillants. On peut exprimer le principe de diagnostic numériquement par l'ensemble des équations suivantes [40] et [41] :

$$\begin{aligned}
 r_2(t) &= y(t) - f(y_1(t), y_2(t), td) \\
 r_3(t) &= y(t) - f(y_1(t), y_3(t), td) \\
 r_4(t) &= y(t) - f(y_1(t), y_4(t), td)
 \end{aligned}
 \tag{IV.8}$$

Avec, $y_2(t)$ est le courant estimé du modèle avec le défaut 1, $y_3(t)$ est le courant estimé du modèle avec défaut 2, et $y_4(t)$ est le courant estimé du modèle avec défaut 3. La fonction $f(\cdot)$ est une fonction de commutation tels que $f(t)=y_1(t)$ pour $t < t_d$ et $f(t)=f_i(t)$, $i=2, \dots, 4$. pour $t \geq t_d$.

A. Etape de détection

Cette étape permet la détection de défaut en ligne, en se basant sur l'analyse du résidu $r_1(t)$ issu de la comparaison des mesures et des estimations obtenues avec le modèle sain. Les figures suivantes illustrent respectivement les résidus du modèle sain, ainsi que des modèles avec défauts d'excentricités statique, dynamique et mixte.

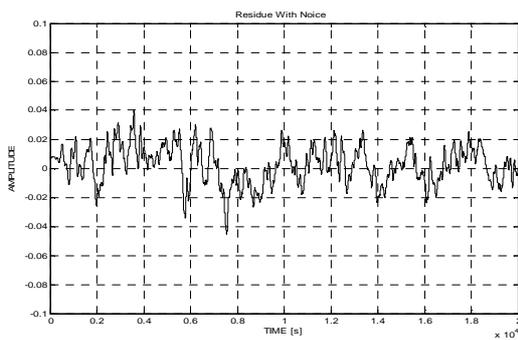


Fig. IV.14 Résidu r_1 d'une phase statorique de la machine sain

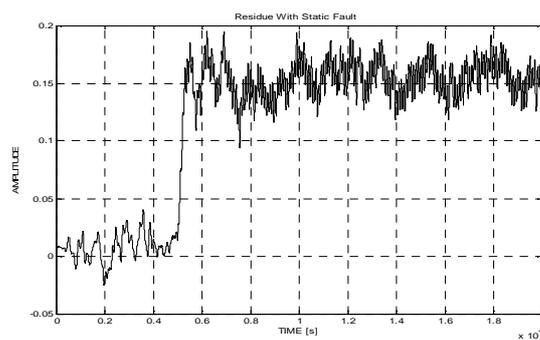


Fig. IV.15 Résidu r_2 d'une phase statorique de la machine avec un défaut statique

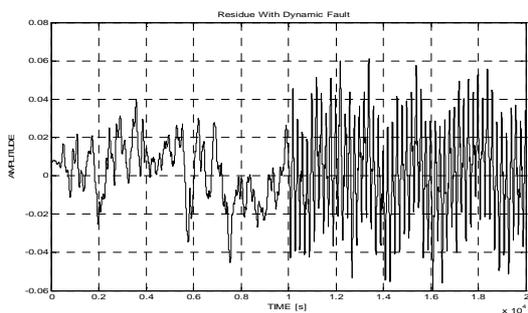


Fig. IV.16 Résidu r_3 d'une phase statorique de la machine avec un défaut dynamique

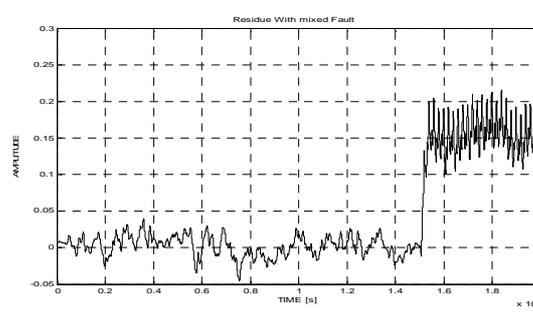


Fig. IV.17 Résidu r_4 d'une phase statorique de la machine avec un défaut mixte

Les résultats des résidus d'identifications obtenus montrent que, les résultats issus du modèle permettent de détecter les défauts d'excentricités et d'estimer avec une bonne précision l'instant d'apparition t_d du défaut. Dans le cas d'un défaut statique ou défaut mixte d'amplitude significative en comparaison du bruit de mesure, un simple seuillage du résidu r_1 permet de conclure. Dans le cas du défaut dynamique la détection et l'estimation de t_d peuvent être obtenus à l'aide d'un algorithme séquentiel de détection de changement (maximum de vraisemblance ou somme cumulé). On obtient :

t_d (défaut statique)=0.56 seconde ;

t_d (défaut dynamique)=1.56 seconde ;

t_d (défaut mixte)=1.56 seconde.

B. Etape de diagnostic

Le diagnostic est réalisé hors ligne, en se basant sur l'analyse des résidus r_2 , r_3 et r_4 issus de la comparaison des mesures et des estimations obtenus avec les trois modèles de défaut (excentricité statique, dynamique et mixte).

B.1 Cas d'un défaut statique

Considérons le cas du défaut d'excentricité qui produit à l'instant $t=0.5$ seconde. Cette anomalie est détectée en fonction du résidu r_1 la figure 15. Et le temps de détection est de 0.56 seconde. Les résidus utilisés pour le diagnostic sont représentés par les figures V 18,19 et 20. Le résidu $r_2(t)$ est autour de 0 alors que les résidus $r_3(t)$ et $r_4(t)$ d'accroître de façon significative après l'instant $t=0.56$ seconde.

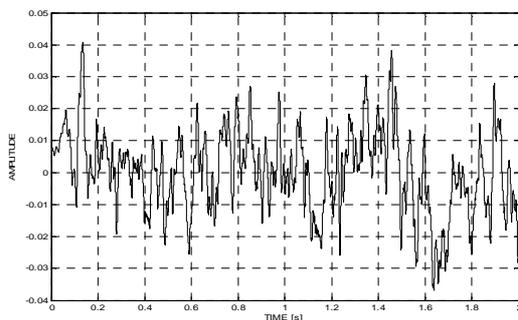


Fig. IV.18 Résidu r_2 en fonction du temps avec un défaut statique

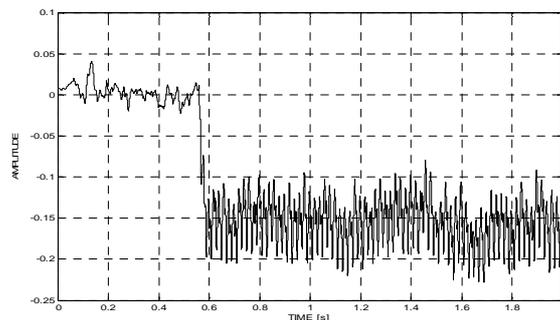


Fig. IV.19 Résidu r_3 en fonction du temps avec défaut dynamique

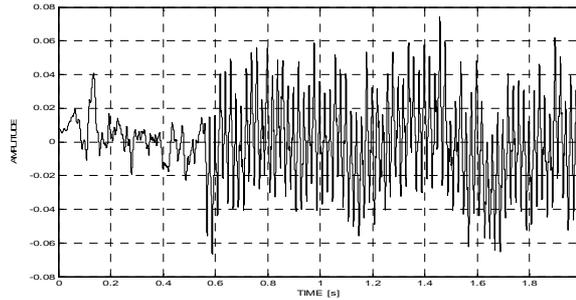


Fig. IV 20 Résidu r_4 en fonction du temps avec défaut mixte

B.2 Cas d'un défaut dynamique

Considérons le cas du défaut d'excentricité dynamique qui se produit à l'instant $t=1.5$ seconde. Cette anomalie est détecté en fonction du résidu r_1 figure 16. Et le temps de détection est de 1.506 secondes. Les résidus utilisés pour le diagnostic sont représentés dans les figures IV. 21, 22 et 23.

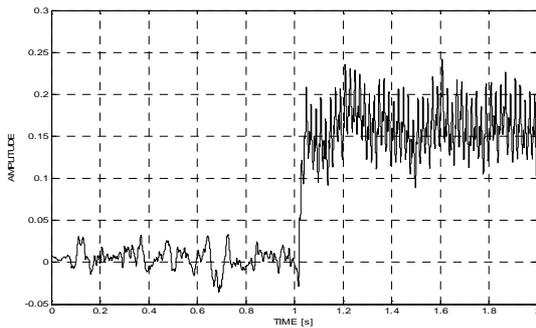


Fig. IV.21 Résidu r_2 en fonction du temps avec défaut dynamique

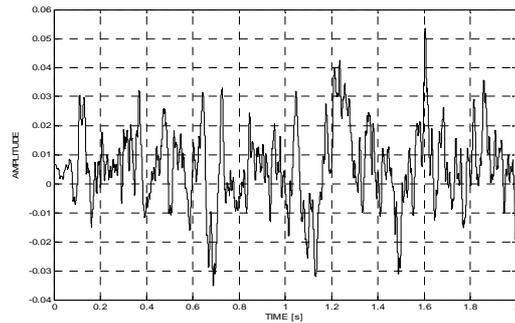


Fig. IV.22 Résidu r_3 en fonction du temps avec défaut dynamique

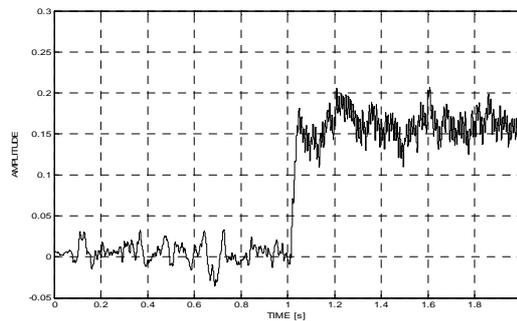


Fig. IV.23 Résidu r_4 en fonction du temps avec défaut dynamique

B.3 Cas d'un défauts mixte

Considérons le cas du défaut d'excentricité mixte qui se produit à l'instant $t=1.5$ seconde. Cette anomalie est détecté en fonction du résidu r_1 figure 17. Et le temps de détection est de 1.56 secondes. Les résidus utilisés pour le diagnostic sont représentés dans les figures IV 24, 25 et 26.

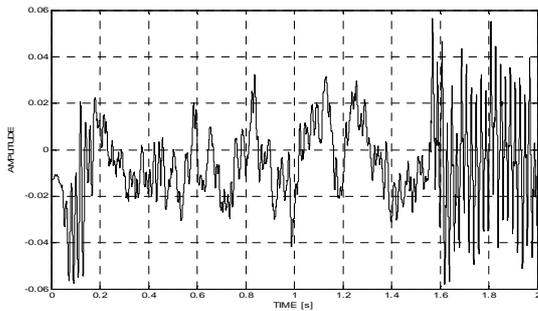


Fig. IV.24 Résidu r_2 en fonction du temps avec défaut mixte

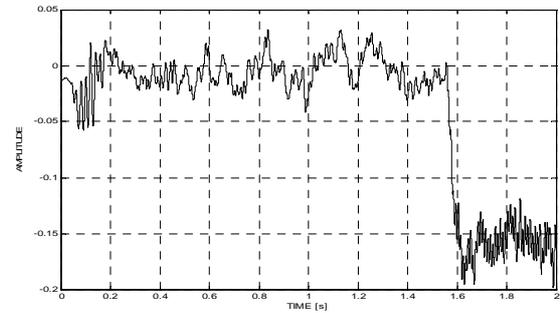


Fig. IV.25 Résidu r_3 en fonction du temps avec défaut mixte

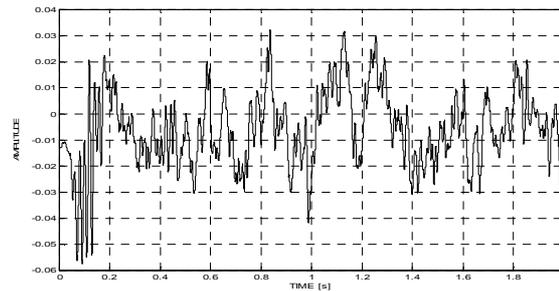


Fig. IV.26 Résidu r_4 en fonction du temps avec défaut mixte

A partir des résidus présentés par les figures 18 jusqu'à 26, il est possible d'identifier le type du défaut. On constate que, les instants d'apparitions des défauts et la forme du signal de chaque type de défaut est différente aux autres types, et la matrice suivante permettre l'identification et le diagnostic le type de défaut apparaît.

$$S = \begin{pmatrix} & f_{static} & f_{dynamic} & f_{mixed} \\ r_2 & 0 & 1 & 1 \\ r_3 & 1 & 0 & 1 \\ r_4 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

IV.7 Utilisation de l'estimation paramétrique

L'identification des systèmes est un vaste domaine qui regroupe des approches très diverses. Cette diversité est liée, d'une part, à celle des familles de modèles : modèles de connaissances ou de comportement, modèles paramétriques ou non paramétriques, modèles déterministes ou stochastiques et d'autre part, à celle des contextes d'exploitation : en ligne ou hors ligne, en boucle ouverte ou en boucle fermée, avec ou sans maîtrise des signaux d'entrée...etc

Le but de cette partie de ce chapitre est d'appliquer quelques approches d'identification paramétrique en ligne des processus dynamique et, plus particulièrement, la méthode des moindres carrés avec ou sans facteur d'oubli [43] pour les systèmes électriques. La bobine à noyau de fer constitue la structure de base de toutes les machines électriques. Il est donc important de tester notre approche sur ce système. Nous montrons que les méthodes d'identification permettent de construire des modèles de bon fonctionnement et des modèles de dysfonctionnement utiles pour des applications dans le domaine de la détection et du diagnostic des défauts.

