

Université Mohamed Khider – Biskra
Faculté des Sciences et de la technologie
Département : Génie Electrique
Ref :.....



جامعة محمد خيضر بسكرة
كلية العلوم و التكنولوجيا
قسم: الهندسة الكهربائية
المرجع:.....

Thèse présentée en vue de l'obtention
Du diplôme de
Doctorat LMD en : Automatique

Option : Estimation et contrôle de systèmes

Thèse préparée au laboratoire de Génie Electrique de Biskra LGEB

**Analyse et détection des défauts dans la machine
asynchrone à base des techniques intelligentes**

Présentée par :
BESSAM Bisma

Soutenue publiquement le **02/06/2016**

Devant le jury composé de :

Dr. ZOUZOU Salah Eddine	Professeur	Président	Université de Biskra
Dr. MENACER Arezki	Professeur	Rapporteur	Université de Biskra
Dr. BOUMEHRAZ Mohamed	Professeur	Co-Rapporteur	Université de Biskra
Dr. ALLOUI Lotfi	Professeur	Examineur	Université de Biskra
Dr. BENDAAS Med Lokmane	Professeur	Examineur	Université de Batna
Dr. SOUFI Youcef	MCA	Examineur	Université de Tébessa

Remerciements

Les travaux de recherches présentées dans cette thèse ont été effectués au sein du laboratoire LGEB de Biskra.

*Je tiens tout d'abord à remercier sincèrement mon Directeur de thèse, le Professeur **MENACER Arezki** et mon co-directeur, le Professeur **BOUMEHRAZ Mohamed** pour avoir dirigé mes travaux de recherche ainsi que pour leurs disponibilités, leur patience et leurs précieux conseils.*

*Je remercie vivement Monsieur **ZOUZOU Salah Eddine**, professeur à l'Université de Biskra, pour m'avoir fait l'honneur de présider le jury de ma thèse.*

*J'adresse mes respectueux remerciements à Monsieur **ALLOUI Lotfi**, professeur à l'Université de Biskra, pour m'avoir accepté d'examiner ce travail.*

*J'exprime également ma gratitude à Monsieur **BENDAAS Med Lokmane**, professeur à l'Université de Batna, pour m'avoir accepté d'examiner ce travail.*

*Je tiens bien sur à remercier à Monsieur **SOUFI Youcef**, maître de conférences (A) à l'Université de Tébessa, pour m'avoir accepté d'examiner ce travail.*

*Ma gratitude s'exprime pour Monsieur **ZOUZOU Salah Eddine** pour ses directives scientifiques ainsi que ses qualités humaines.*

*J'aimerais ici remercier aussi mes collègues et les membres du laboratoire LMSE et LGEB de Biskra spécialement **CHERIF Hakima** et **ZOUZOU Sara**.*

Je tiens également à remercier tous ceux qui de près ou de loin ont participé à l'élaboration de ce travail.

Dédicace

Je dédie ce travail à :

Ma mère,

Mon père,

Mon mari,

Mes sœurs et mes frères.

BESMA

Résumé: Le travail réalisé dans ce thèse s'inscrit dans la thématique de la surveillance et le diagnostic des défauts des entraînements électriques à base de la machine asynchrone à cage d'écurie en présence des divers défauts, plus particulièrement le court circuit entre spires, le défaut des cassures de barres rotorique et le défaut mixte (court-circuit entre spires et cassure de barres).

La conception d'un système de surveillance, de détection et de localisation des défauts depuis leurs naissance, pour différentes charges de la machine, est réalisée par l'utilisation des techniques avancées intelligentes à base des réseaux de neurones; Perceptron Multi-Couches du type feedforward et réseau neuro-flou de type MANFIS (Multi Adaptive Neural based Fuzzy Inference System) dont la base de connaissance est basée sur des indicateurs issus de l'analyse par l'ondelette et l'analyse spectrale de l'enveloppe du courant statorique de la machine, ce qui a permis en plus de la détection, l'évaluation du nombre de barres en défaut et la position des spires en court circuit.

Mots clés : Machine asynchrone, défaut, court-circuit entre spires, rupture des barres, diagnostic, surveillance, détection, localisation, réseaux de neurones, système neuro-flou.

Abstract: The thematic of this thesis is the monitoring and fault diagnosis of squirrel cage induction machine with various faults, particularly the inter turn short circuit, broken rotor bars fault and mixed fault (inter turn short circuit and broken rotor bars).

The conception of a monitoring system for the detection and localization of various faults in beginning time at various loads of the machine is realized by using advanced techniques such as feedforward MLP neural networks and multi output adaptive neuro-fuzzy inference system (MANFIS) whose use the knowledge the indicators deducted on wavelet analysis and spectrum of stator current envelope of the machine, the technique used will evaluate the number of broken rotor bars and the position of inter turn short circuit.