IV.7.1 Représentation mathématique de la bobine

Le La bobine à noyau de fer contient deux circuits magnétique et électrique, lorsque la bobine est traversée par un courant électrique, ce dernier crée des pertes dans les deux circuits : dans le circuit magnétique des pertes par hystérésis et dans le circuit électrique des pertes par courant de Foucault. Lorsque ces pertes sont négligeables la bobine est représentée par deux résistances et une inductance (figure IV. 27).

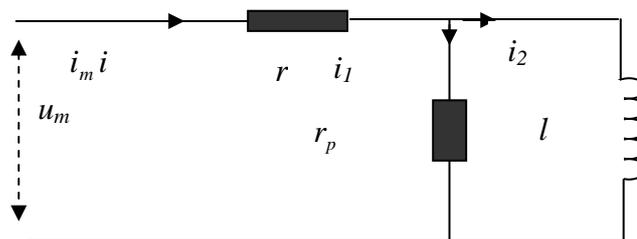


Fig. IV. 27 Bobine à noyau de fer

L'utilisation et la simplification des lois de maille et de Kirchhoff permettent d'écrire le modèle de la bobine à noyau de fer suivant:

$$a \cdot \frac{di(t)}{dt} + bi(t) = c \cdot \frac{du(t)}{dt} + u(t) \quad (\text{IV.9})$$

tels que,

$$a = \frac{(r + r_p) * l}{r_p}, b = r \text{ et } c = \frac{l}{r_p}.$$

IV.7.2 Méthode des moindres carrés

La méthode des moindres carrés récurrents est utilisée pour identifier les paramètres des modèles numériques des processus physiques ou des signaux. Le principe consiste à minimiser un critère quadratique correspondant au carré de l'erreur, à l'instant k , entre la sortie du modèle et la valeur de sortie du processus ou celle du signal que l'on veut modéliser. Le principe de l'identification des processus est présenté par le schéma de principe suivant (figure IV.28) [44] :

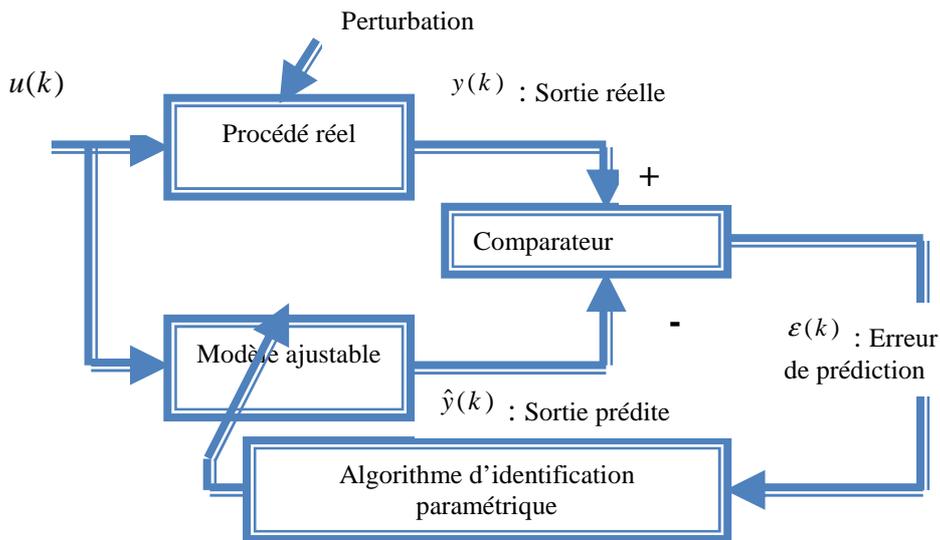


Fig. IV. 28. Principe général d'identification

Le critère quadratique de l'erreur est donnée par :

$$J(N) = \sum_{k=1}^N \varepsilon(k)^2 \quad (\text{IV.10})$$

où $\varepsilon(k)$ est l'erreur de prédiction à l'instant k , définie comme l'écart entre la sortie réelle du processus et la sortie estimée par le modèle à l'instant k . Cette erreur est évaluée à partir de la

mesure de la sortie du processus qui peut être bruitée. Dans notre étude, on supposera que le courant $i(k)$ est perturbé par un bruit de mesure $e(k)$ défini par l'équation (IV. 11) :

$$i_m(k) = i(k) + e(k) \quad (\text{IV.11})$$

où $i_m(k)$ représente le courant mesuré. L'erreur de prédiction est donnée par (IV.12) :

$$\varepsilon(k) = i(k) - \hat{i}(k) \square i_m(k) - \hat{i}(k) \quad (\text{IV. 12})$$

L'algorithme des moindres carrés récursifs est présenté par [45]:

$$\begin{cases} P(k) = P(k-1) - \frac{P(k-1) \cdot \varphi(k) \varphi^T(k) \cdot P(k-1)}{1 + \varphi^T(k) \cdot P(k-1) \cdot \varphi(k)} \\ K(k) = \frac{P(k-1) \cdot \varphi(k)}{1 + \varphi^T(k) \cdot P(k-1) \cdot \varphi(k)} \\ \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k) \cdot (y(k) - \varphi^T(k) \cdot \hat{\theta}(k-1)) \end{cases} \quad (\text{IV.13})$$

où P , K et θ sont respectivement la matrice de covariance, le gain et le vecteur des paramètres à estimer.

Pour pouvoir implanter l'algorithme d'identification, on discrétise l'équation (IV.9) par l'utilisation de la méthode d'Euler. On approche la dérivée de i par (IV. 14):

$$\frac{di(t)}{dt} = \frac{i(k) - i(k-1)}{dt} \quad (\text{IV.14})$$

où dt représente la période d'échantillonnage. On obtient l'équation récurrente (IV.15) :

$$i(k) = a_1 \cdot i(k-1) + b_1 \cdot u(k) + c_1 \cdot u(k-1) \quad (\text{IV. 15})$$

Avec les paramètres donnés par les équations (IV.16):

$$\begin{cases} a_1 = l.(r + r_p)/(l.(r + r_p) + r_p.r.dt) \\ b_1 = (l + r_p.dt)/(l.(r_p + r) + r_p.r.dt) \\ c_1 = -l/(l.(r_p + r) + r_p.r.dt) \end{cases} \quad (\text{IV.16})$$

L'équation (IV.16) est linéaire par rapport aux paramètres a_1 , b_1 et c_1 , cette condition est nécessaire pour appliquer l'algorithme des moindres carrés récursifs.

En tenant compte de l'erreur de mesure $e(k)$ sur le courant $i(k)$ définie par l'équation (IV.11), l'erreur de prédiction suit la relation de récurrence (IV.17) :

$$\varepsilon(k) = a_1.\varepsilon(k-1) + e(k) \quad (\text{IV.17})$$

IV.7.3 Estimation des paramètres numériques

L'algorithme des moindres carrés récursifs permet l'estimation des paramètres a_1 , b_1 et c_1 de l'équation récurrente. Cette méthode est appliquée dans un premier temps sur des signaux simulés pour une bobine sans défaut.

Le signal d'excitation est un signal analogique aléatoire de type séquence binaire pseudo-aléatoire, la période d'échantillonnage est $dt = 0.01$ et le bruit est gaussien de valeur moyenne supposée égale à 0.001 et de variance 1. Les paramètres à estimer ont les valeurs exactes suivantes:

$$r = 3.50\Omega$$

$$r_p = 86.96\Omega$$

$$l = 40.50mH.$$

Les résultats de l'algorithme d'identification sont présentés sur les figures IV.29 à IV.32.

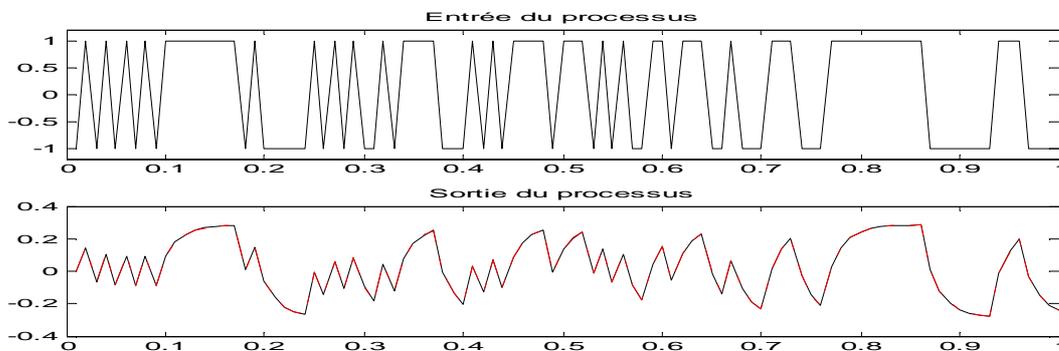


Fig. IV.29. Séquence entrée – sortie en fonction du temps (s); Séquence binaire pseudo aléatoire en entrée (haut) ; sortie réelle (bas, traits pleins) et mesurée (bas, traits pointillés)

La superposition entre les deux signaux de sortie réelle (trait plein) et estimée (trait pointillés), ainsi que le signal de résidu d'identification sont représentés sur la figure (IV.30).

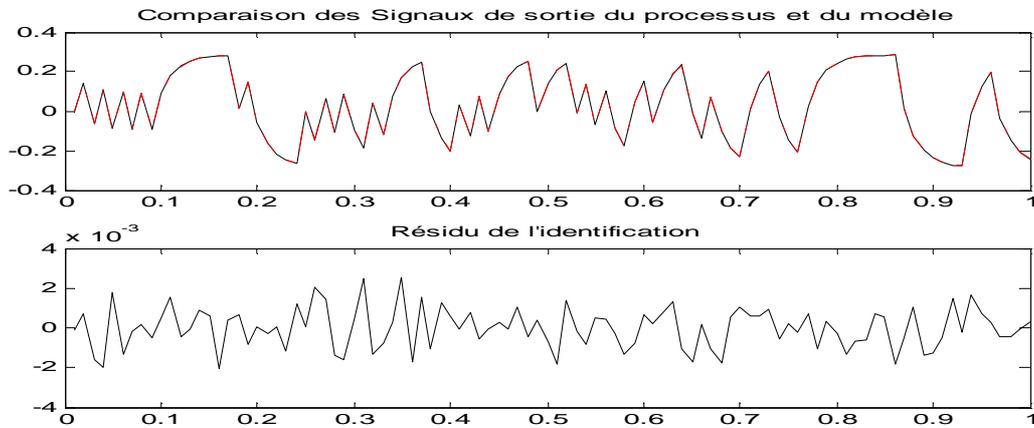


Fig. IV.30 Résultats de l'identification en fonction du temps en (s) ; sortie réelle (haut, traits pleins) et mesurée (haut, traits pointillés) ; résidus d'identifications (bas)

IV.7.4 Estimation des paramètres physiques

A partir du système d'équations non linéaires (IV.17), et par l'utilisation de la méthode de Newton-Raphson on peut estimer les paramètres physiques de la bobine (figure IV.31).

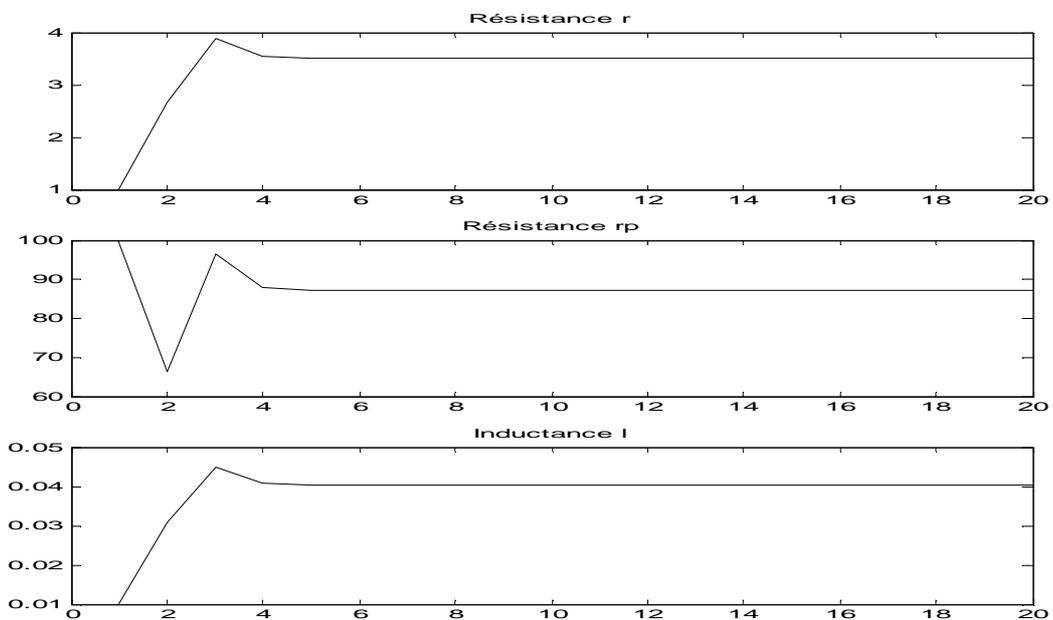


Fig. IV.31. Identification des paramètres physiques en fonction du nombre d'itération ; r (haut) ; r_p (milieu) ; l (bas)

La distribution des estimations des paramètres physiques suit des lois quasi normales dont les paramètres sont détaillés dans le tableau IV. 2.

Tab. IV.2 Distribution des estimations pour une série de 1000 séquences d'acquisition

Paramètre	Moyenne	Variance
r_{est}	3.5028	$< 10^{-4}$
r_{pest}	88.6444	8.24
$l_{est} (x 10^{-3})$	40.42	$< 10^{-4}$

La figure IV.32, présente les histogrammes des paramètres physiques obtenus pour une série de 1000 séquences d'acquisition, elle permet de vérifier l'allure quasi normale des distributions observées.

On remarque une erreur de l'ordre de 3% sur l'estimation de r_p , l'erreur d'estimation sur les autres paramètres est négligeable. Les résultats de simulation dépendent du bruit de mesure. En effet lorsque le bruit augmente, la variance des estimations obtenues pour les paramètres a_1 , b_1 et c_1 augmente. La figure 8 présente la variance des estimations obtenues en fonction de l'amplitude de l'erreur de mesure pour les paramètres numériques à partir d'une série de 100 séquences d'acquisition.

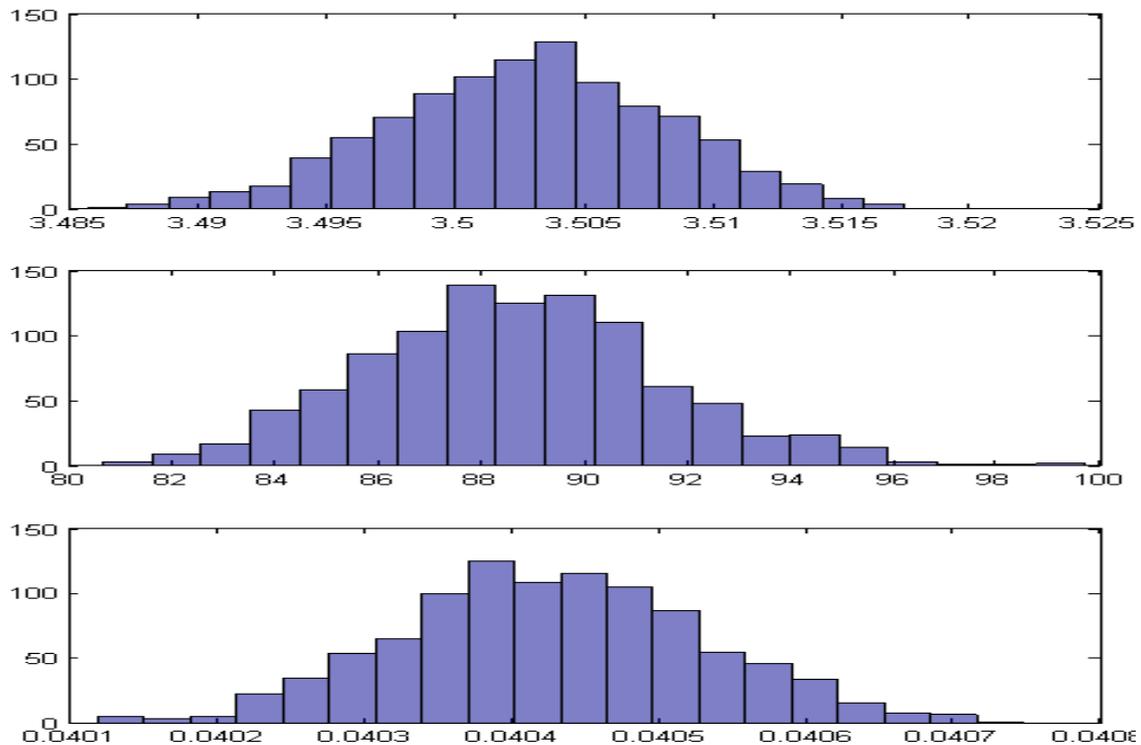


Fig. IV.32. Histogrammes des paramètres ; r (haut) ; r_p (milieu) ; l (bas)

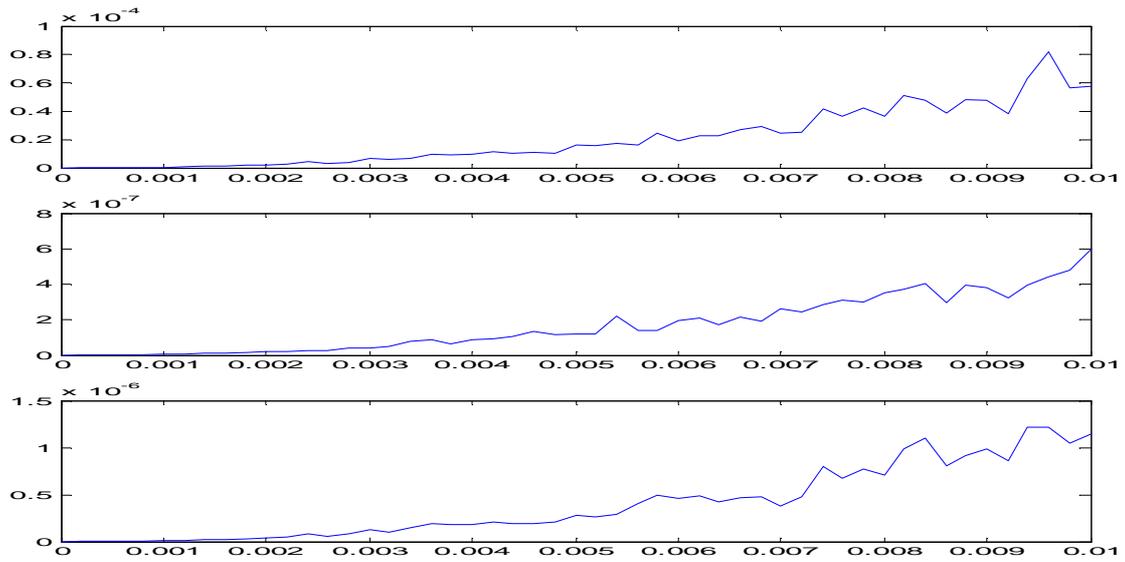


Fig. IV.33. Variance des estimations des paramètres numériques en fonction de l'amplitude de l'erreur de mesure; a_1 (haut) ; b_1 (milieu) ; c_1 (bas)

Dans le même temps l'erreur moyenne des estimations a_1 , b_1 et c_1 reste globalement constante. La figure IV.34 illustre l'erreur moyenne d'estimation pour les paramètres numériques à partir d'une série de 100 séquences d'acquisition.

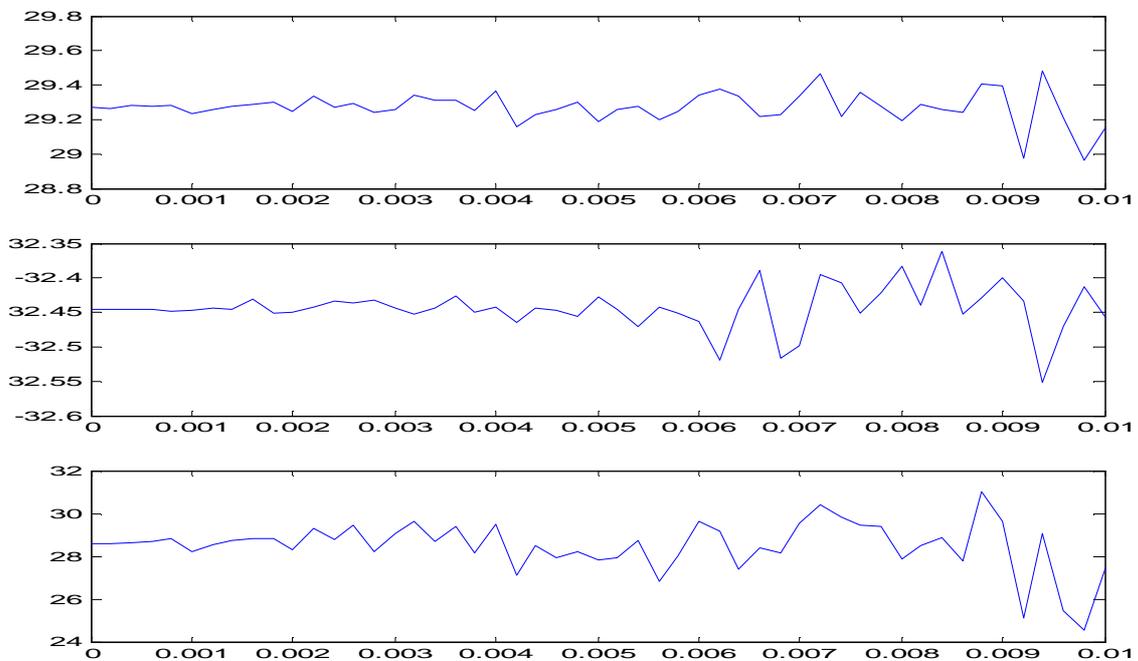


Fig. IV.34. Erreur moyenne des estimations des paramètres numériques en fonction de l'amplitude de l'erreur de mesure; a_1 (haut) ; b_1 (milieu) ; c_1 (bas)

L'augmentation de la variance des estimations de a_1 , b_1 et c_1 biaise fortement l'estimation des paramètres physiques avec Newton – Raphson (figure IV.34). Pour les valeurs les plus élevées du bruit, l'algorithme diverge (absence de résultat sur la figure (IV. 35)).

Les résultats obtenus montrent que la méthode des moindres carrés permet d'obtenir des résultats corrects. Mais la convergence est relativement lente et la méthode est sensible aux bruits de mesure. Il sera donc difficile de détecter l'apparition de défauts dans le système car ceux-ci risquent d'être confondus avec le bruit.

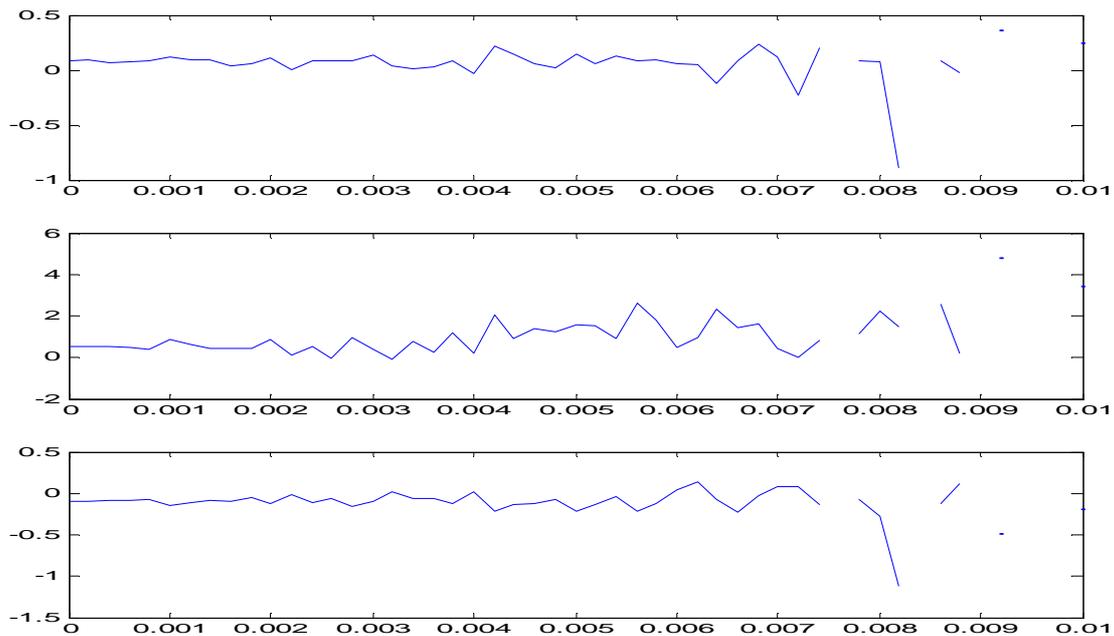


Fig. IV.35 Erreur moyenne d'estimation pour les paramètres physiques en fonction de l'amplitude de l'erreur de mesure ; r (haut) ; rp (milieu) ; l (bas)

IV.7.5 Moindres Carrés avec facteur d'oubli

Dans cette section nous améliorons la vitesse de convergence en utilisant l'algorithme des moindres carrés avec facteur d'oubli. Cet algorithme consiste à minimiser le critère quadratique $J(N)$ [46], [47]:

$$J(N) = \sum_{k=1}^N (\varepsilon(k))^2 \lambda^{N-k} \quad (\text{IV.18})$$

L'algorithme des moindres carrés avec facteur d'oubli est défini par les équations (IV.19) :

$$\left\{ \begin{array}{l} P(k) = \lambda^{-1} \cdot \left(P(k-1) - \frac{P(k-1) \cdot \varphi(k) \varphi^T(k) \cdot P(k-1)}{\lambda^{-1} + \varphi^T(k) \cdot P(k-1) \cdot \varphi(k)} \right) \\ K(k) = \frac{P(k-1) \cdot \varphi(k)}{\lambda^{-1} + \varphi^T(k) \cdot P(k-1) \cdot \varphi(k)} \\ \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k) \cdot (y(k) - \varphi^T(k) \cdot \hat{\theta}(k-1)) \end{array} \right. \quad (IV.19)$$

Le facteur d'oubli $0 < \lambda < 1$ détermine la sensibilité et la précision de la convergence de l'algorithme par rapport à la dynamique du système [48], [49]. Dans notre cas nous avons étudié l'incidence du facteur d'oubli sur la qualité de l'estimation. L'erreur moyenne d'estimation sur les paramètres physiques est peu sensible au facteur d'oubli (figure IV.48) mais la variance de ces estimation diminue lorsque le facteur d'oubli tend vers 1 (figure IV.36), c'est-à-dire lorsque la méthode temps vers les moindres carrés sans oubli.