Keywords: Asynchronous machine, fault, inter turn short circuit, broken rotor bars, fault diagnosis, monitoring, detection, location, neural networks, neuro-fuzzy.

ملخص: يتطرق العمل المنجز في هذه الأطروحة إلى موضوع المراقبة و تشخيص الاعطاب للمكانات الكهربائية و بالخصوص المكانات اللاتزامنية ذات قفص سنجاب في ظل وجود عدة اعطاب و بالأخص دائرة قصيرة بين الحلقات في الجزء الثابت, كسر قضبان الدوار و عطب مزدوج (دائرة قصيرة مع كسر القضبان).

لقد تم تصميم نظام المراقبة و الكشف عن مختلف الاعطاب منذ ظهورها و ذلك من اجل قيم مختلفة للحمولة باستخدام تقنيات ذكية تعتمد على استعمال الشبكات العصبية الاصطناعية المتعددة الطبقات, والشبكات العصبية متعددة المخارج بالاعتماد على المؤشرات المستنتجة من خلال استعمال تحليل الموجات و التحليل الطيفي لغلاف تيار الماكنة والتي ستسمح لنا بتحديد عدد القضبان المكسورة و موقع الدائرة القصيرة بين الحلقات.

كلمات مفتاحية: الماكنة اللاتزامنية, عطب, دائرة قصيرة بين حلقات الجزء الثابت, كسر قضبان الدوار, التشخيص, المراقبة, الكشف, موقع العطب, الشبكات العصبية الاصطناعية, الشبكات العصبية الغامضة.

Liste des figures

Figure 1.1	Composantes de la surveillance industrielle	05
Figure 1.2	Stator d'une machine asynchrone	07
Figure 1.3	Rotor à cage d'écureuil d'une machine asynchrone	07
Figure 1.4	Défauts d'excentricité statique et dynamique	08
Figure 1.5	Exemple d'un défaut de cassure de barre d'un moteur asynchrone	09
Figure 2.1	Court-circuit de spires sur la phase b du stator	14
Figure 2.2	Modèle général de court-circuit dans le repère de Park lié au rotor de la machine asynchrone	20
Figure 2.3	Grandeurs électriques et mécaniques de la machine en fonctionnement sain	22
Figure 2.4	Grandeurs électriques et mécaniques pour un défaut de 25 % de spires court-circuitées sur la phase a_s	23
Figure 2.5	Modélisation par dipôles élémentaires du rotor en défaut	24
Figure 2.6	Modèle de défaut rotorique de la machine asynchrone	25
Figure 2.7	Grandeurs électriques et mécaniques de la machine avec défaut de rupture des barres	27
Figure 2.8	Modèle de défaut mixte stator/rotor de la machine asynchrone	28
Figure 2.9	Grandeurs électriques et mécaniques de la machine avec défaut mixte stator/rotor	29
Figure 3.1	Structure des réseaux MLP	33
Figure 3.2	Courant statorique et son enveloppe pour un défaut de cassure de deux barres au rotor	35
Figure 3.3	Spectre de l'enveloppe du courant statorique de la machine à l'état sain	35
Figure 3.4	Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut de court-circuit de 4 spires sur la phase a_s en pleine charge	36
Figure 3.5	Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut de court-circuit de 10 spires sur a_s en pleine charge	36
Figure 3.6	Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut de	37

	court-circuit de 10 spires sur la phase a_s : (a) pleine charge (b) demi-charge (c) faible charge	
Figure 3.7	Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut d'une barre cassée en pleine charge	38
Figure 3.8	Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut de deux barres cassées en pleine charge	38
Figure 3.9	Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut d'une barre cassée: (a) pleine charge (b) demi-charge (c) faible charge	39
Figure 3.10	Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut mixte (stator/ rotor) avec une barre cassée et 4 spires en court circuit sur la phase a_s en pleine charge	40
Figure 3.11	Spectre de l'enveloppe du courant statorique avec une barre cassée et 10 spires en court circuit sur la phase a_s en pleine charge	40
Figure 3.12	Spectre de l'enveloppe du courant statorique avec deux barres cassées et 4 spires en court circuit sur la phase a_s en pleine charge	40
Figure 3.13	Spectre de l'enveloppe du courant statorique avec deux barre cassée et 10 spires en court circuit sur la phase a_s en pleine charge	41
Figure 3.14	Spectre de l'enveloppe du courant statorique avec une barre cassée et 4 spires en court circuit sur la phase a_s : (a) pleine charge (b) demi-charge	41
Figure 3.15	Schéma bloc du RN_{td} dédié au diagnostic des défauts	42
Figure 3.16	Les entrées de l'apprentissage du RN_{td}	43
Figure 3.17	Performance du RN_{td}	43
Figure 3.18	Sorties et erreurs de l'apprentissage du RN_{td}	44
Figure 3.19	Test des sorties du RN_{td} en présence de défauts rotorique	45
Figure 3.20	Test des sorties du RN_{td} en présence de défauts statorique	45
Figure 3.21	Test des sorties du RN_{td} en présence de défaut mixte (stator/rotor)	46
Figure 3.22	Architecture neuronale globale du système de détection et	47