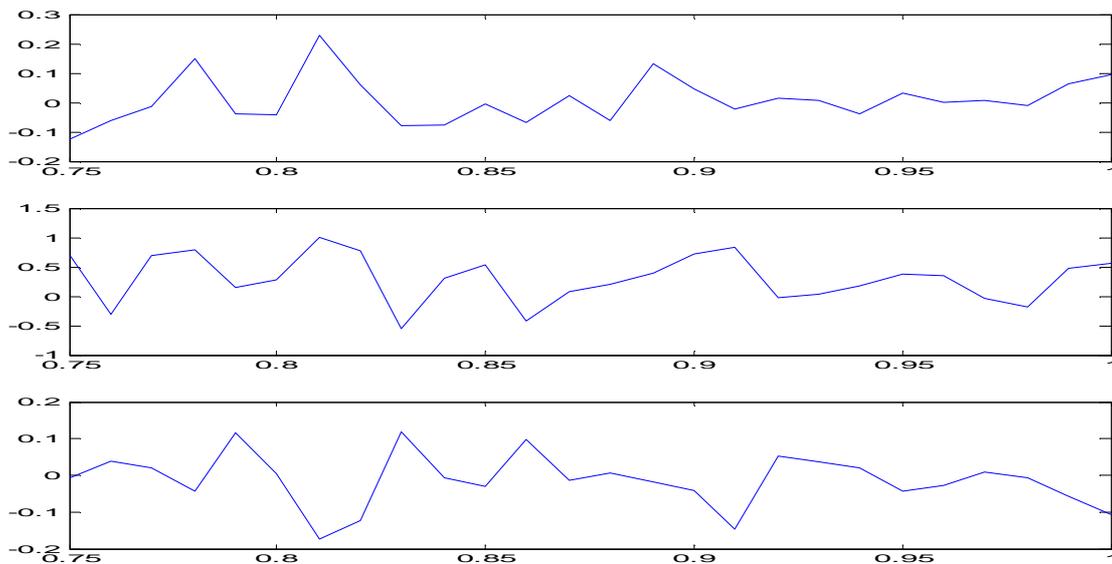


Fig. IV.36. Erreur moyenne d'estimation pour les paramètres physiques en fonction du facteur d'oubli, r (haut), r_p (milieu), l (bas).

Notons enfin que l'utilisation d'un facteur d'oubli légèrement inférieur à 1 permet d'accroître la vitesse de convergence [50]. L'étude de la somme des erreurs quadratiques calculées sur les itérations de l'algorithme des moindres carrés et sur l'algorithme de Newton-Raphson illustre ce résultat. On constate que, la somme des erreurs quadratiques calculées sur les itérations de l'algorithme de Newton-Raphson est minimale pour un facteur d'oubli de l'ordre de 0.97 – 0.98. Dans le même temps, la somme des erreurs quadratiques calculées sur les itérations de l'algorithme des moindres carrés augmente. En fait, la somme des erreurs quadratiques

calculée pour cet algorithme atteint un minimal pour un facteur d'oubli de l'ordre de 0.75 – 0.8. La somme des erreurs quadratiques sur l'estimation de a_l , b_l et c_l est alors plus faible mais l'estimation finale de ces paramètres est moins précise. Ceci justifie l'utilisation d'un facteur d'oubli plus élevé. En conclusion il est nécessaire d'étudier conjointement la vitesse de convergence et la précision de la méthode.

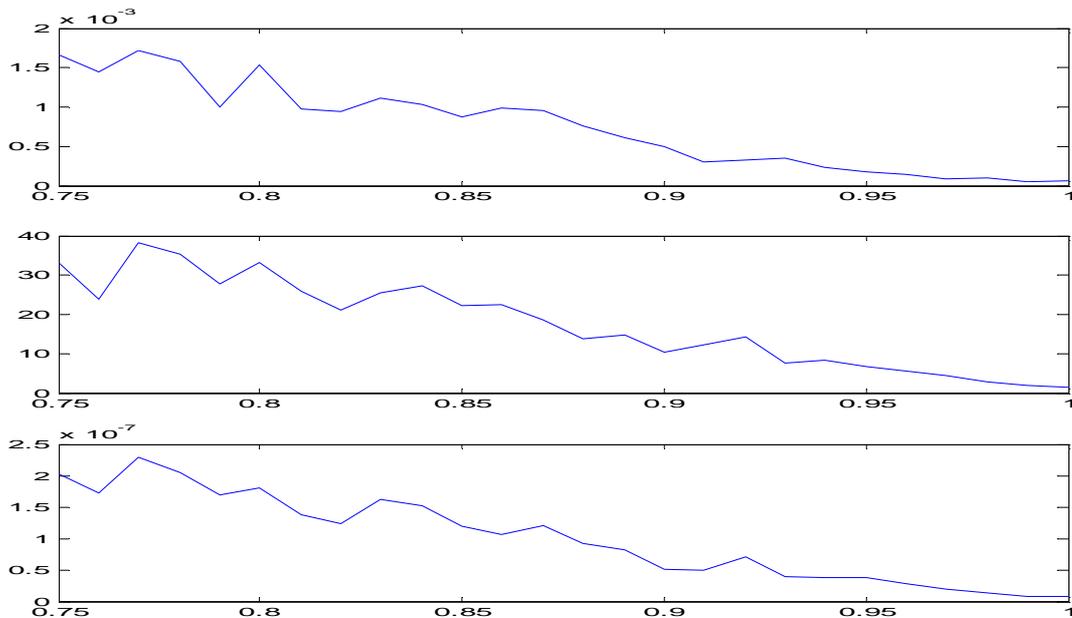


Fig. IV.37 Variance des estimations pour les paramètres physiques en fonction du facteur d'oubli, r (haut), r_p (milieu), l (bas).

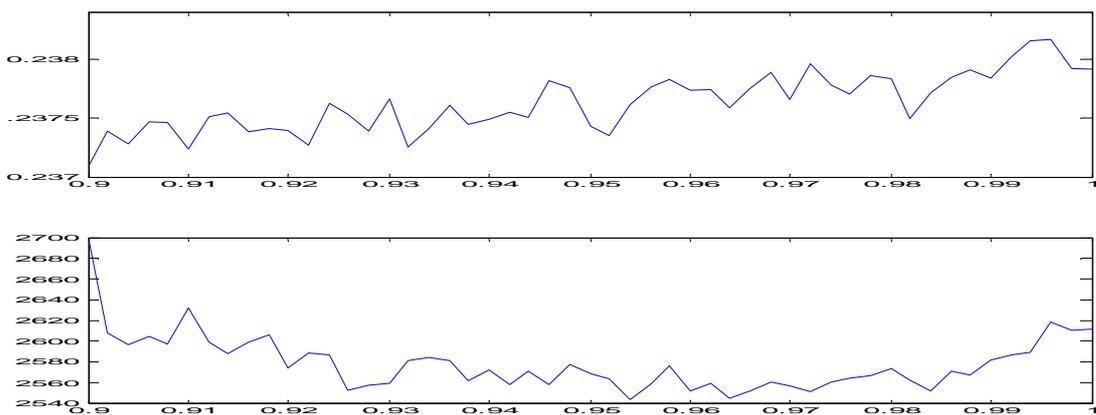


Fig. IV.38 Somme des erreurs quadratiques en fonction du facteur d'oubli ; algorithme des moindres carrés (haut) ; algorithme de Newton-Raphson (bas)

IV.7.6 Modèle de la bobine à noyau de fer avec défaut de court circuit

Le défaut électrique le plus fréquent dans les systèmes électriques est le défaut de court-circuit de spires. Dans la bobine un court-circuit est à l'origine d'un nouveau bobinage parcouru par un fort courant induit. Il en résulte un champ magnétique additionnel ayant la même direction que le champ nominal. Par l'application des lois d'électricité le modèle est donné par l'équation (IV. 17) avec des valeurs modifiées pour les paramètres a_1 , b_1 et c_1 .

$$\begin{cases} a_1 = l' \cdot (r' + r'_p) / (l' \cdot (r'_p + r') + r'_p \cdot r' \cdot dt) \\ b_1 = (l' + r'_p \cdot dt) / (l' \cdot (r'_p + r') + r'_p \cdot r' \cdot dt) \\ c_1 = -l' / (l' \cdot (r'_p + r') + r'_p \cdot r' \cdot dt) \end{cases} \quad (IV.20)$$

avec :

$$\begin{cases} r'_p = \frac{r_p \cdot (1 - n_{cc})^2 \cdot r}{n_{cc} \cdot r \cdot (r_p + (1 - n_{cc})^2 / n_{cc})} \\ r' = (1 - n_{cc}) \cdot r \\ l' = (1 - n_{cc})^2 \cdot l \end{cases} \quad (IV.21)$$

et n_{cc} est le rapport de court circuit :

$$n_{cc} = \frac{N_{cc}}{N_s} \quad (IV.22)$$

où N_{cc} est le nombre de spires en court-circuit et N_s est le nombre total de spires [51, 52] et [53].

De la même manière que précédemment on fait la simulation du modèle avec un défaut de court circuit défini par le paramètre n_{cc} . L'identification est réalisée avec la méthode des moindres carrés sans facteur d'oubli pour des coefficients a_1 , b_1 et c_1 et par la méthode Newton-Raphson pour les paramètres physiques. La sensibilité des paramètres a_1 , b_1 et c_1 par rapport à n_{cc} est présentée sur la figure IV.39. La figure IV. 40, représente l'erreur moyenne d'estimation des paramètres numériques en fonction de n_{cc} . La sensibilité des paramètres physiques par rapport à n_{cc} est présentée sur la figure IV. 41. La figure IV. 42, représente

l'erreur moyenne d'estimation des paramètres physiques en fonction de n_{cc} . Tous les résultats sont présentés à partir de séries de 100 séquences d'acquisition.

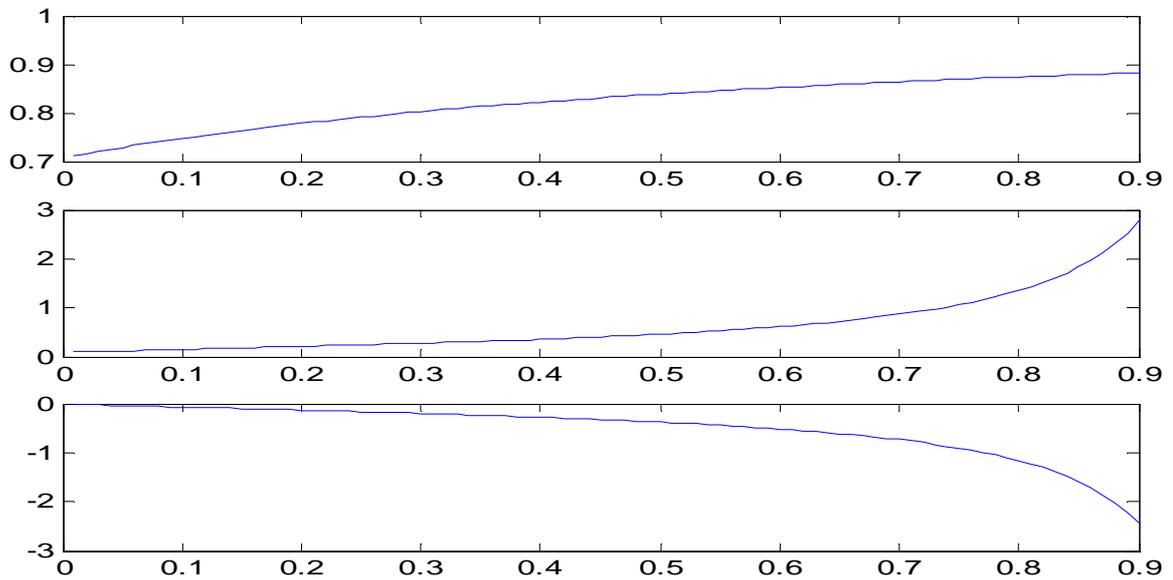


Fig.IV.39. Moyenne des paramètres numériques en fonction de n_{cc} ;
 a_I (haut) ; b_I (milieu) ; c_I (bas)

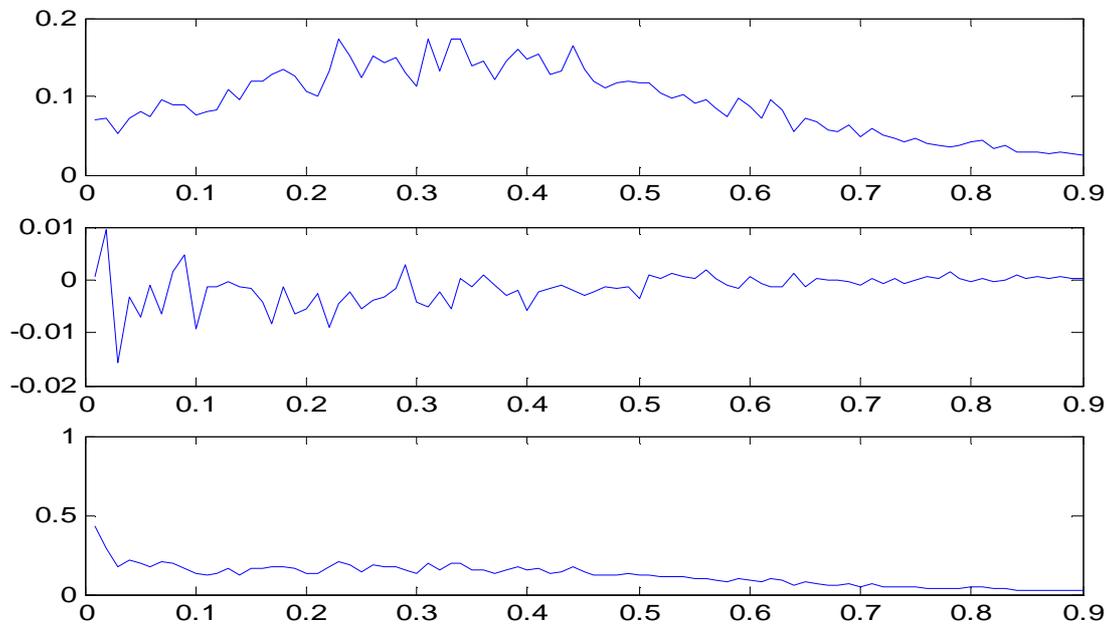
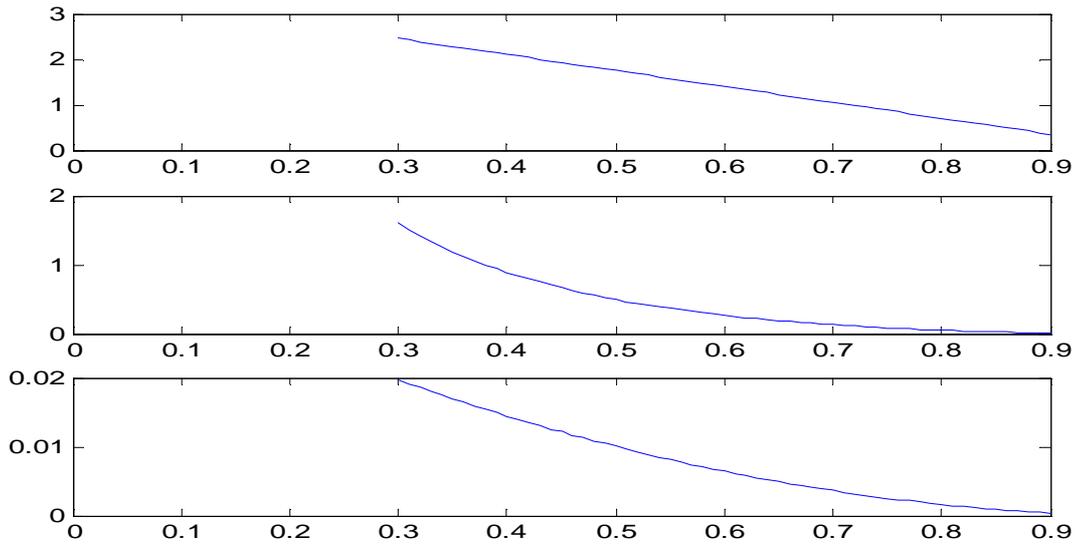


Fig. IV.40. Erreur moyenne d'estimation pour les paramètres numériques en fonction de n_{cc} ; a_I (haut) ; b_I (milieu) ; et c_I (bas)



**Fig. IV.41. Moyenne des paramètres physiques en fonction de n_{cc} ;
 r (haut) ; r_p (milieu) ; l (bas)**

Les résultats de simulation montrent que la sensibilité de la méthode des moindres carrés à l'apparition du défaut augmente avec n_{cc} . Cette méthode sera utilisée dans nos travaux futurs pour détecter les défauts de court-circuit. Par contre, l'estimation des paramètres physiques est difficile pour de faibles valeurs de n_{cc} . Cette partie devra être améliorée dans nos travaux futurs en vue du diagnostic des défauts.

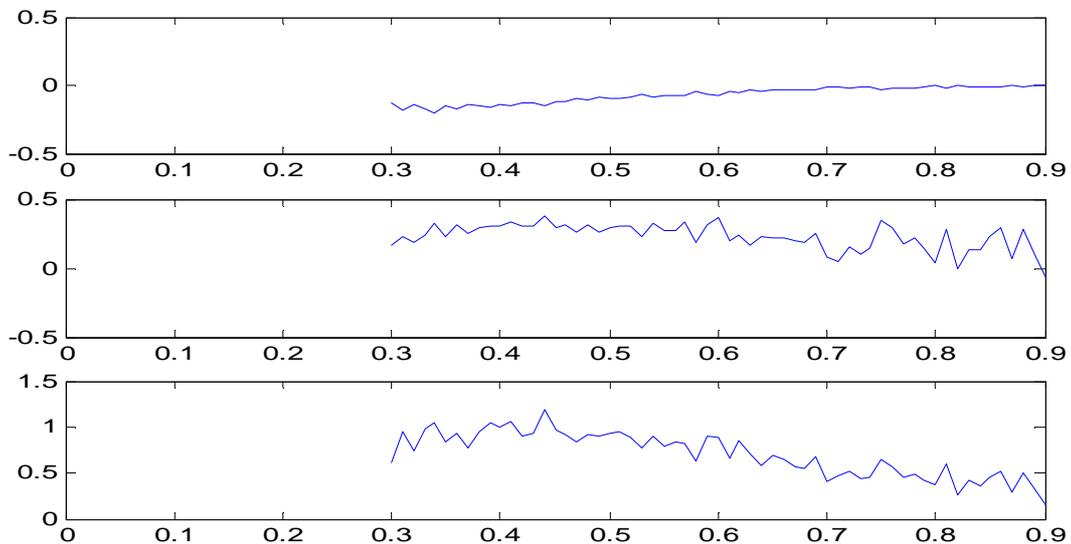


Fig. IV.42. Erreur moyenne d'estimation pour les paramètres numériques en fonction de n_{cc} ; r (haut) ; r_p (milieu) ; l (bas)

A partir de notre étude par les deux méthodes utilisées dans ce travail on peut conclure les remarques suivantes :

Dans un premier temps, on applique une méthode basée sur l'analyse des résidus structurés en vue de détection et identification de défauts de d'excentricité mixte, dynamique et mixte.

Dans la deuxième partie du chapitre du travail, on applique des méthodes d'identification des paramètres basée sur les moindres carrés récursifs pour estimer les paramètres physiques de la bobine à noyau de fer. Les résultats obtenus montrent que les valeurs estimées sont correctes, mais que la convergence est lente et sensible au bruit de mesure. L'application de la méthode MCR avec facteur d'oubli permet d'accroître la vitesse de convergence.

IV.7 Utilisation des méthodes d'intelligences artificielles

Le diagnostic par les méthodes d'intelligences artificielles dans ce travail sera établi sur une base de données effectuées sur une machine asynchrone (MI) avec différents modes de fonctionnement défectueux et sain. La stratégie de diagnostic planifiée dans ce travail basée sur le développement des techniques modernes sensibles et robustes à la détection et la classification de défauts dans le MI. Nous mettrons la projection des courants des trois phases du stator dans le plan 3D et 2D des différents scénarios de fonctionnement du moteur par la méthode de reconnaissance de formes et nous développons un algorithme permettant la construction d'un descripteur appelé Histogramme Orienté Gradient (HOG) pour classer les défauts dans le MI, ce dernier utilise les techniques des Machines Learning telle que, l'Arbre de Décision (Decision Tree DT), Support Vector Machine (SVM) et Neural Network Artificiel (NNA). Ces approches basées sur une technique d'intelligence artificielle, comprenant une étape de prétraitement pour éliminer le bruit, ensuite la pixellisation pour réduire l'image, et l'entraînement de plusieurs Machines Learning, en terminant par une évaluation de techniques utilisées pour classer les défauts.

IV. 7. 1 Description des données

La construction de la base de données est effectuée sur un moteur à induction dont les caractéristiques suivantes :

- La puissance utile nominale : 450W,
- La tension nominale entre phase : 127V,
- La fréquence d'alimentation : 50 HZ,
- Le nombre de paires de pôles : 1,

- La résistance statorique : 4.1 Ω ,
- La résistance d'une barre rotorique : 74 $\mu\Omega$,
- La résistance d'un anneau : 74 $\mu\Omega$,
- L'inductance de fuite du stator : 17.5 mH,
- L'inductance d'une barre : 0.33 mH,
- L'inductance d'un anneau : 0.33 mH,
- Le nombre d'encoches du stator : 193,
- Le nombre d'encoches du rotor : 193,
- Le coefficient de frottement : 510⁻⁶ Nms²,
- Le courant nominal : 4.5x10⁻³ A.

Les moyens de mesures des signaux utilisés ont été relevés, lors des différents modes de fonctionnement, à l'aide d'un système d'acquisition. Les signaux enregistrés par le système d'acquisition sont les suivants :

- ✓ Les courants des trois phases statoriques,
- ✓ Les trois tensions d'alimentations,
- ✓ Les couples électromagnétiques.

Toutes les acquisitions ont été réalisées en régime permanent sur une durée de 10 seconde avec une fréquence d'échantillonnage de 10KHz, soit 100001 points pour chacun des signaux mesurés. Les états de fonctionnement du moteur à induction ayant été dédiés à la classification de défauts sont repris dans le tableau suivant :

Tab. IV. 3 Mode de fonctionnement du moteur à induction utilisé

	Etat du Moteur	Nombre de expérience	Taux de charge %
		Sain	60
Défaut simple (Séparé)	Défaut de roulement	22	0, 20, 60, 100
	Défaut de cassure de barre	80	0, 20, 50, 100
	Défaut de CC 2%	15	10, 20, 40
	Défaut de CC 5%	15	10, 20, 40
Défaut combiné (cumulé)	Défaut de roulement +Défaut de cassure de barre	22	0, 20, 60, 100
	Défaut de CC 2%+ Défaut de CC 5%	15	10, 20, 40
Nombre Total d'expérience	229		

Dans les parties suivantes de travail nous avons utilisés les abréviations des différents scénarios de fonctionnement du moteur à induction :

Etat sain : h

Défaut de roulement : f_1

Défaut de cassure de barre : f_2

Défaut de court-circuit 2% : f_3

Défaut de court-circuit 5% : f_4

Défaut combine de cassure de barres et de roulement : f_5

Défaut combine de court-circuit 2% et 5% : f_6 .

IV. 7. 2 Principe de l'approche utilisée

L'architecture générale du système de diagnostic et de classification développé dans ce travail est illustré par l'ensemble des étapes suivantes [54] :

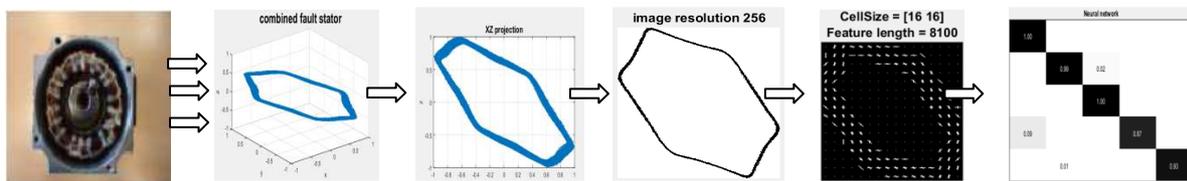


Fig. IV.43. Principales étapes de conception d'un classifieur en ligne

Dans le reste de ce travail en présente les étapes de l'approche sous la forme détaillée.

IV. 7. 3 Prétraitement des données

Cette étape comporte deux opérations. Dans un premier temps, on effectue une normalisation des données (standardisation) dans un intervalle $[-1,1]$ et en deuxième temps, on applique une étape de pixellisation [55].

Étape de normalisation :

Pour pouvoir comparer des données de grandeurs différentes, une normalisation est appliquée afin de minimiser les variations interclasses dues au changement de la charge appliquée au moteur à induction et de mettre à l'échelle des données dans un intervalle $[-1,1]$, la figure (IV.44) illustre les courant statorique avec différentes charges avant et après la normalisation. On constate que le changement de charge affecte la taille de la forme. Sur la figure IV.44.a on remarque que pour un taux de charge de 20% les signaux varient dans un intervalle de $[-5, 5]$, tandis qu'une charge de 100% génère des signaux oscillants dans un intervalle $[-9, 9]$ alors que les deux formes représentent le même état de fonctionnement (variation interclasse) ce

qui peut engendrer une confusion du classifieur. Après normalisation (figure IV.44.b), l'ensemble des signaux sont inclus dans le même intervalle $[-1, 1]$.

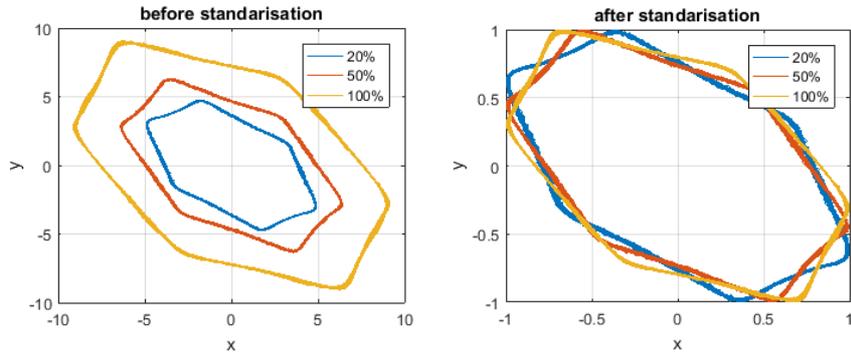


Fig. IV.44 Courants statoriques avec différentes charges a) avant et b) après normalisation.

L'algorithme appliqué est exprimé par la formule suivante :

En posant : $[lim_1, lim_2] = [-1, 1]$.

On peut écrire :

$$\begin{cases} x = (x - \min(x) / \max(x) - \min(x)) * (lim_2 - lim_1) + lim_1 \\ y = (y - \min(y) / \max(y) - \min(y)) * (lim_2 - lim_1) + lim_1 \end{cases} \quad (IV.23)$$

Étape de pixellisation :

C'est une transformation des données 2D vers une forme graphique (image) par la représentation de chaque échantillon de signal mesuré par un pixel d'intensité correspondant à la valeur de la dimension réduite pour ne pas perdre l'information relative à celle-ci. Par exemple un pixel dans le plan XY représenté par ses coordonnées (x,y) correspondants respectivement aux deux courant i_a et i_b , tandis que la valeur i_c de la dimension réduite est représentée par l'intensité en niveau de gris de ce même pixel. L'algorithme appliqué pour les trois plans XY, YZ et XZ est le suivant :

$$\begin{cases} Image_{XY}(\text{round}((i_a + 1) * resolution/2) + 1, \text{round}((i_b + 1) * resolution/2) + 1) = i_c \\ Image_{YZ}(\text{round}((i_b + 1) * resolution/2) + 1, \text{round}((i_c + 1) * resolution/2) + 1) = i_a \\ Image_{XZ}(\text{round}((i_a + 1) * resolution/2) + 1, \text{round}((i_c + 1) * resolution/2) + 1) = i_b \end{cases} \quad (IV.24)$$

Etant donné que, $i_a, i_b, \text{ et } i_c \in [-1, 1]$, ces transformations nous permettent d'obtenir des indices entiers positifs et non nuls qui peuvent être positionnées dans des images 2D des résolutions bien déterminées. Notre algorithme est basé sur le traitement d'images représentant fidèlement la dynamique du système toute en étant de tailles réduites afin d'accélérer le processus d'entraînement, pour cela on teste plusieurs résolutions telles que $(64*64)$, $(128*128)$, $(256*256)$, $(512 *512)$, etc.

IV. 7. 4 Présentation des grandeurs dans le plan 3D et 2D

En général, tout système de trois grandeurs de même nature et de même fréquence est la superposition de trois systèmes équilibrés de même fréquence : un système triphasé direct, un système triphasé inverse et un système homopolaire. En pratique, cela signifie que le système des trois tensions ou des trois courants, peut être représenté par les composantes \underline{X}_d , \underline{X}_i et \underline{X}_0 (tensions ou courants) telle que [56]:

\underline{X}_d : représente la composante symétrique directe,

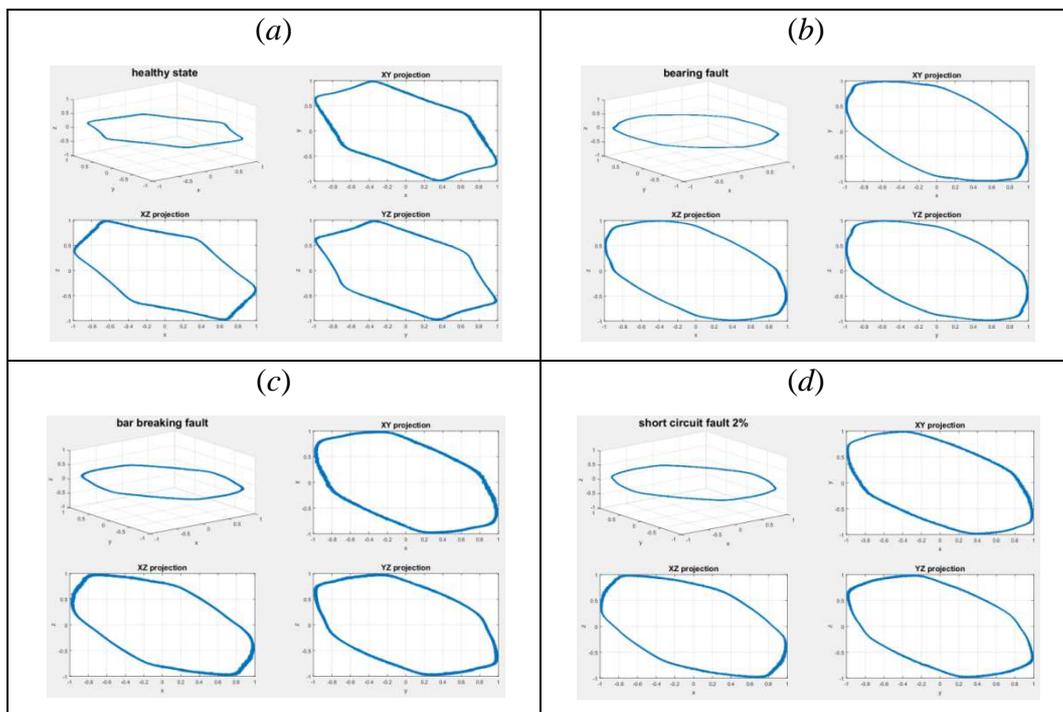
\underline{X}_i : représente la composante symétrique inverse,

\underline{X}_0 : représente la composante homopolaire.

Les équations donnant les composantes symétriques des tensions et des courants (transformations de Fortescue) sont les suivantes :

$$\begin{cases} X_d = \frac{1}{3}(X_{sa} + a \cdot X_{sb} + a^2 X_{sc}) \\ X_i = \frac{1}{3}(X_{sa} + a^2 \cdot X_{sb} + a X_{sc}) \\ X_0 = \frac{1}{3}(X_{sa} + X_{sb} + X_{sc}) \end{cases} \quad (\text{IV.25})$$

La figure IV.45 illustre la représentation des courants statorique triphasés sur le plan 3D avec différents scénarios de fonctionnement du moteur à induction et leurs projections sur les trois plans en 2D.



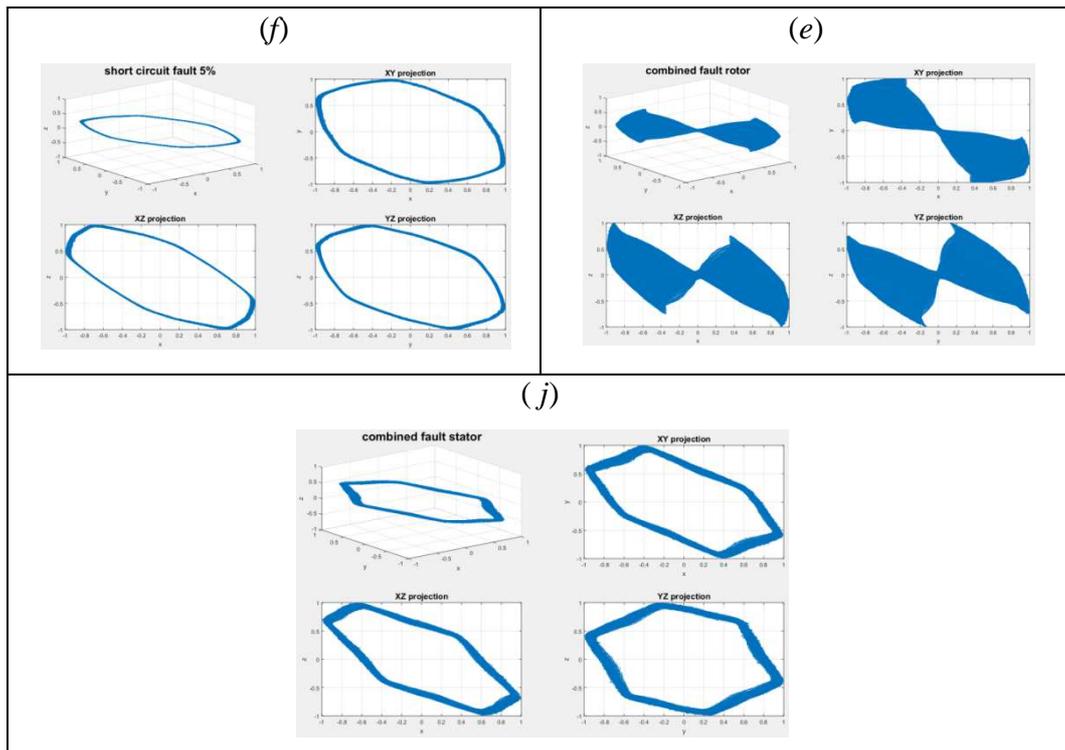


Fig.IV.45 Présentation des courants statorique triphasés sur le plan 3D et leur projection sur les plans 2D pour chaque mode de fonctionnement a) état sain, b) avec défaut de roulement, c) cassure de barres, d) défaut de court circuit 2%, e) défaut de court circuit 5%, f) défaut du rotor combiné, j) défaut de stator combiné.

La figure IV.46 représente les images obtenues avec différentes résolutions telle que, la résolution (64*64), (128*128), (256*256) et (512 *512).

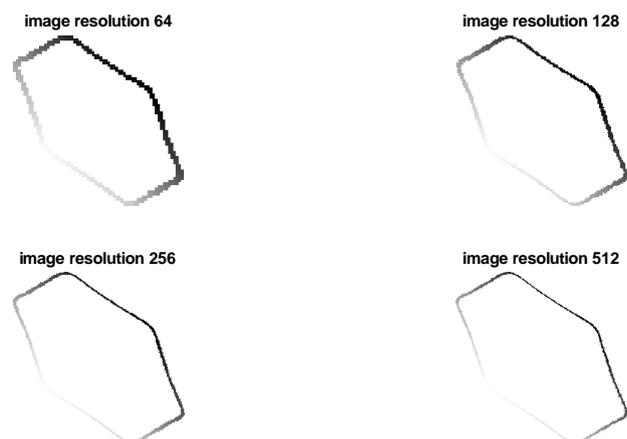


Fig.IV.47 Image avec différentes résolutions

On constate que l'image de résolution (256*256) représente presque le même niveau de détail que l'image de résolution (512*512) toute en ayant qu'un quart de pixel (1/4) tandis que l'image de résolution (128*128) perd les détails fins. Notre choix c'est porté sur l'utilisation

d'image de résolution (256*256) qui représente un bon compromis entre le volume de données encodées par l'image et le niveau du détail désiré.

IV. 7. 5 Construction du descripteur

Les caractéristiques locales se rapportent à un motif ou à une structure distincte de son environnement immédiat par la texture, la couleur ou l'intensité, leurs descripteurs qui sont des représentations vectorielles compactes d'un voisinage local, sont les éléments constitutifs de nombreux algorithmes de vision par ordinateur. Leurs applications incluent la reconnaissance des formes, l'enregistrement d'images, la détection d'objets et la classification.

Dans notre algorithme, on a utilisé le descripteur HOG adapté aux tâches de classification d'objets déformables. Il décompose l'image en cellules carrées d'une taille donnée (CellSize) couvrant l'image toute entière d'une part et, d'autre part, il calcule un histogramme de gradient orienté dans chaque cellule en construisant le gradient d'image $\nabla l(x, y)$ et en utilisant la différence centrale [57] et [58].

Les images obtenues durant la phase de pixellisation présentent des formes particulières pour chaque mode de fonctionnement du moteur à induction. Ce changement de forme d'un état à un autre, une fois caractérisée d'une manière robuste par l'extraction d'un descripteur HOG pourra être utilisé pour entraîner le classifieur. Par conséquent, il est important de s'assurer que, le vecteur de fonctionnalité HOG encode la bonne quantité d'informations sur les orientations locales dans les images. On peut voir l'effet du paramètre de taille de cellule sur la quantité d'information de forme codée dans le vecteur de caractéristiques en faisant varier le paramètre de taille de cellule HOG ([4 4], [8 8], [16 16], [32 32] et [64 64]) et visualiser le résultat présenté sur la figure 4.

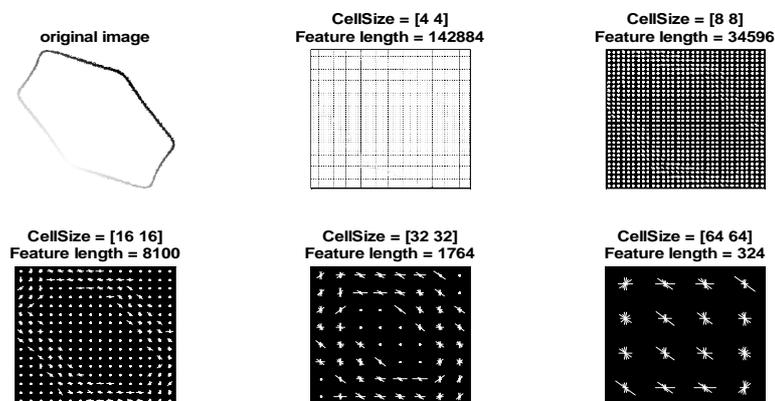


Fig. IV.48 Effet de la taille de cellule sur le descripteur HOG

On constate qu'une taille de cellule [64 64] et [32 32] ne donne pas suffisamment d'informations sur les formes, alors qu'une taille de cellule de [4 4] comporte beaucoup d'informations de formes mais augmente sensiblement la taille de descripteur, un bon compromis serait de choisir les deux tailles de cellule intermédiaires [8 8] et [16 16] qui seront évaluées lors de la phase d'expérimentation.

Ce réglage de la taille de cellule choisi comporte suffisamment d'informations pour nous permettre de différencier visuellement la forme de l'état de fonctionnement concerné tout en limitant la taille du descripteur ce qui permet d'accélérer la phase d'entraînement.

On suppose que le descripteur final est la concaténation des trois descripteurs extraits à partir des trois images des projections 2D (xy, yz et xz) comme suite :

$$HOG = [HOG_{x,y}, HOG_{y,z}, HOG_{x,z}] \quad (IV.26)$$

Pour le premier descripteur utilisant la taille de cellule de [8 8] et pour chacune des trois images de projection, on obtient une dimension totale de $34\ 596 \times 3 = 103\ 788$ points d'intérêts. Tandis que le descripteur de taille de cellule [16 16] on obtient $8100 \times 3 = 24\ 300$ points d'intérêts.

Toute en sachant que les descripteurs obtenus contiennent du bruit et des informations redondantes ce qui affecte le score de classification et augmente inutilement le temps de calcul. L'application de l'algorithme d'Analyse des Composantes Principales (PCA) permet d'éliminer les redondances et le bruit [59], [60] et [61]. On constate que les 573 éléments les plus représentatifs contiennent plus de 98% de l'information distinctive.

IV. 7. 6 Expérimentation (Analyse & Discussion)

Notre algorithme est essentiellement écrit en MATLAB, on a utilisé Image Processing Toolbox™ et Statistics et Machine Learning Toolbox™. L'application est exécutée sur un processeur Core i3 avec une vitesse de 2.4 GHz et 6GB de rame.

L'expérience comporte plusieurs scénarios démarrant, avec une évaluation de la force distinctive de notre descripteur. En utilisant le classifieur choisi, en suite ont étudié la robustesse de notre approche face à l'occurrence simultanée de défauts.

Pour faire une bonne évaluation de l'exactitude de notre classifieur on utilise le protocole Cross-validation avec K-Folds est égale à cinq (5) pour partitionner les données en cinq (5) sous ensemble choisis aléatoirement. Chaque sous ensemble est utilisé pour valider le

classifieur entraîne sur le reste des sous-ensembles, ce processus est répété cinq (5) fois, de sorte que, chaque sous-ensemble est utilisé exactement une fois pour la validation, la moyenne de l'erreur de cross-validation est utilisée comme indicateur de performance pour éviter le phénomène de sur-ajustement (overfitting).

Les réseaux de neurones sont bien adaptés à la résolution des problèmes de diagnostic, utilisant la classification automatique des signaux et des formes [62]. Dans ce travail, l'architecture du réseau de neurones pour la classification des défauts étudiés est constituée de :

- 684 neurones de la couche d'entrée,
- 400 neurones dans la couche cachée,
- 7 neurones de la couche de sortie,

La fonction de transfert et d'apprentissage adoptées pour la FFNN comprennent : la fonction de transfert tangente sigmoïde hyperbolique comme fonction de transfert pour la couche cachée, la fonction de transfert linéaire comme fonction de transfert pour la couche de sortie, l'algorithme de rétro-propagation de Levenberg-Marquardt comme fonction d'entraînement (d'apprentissage) du réseau, l'algorithme de descente du gradient comme fonction d'apprentissage des poids, et l'erreur quadratique moyenne comme fonction de l'évaluation de la performance. L'architecture du réseau de neurones utilisée dans ce contexte est illustrée par la figure (IV.49) :

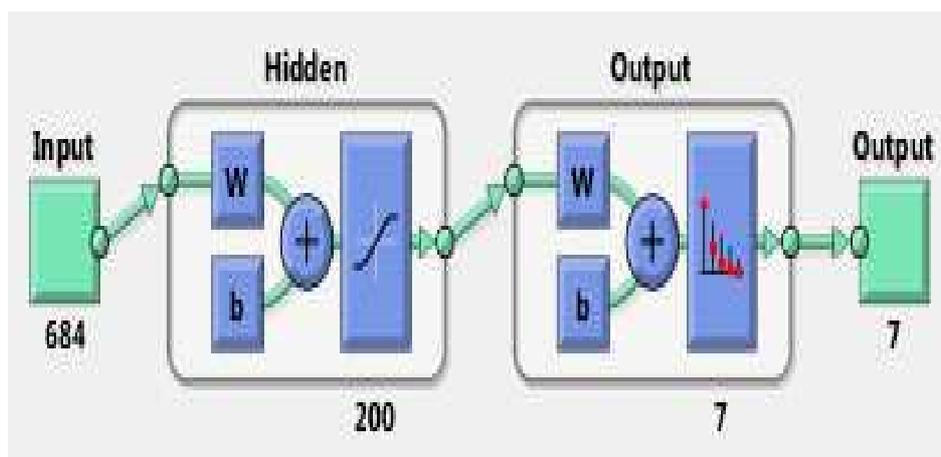


Fig. IV.49 Architecture du réseau de neurone

Les performances des réseaux de neurones utilisés dans ce contexte avec des descripteurs dont des cellules de taille [8 8] et [16 16] sont présentées par les figures (IV.50) et (IV.51) :

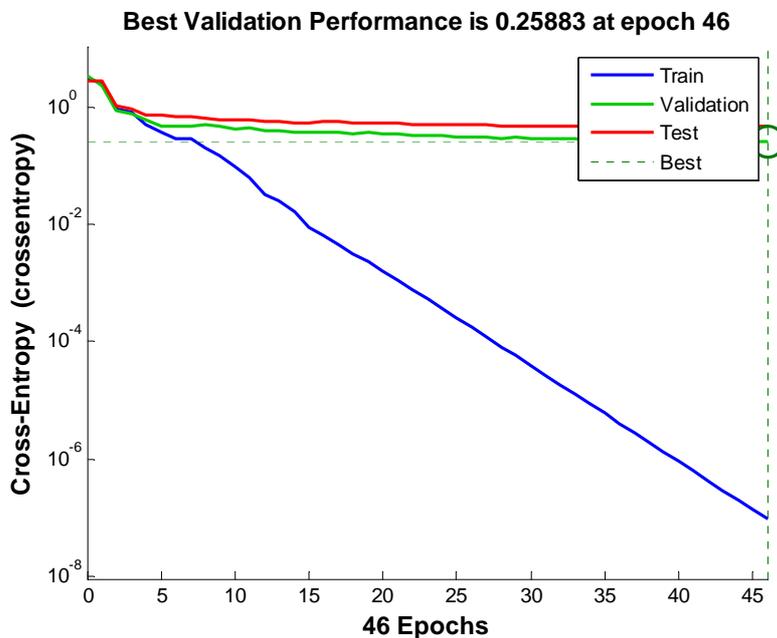


Fig. IV.50 Performance de réseau de neurone avec un descripteur de taille [8 8]

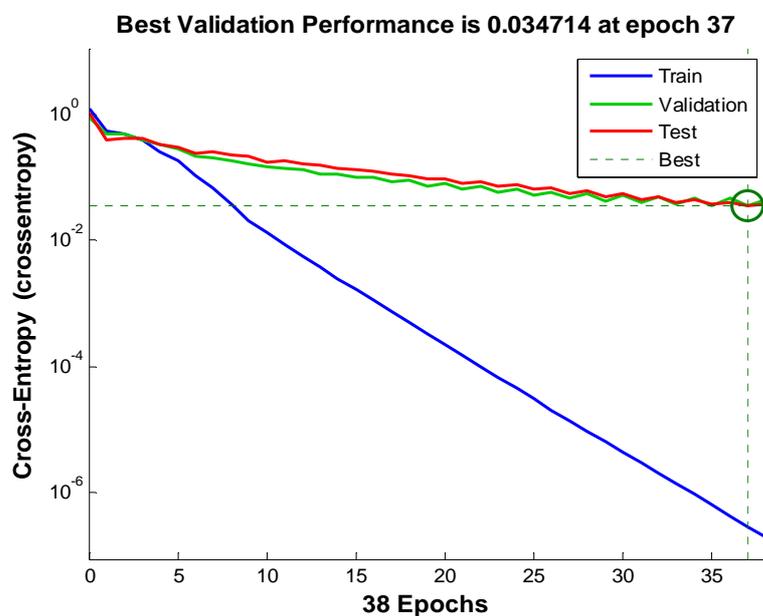


Fig. IV.51 Performance de réseau de neurone avec un descripteur de taille [16 16]

Les figures IV.50 et IV.51, montrent que, la performance de validation des deux classifieur utilisant des descripteurs avec des cellules de tailles [8 8] et [16 16] a atteint un minimum. Les erreurs de formation, de validation et de test ont diminué respectivement jusqu'à l'itération 46 et 37 avant l'arrêt complètement de l'entraînement. Ce chiffre n'indique aucun problème majeur avec la formation. Les courbes de validation et d'essai sont très similaires. Si la courbe de test avait augmenté de manière significative avant que la courbe de validation ne s'accumule, il est possible qu'une certaine contraction ait pu se produire et la meilleure performance est tirée de l'époque avec la plus faible erreur de validation.

Les matrices de confusions obtenues par le réseau de neurones utilisé avec un descripteur construit par des cellules de tailles [8 8] et [16 16] sont présentées respectivement dans les figures (IV.52) et (IV.53) :

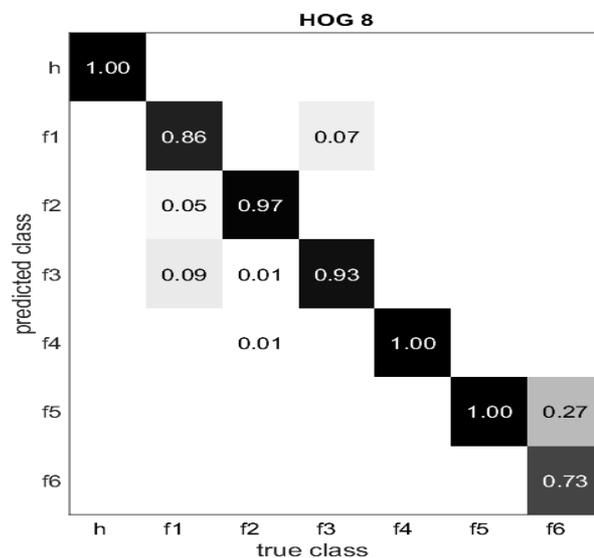


Fig. IV. 52 Matrice de confusion obtenue par la méthode Neural network utilisant une cellule d'une taille [8 8] dans le cas des défauts combinés

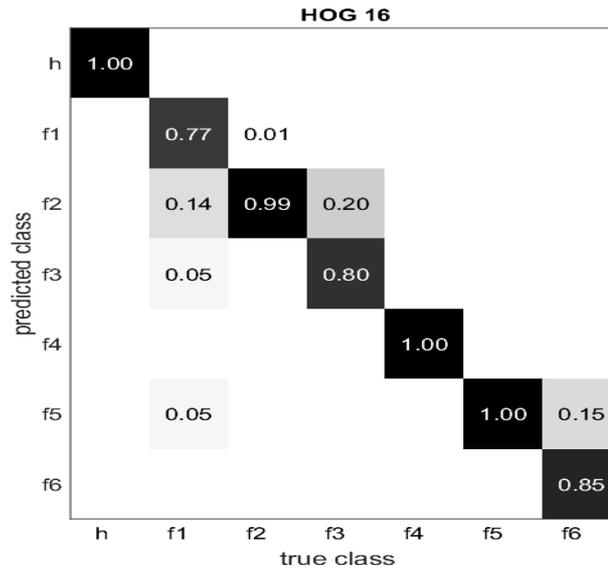


Fig.16 Matrice de confusion obtenue par la méthode Neural Network utilisant une cellule d'une taille [16 16] dans le cas des défauts combinés

La matrice de confusion, dans la terminologie de l'apprentissage supervisé, est un outil servant à mesurer la qualité d'un système de classification. Chaque colonne de la matrice représente le nombre d'occurrences d'une classe estimée, tandis que chaque ligne représente le nombre d'occurrences d'une classe réelle (ou de référence). Les données utilisées pour chacun de ces groupes doivent être différentes. Un des intérêts de la matrice de confusion est qu'elle montre rapidement si le système parvient à classifier correctement ou non.

On considère un système de classification dont le but est de classer du courrier électronique en deux classes : courriels normaux et pourriels. On va vouloir savoir combien de courriels normaux seront faussement estimés comme des pourriels (fausses alarmes) et combien de pourriels ne seront pas estimés comme tels (non détections).

L'ensemble des résultats de classification obtenus par les deux classifieurs utilisant des descripteurs avec des cellules de tailles [8 8] et [16 16] respectivement sont résumés dans le tableau IV. 4

Tab. IV. 4. Score de obtenus par les deux classifieurs

Type de Classifieur	Score de classification %	Temps d'exécution (s)
RNN [8 8]	95.197	120.7433
RNN [16 16]	91.1970	13.3396

Dans cette partie de travail, nous avons montré que la surveillance et le diagnostic de défauts dans le moteur à induction par le suivi du courant statorique est un outil essentiel qui permet d'obtenir des indices ou des indicateurs sur l'état de fonctionnement du moteur à induction. L'apparition d'un défaut provoque un changement de la forme et de la position des courants du stator dans le plan 3D ou 2D.

L'utilisation de la technique de la reconnaissance de formes permet de détecter et même identifier certains défauts dans le moteur à induction, mais l'utilisation de cette technique reste limitée pour la classification des défauts combinés, pour cela on a proposé une approche moderne de surveillance et de classification de ce défaut par le réseau de neurones artificiel.

L'introduction de cette méthode de classification passe par plusieurs étapes, telle que, la présentation des grandeurs des courants statoriques en 3D et 2D, et puis l'étape de prétraitement des données ou bien la standardisation (normalisation) des données en 3D [1-1]. Finalement, les données sont présentées sous forme des images avec plusieurs résolutions (pixellisation), une résolution de (512 512) représente un bon compromis, la dernière étape consacrée à la construction des descripteurs avec des cellules de tailles de [8 8] et [16 16].

Dans l'ensemble des résultats obtenus par l'approche de classification proposée sont significatifs et a démontrés ces efficacités pour classifier la majorité de défauts simples et combinés. En général l'approche donne un taux de classification moyenne pour les différents modes de fonctionnement au voisinage de 95.74% et 91.70% pour les deux classificateurs utilisant des descripteurs HOG de taille [8 8] et [16 16]. Dans la suite de nos travaux et pour améliorer le score de classification et la vitesse d'exécution nous proposerons une nouvelle approche basée sur le réseau de neurone à retard.

IV. 7. 7 Conclusion

Le travail réalisé dans ce chapitre, traite la détection et le diagnostic de défauts dans le moteur à induction.

Dans une première partie de ce chapitre nous avons présenté une méthode de détection et d'identification de défauts d'excentricités par l'utilisation des résidues structurées. Dans la deuxième partie nous avons présenté une technique de détection de défauts de court circuits dans une bobine à noyau de fer par l'utilisation de la méthode d'estimation paramétriques. Et finalement, nous avons présentés dans la dernière partie une nouvelle

approche de classification de défauts simple (Roulement, cassure de barre et court circuit) et les défauts combinés (Electrique et mécanique). L'ensemble des résultats obtenus dans ce chapitre sont satisfaisants vis-à-vis de détection, identification et classification de défauts simple et combiné.

CONCLUSION GENERALE

CONCLUSION GENERALE

L'utilisation des techniques présentées dans cette thèse concerne de nombreuses applications à la surveillance et le diagnostic de défauts dans la machine asynchrone.

L'analyse spectrale et le suivi des grandeurs sont utilisés pour la détection et l'identification de défauts de cassure de barres, portion d'anneau et les défauts d'excentricité dans la machine asynchrone.

L'analyse des résidus structurées est utilisée pour la détection en ligne et le diagnostic hors ligne défauts d'excentricités statique, dynamique et mixte.

La méthode de l'estimation paramétriques par les moindres carrées récursives sans et avec un facteur d'oubli est utilisée pour la détection de défauts de court circuit dans une bobine à noyau de fer.

Le réseau de neurone artificiel est utilisé pour la détection et la classification de défauts simples (défaut de roulement, de cassure de barre, court circuit 2% et 5%) et les défauts combinés (Défauts mécanique et électrique).

Notre travail a consisté à étudier ces techniques et leurs applications dans le but de détecter, identifier et classer les défauts dans la machine asynchrone. Nous avons essayé de les présenter d'une manière détaillée pour permettre la compréhension de leurs applications et fonctionnement.

La mise au point d'un réseau de neurone et son utilisation dans un processus de diagnostic ont montré l'importance de cette technique pour détecter, identifier et classer les défauts dans la machine asynchrone.

Le travail de recherche a conduit au développement d'un outil de surveillance et d'analyse de fonctionnement de la machine asynchrone en deux régimes de fonctionnement (sain et défaillant).

En perspective, il est intéressant d'étudier les défauts combinés avec la nouvelle génération des Machines Learning comme Deep Learning, réseaux de neurones conventionnel, auto-encoder...

Ces travaux de perspectives ont pour but d'améliorer la précision et le score de classification de défauts dans le moteur asynchrone.

REFERENCES

REFERENCES

- [1]. B. Dubuisson., 2001, Automatique et statistique pour le diagnostic, *Hermès*, Paris.
- [2]. O. Ondel., 2006, Diagnostic par reconnaissances de formes, Application a un ensemble convertisseur- machine asynchrone, *Thèse de doctorat*, Ecole Centrale de Lyon.
- [3]. I. Bachir., 2002, Contribution du diagnostic de la machine asynchrone par estimation paramétrique, *Thèse de doctorat*, Université de Poitiers,
- [4]. R. Casimir, 2003, Diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance des formes. *Thèse de doctorat*, Ecole centrale de Lyon.
- [5]. M. Benouzza, M. Drif, A.J. Marques, J.A. Dente, 1999, Emploi de l'approche des vecteurs de Park pour la detection des défauts de barres dans les moteurs asynchrones à cage d'ecureuil, *Rev. Energ. Ren*: pp 71-76 Valorisation Coimbra, Portugal
- [6]. B. Dubuisson, 1990. Diagnostic et reconnaissance des formes. *Traité des nouvelles technologies. Série diagnostic et Maintenance. Hermès*, Paris.
- [7]. E. Boutleux, 1996. Diagnostic et suivi d'évolution de l'état d'un système, par reconnaissance des formes floues. Application au modèle du réseau téléphonique français *Thèse de doctorat* Université de technologie de Compiègne.
- [8]. D. Diallo, M. E. H. Benbouzid, D. Hamad, X. Pierre, 2005. Fault detection and diagnosis in induction machine drive: A pattern recognition approach based on Concordia stator mean current vector, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 20, Issue 3, pp. 512-519.
- [9]. G. Zwingelstein, Diagnostic des défaillances " Théorie et pratique pour les systèmes industriels"
- [10]. S. Ahrens, 1993. Système expert d'aide au diagnostic et à la maintenance de grands entraînement électrique" *Thèse de doctorat* – Institut National Polytechnique de Grenoble.
- [11]. J. Perho, "Reluctance Network for Analysing Induction Machines," *thèse de doctorat*, University of Technology, Espoo, Finland, 12 Decembre, 2002.
- [12]. Y. Freund, R. E. Schapire, (1999). "[Large margin classification using the perceptron algorithm](#)" (PDF). *Machine Learning*. **37** (3): 277–296
- [13]. B. O. Genevieve "[The Perceptron](#)". Willamette University. Retrieved 3 March 2017

- [14]. J. Bruck. On the convergence properties of the Hopfield model. Proceedings of the IEEE, 78(10), October 1990.
- [15]. D. Kriesel. A Brief Introduction to Neural Networks. 2007. chap 8 pp. 125-135, available at <http://www.dkriesel.com>.
- [16]. P. K. Simpson. Artificial Neural Systems. Pergamon Press, 1990.
- [17]. J. Ignizio, Introduction to Expert Systems, 1991
- [18]. J. G. Ganascia, L'Intelligence artificielle, Paris, Le Cavalier Bleu, coll. « Idées reçues », 2007.
- [19]. J. C. Giarratano, G. Riley, Expert Systems, Principles and Programming, 2005
- [20] R. Bigret and J. L. Féron. Diagnostic- maintenance-disponibilité des machines tournantes, *Masson*, 1995.
- [21]. B. de Fornel, J. Paul Louis, 2007. Identification et observation des actionneurs électriques, *livre, Lavoisier*, Tomes, 1 et 2.
- [22]. P. Frank., 1994, Enhancement of robustness in observer-based fault detection," in *Proceedings of SAFEPROCESS'94, IFAC*, (Espoo - Finland), pp. 275-287.
- [23] B. Bensaker, A. Maouche, A. Metatla and H Kherfane., 2004, Sensorless control and monitoring of induction motor, *2nd international symposium of hydrocarbons and chemistry*, Ghardaia, Algeria
- [24]. D. Henry, A. Zolghadri, and M. Monsion., 1999, Integrity monitoring of induction motors using frequency-domain model invalidation techniques, *European Control Conference ECC'99*, (Karlsruhe, Germany), pp. Paper F 1056-1060.
- [25]. L. Saidi, Z. Dibi, 2005, Une nouvelle approche basée sur les observateurs pour le calibrage des fonctions de sensibilité. *3rd International Conférence Sciences of Electronic*, Tunisia
- [26]. B. Raison, 2000. Détection et localisation de défaillances sur un entraînement électrique, *Thèse de doctorat* de l'Institut National Polytechnique de Grenoble
- [27] Ragot J., Maquin D. An algorithm for obtaining the redundancy equations of LTI systems. *Automatica*, 30 (9), 1994.

- [28]. M. Zegrari, A. Badri, B. Oukari, Identification par la méthode du modèle des paramètres d'une machine à courant continu. *3rd International Conference Sciences of Electronic*, Tunisia, , 2005.
- [29]. H. Razik, Notes de cours sur le diagnostic de la machine asynchrone, *Groupe de Recherches en elerctrotechnique et Electronique*, University de Henri Poincaré Nancy, 2003.
- [30]. A. Abed, 2002. Contribution à l'étude et au diagnostic de la machine asynchrone, *Thèse de doctorat*, Université de Henri Poincaré, Nancy-I, France.
- [31]. G. Didier., 2004, Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillance, *Thèse de doctorat*, Université de Henri Poincaré- Nancy.
- [33]. A. Abed, L. Baghli, H. Razik & A. Rezzoug, 1999, Modeling induction motors for diagnosis purposes, *EPE'99*, Lausanne, Suisse, pp. 1-8.
- [34]. D. Henry, 1999, Diagnostic et contrôle de cohérence des systèmes multi variables incertains. *Thèse de doctorat*, Université Bordeaux I
- [35]. S. M. A. Cruz and A. J. M Cardoso, 2000. Rotor cage fault diagnosis in three-phase induction motors by Extended Park's Vector approach, *Electrical Machines and Power Systems*, Vol.28, no 4, pp. 289-299.
- [36]. A. Adel, 2002. Contribution à l'étude et au diagnostic de la machine asynchrone. *Thèse de doctorat*, Université Henri Poincaré- Nancy I
- [37]. A. Metatla, T. Bahi, I. Hadjadj, A. Medoued, 2008, Failure detection of Eccentricity In Asynchronous Machine. *International Conference of System and Computer*. Cairo. Egypt
- [38]. A. Metatla, T. Bahi, I. Hadjadj, 2008, Diagnosis of mixed eccentricity in asynchronous machine *International Review on Modelling and Simulations*, Italy.
- [39]. A. Metatla, S. Benzahioul, T. Bahi, D. Lefebvre, "On line current monitoring and application of residual method for eccentricity fault detection", *Advances in Electrical and Computer engineering*, pp, 69-72, 2011.
- [40]. A. Metatla, S. Benzahioul, T. Bahi, D. Lefebvre, "Monitoring and diagnostic methods for eccentricity faults in the induction motor", *Proceedings of the International Conference on Circuits, Systems, Signals*, 2010, Malte

- [41]. A. Metatla, S. Benzahioul, T. Bahi, D. Lefebvre, "Eccentricity Fault Monitoring by Analysis Stator Phase Currents, Vol. 3. n. 4, pp. 533-537, 2010.
- [42]. B. Capdessus. Aide au diagnostic des machines tournantes par traitement du signal. *Thèse de doctorat*, Institut National Polytechnique de Grenoble, 1992.
- [43]. Bachir, S, Tnani, S, Poinot. T., Trigeassou. J.C. "Stator fault diagnosis in induction machines by parameter estimation", IEEE International SDEMPED'01, Grado, Italy, p. 235-239, 2001
- [44]. Araujo, J. Antonio B. R, Francisco G. M. & Luis Guasch, P. "Ferroresonance Analysis on Power Transformers Interconnected to Self-excited Induction Generators", Electric Power Components and Systems Vol 44, Issue 4, pp 359-368, 2016.
- [45]. Yang, J., Zhu, F., Wang, X., Bu, X. "Robust sliding-mode observer-based sensor fault estimation, actuator fault detection and isolation for uncertain nonlinear systems", International journal of control, automation and systems, Vol 13, Issue Oct 2015.
- [46]. Djouambi, A., Besanan, A. V., Charef, A. "Identification recursive des systems à dérivée non entiere", Journées d'Identifications et Modélisation Expérimentale, JIME'06, Poitiers, France 2006.
- [47]. Bercu, B., Duflo, M. Moindres carrés pondérés, Annales de l'I.H.P section B, tome 28, N°3 pp 403-430. 1992.
- [48]. Mehra, K. R. "On identification of variances end adaptive Kalman filtering", IEEE transaction on automatic control, Vol AC-15, N°2, 1970.
- [49]. Khov, M., Regnier, J. "Detection of inter-turn short circuits faults in stator of permanent magnet synchronous motor bu online parameter estimation", 19th International symposium on power electronic, Electrical drives, Automation and Motion, Ischia, Italy, June 2008.
- [50] Morf, M., Sidhu, G., Kailath, T. "Some new algorithmes for recursive estimation in constant linear discrete-time systems", IEEE trans. on Automatic Control, vol AC-19, 1974, pp 315-323
- [51] Sayed, A., Kailath, T. "A state space approach to adaptive filtering", IEEE signal Processing Magazine, July 1994, pp 18-60.
- [52] Simani, S., Funtuzzi, C., Patton, R. J. "Model -Based Fault Diagnosis in Dynamic Systems using Identification Techniques", Springer Verlag, London, 2003

- [53] Bazine, I., Bazine, S., Jelassi, K., Trigeassou, J.C., Poinot, T. "Identification of stator fault parameters in induction machine using the output -error technique", the second international conference on Artificial and Computational Intelligence for Decision, Control and Automation ACIDCA, 2005.
- [54]. F. Taffine, K. Mokrani, J. Antoni, A. Kabla and Z. Asradj, Introduction des SVM en MCSA, 4th International Conference : Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications, March 25-29, 2007. Tunisia
- [55]. M. sahraoui, A. Ghoggal, S. E. Zouzou, M. E. Benbouzid, Dynamic eccentricity in squirrel cage induction motors-simulation and analytical study of its spectral signatures on stator currents, Simulation Modelling Practice and Theory, 1503-1513, 2008.
- [56]. K. Gupta, A. Kaur, A Review on Fault Diagnosis of Induction Motor using Artificial Neural Networks, International Journal of Science and Reseach, Vol 3. Issue 7, 2014.
- [57]. A. Jawadekar, S. Paraskar, S. Jadhav and G. Dhole, Artificial Neural Network-Based induction motor fault classifier using continuous wavelet transform, systems Science & Control Engineering, Vol 2, 684-690, 2014.
- [58] N. Dalal and B. Triggs, Histograms of oriented gradients for human detection, International Conference on computer Vision and Pattern recognition, (CVPR'05), Jun 2005, San Diego, United States.
- [59].] S. Ergin, A. Uzntas, M. Bilginer, Gulmezoglu, Detection of stator, bearing and rotor faults in induction motors, International conference on communication technology and system design, Published by Elsevier, 2011.
- [60] D. Sawttri, I. Ketute Purnama, M. Ashari, Detection of electrical faults in induction motor fed by inverter using vector machine and receiver operating characteristic. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, Vol, 40, N°1, 2012.
- [61] J. Treetrong, Fault detection and diagnosis of induction motors based on higher order spectrum, Proceeding of the international multi-conference of engineers and computer scientists, IMECS March Vol, II, 17-19, Hong Kong.
- [62] K. Alameh, N. Cité and G. Hoblos, Fault detection and isolation approach for permanent magnet synchronous machine, The 22th International congress on sound and vibration, Florence, Italy, 12-16 July, 2015.