	localisation des défauts	
Figure 3.23	Variation de l'énergie dans les bandes de fréquence (db40)	51
Figure 3.24	Evolution de l'énergie emmagasinée dans le niveau 7 en fonction des courts-circuits entre spires sur les phases: a) a_s , b) b_s , c) c_s	52
Figure 3.25	Comportement de l'énergie emmagasinée dans le niveau 7 en variant la charge avec court-circuit entre spires sur les phases a) a_s ; b) b_s ; c) c_s	53
Figure 3.26	Les entrées de l'apprentissage du RN_{ccs}	54
Figure 3.27	Performance du RN_{ccs}	54
Figure 3.28	Sorties et erreurs de l'apprentissage du RN_{ccs}	55
Figure 3.29	Test des sorties du RN_{ccs} en présence de défauts sur la phase a	55
Figure 3.30	Test des sorties du RN_{ccs} en présence de défauts sur la phase b	56
Figure 3.31	Test des sorties du RN_{ccs} en présence de défauts sur la phase c	56
Figure 3.32	Les entrées de l'apprentissage du RN_{rb}	57
Figure 3.33	Performance du RN_{rb}	58
Figure 3.34	Sorties et erreurs de l'apprentissage du réseau RN_{rb}	58
Figure 3.35	Test des sorties du RN_{rb}	59
Figure 3.36	Test des sorties du système de diagnostic et de localisation des défauts de la machine asynchrone	60
Figure 4.1	Architecture standard de l'ANFIS	63
Figure 4.2	Architecture de MANFIS	65
Figure 4.3	Schéma bloc du $MANFIS_{td}$ dédié au diagnostic des défauts	66
Figure 4.4	Les entrées de l'apprentissage du $MANFIS_{td}$	67
Figure 4.5	Structure de chacun de deux ANFIS dans le système MANFIS	68
Figure 4.6	Sorties et erreurs de l'apprentissage du $MANFIS_{td}$	68
Figure 4.7	Test des sorties du $MANFIS_{td}$ en présence de défauts rotorique	69
Figure 4.8	Test des sorties du $MANFIS_{td}$ en présence de défauts statorique	70
Figure 4.9	Test des sorties du $MANFIS_{td}$ en présence de défaut mixte (stator/rotor)	71
Figure 4.10	Architecture globale du système de détection et localisation des défauts à base MANFIS	72
Figure 4.11	Les entrées de l'apprentissage du $MANFIS_{ccs}$	73

Figure 4.12	Sorties et erreurs de l'apprentissage du MANFIS _{ccs}	74
Figure 4.13	Test des sorties du MANFIS _{ccs} en présence de défauts sur la phase a _s	74
Figure 4.14	Test des sorties du MANFIS _{ccs} en présence de défauts sur la phase b _s	75
Figure 4.15	Test des sorties du MANFIS _{ccs} en présence de défauts sur la phase c _s	75
Figure 4.16	Les entrées de l'apprentissage du MANFIS _{rb}	76
Figure 4.17	Sorties et erreurs de l'apprentissage du réseau MANFIS _{rb}	77
Figure 4.18	Test des sorties du RN _{rb}	78
Figure 4.19	Test des sorties du système de diagnostic et de localisation des défauts de la machine asynchrone par MANFIS	79

Liste des tableaux

3.1 Tableau	Bande des fréquences associées aux détails et approximées	49
3.2 Tableau	Tests des états de la machine et les sorties correspondantes du système de diagnostic et de localisation des défauts	60
4.1 Tableau	Méthodes utilisées pour l'apprentissage de l'ANFIS	65
4.2 Tableau	Tests des états de la machine et les sorties correspondantes du système de diagnostic et de localisation des défauts	78
4.3 Tableau	Comparaison erreurs de test entre RN et MANFIS	79

Notations et symboles

U_s	Tensions statoriques suivant les axes a_s, b_s, c_s
$U_{\alpha\beta s}$	Composante α et β des tensions statoriques
$U_{dq s}$	Composante d et q des tensions statoriques
i_s	Courants statoriques suivant les axes a_s, b_s, c_s
$i_{\alpha\beta s}$	Composante α et β des courant statorique
$i_{dq s}$	Composante d et q des courant statorique
i_r	Courants rotoriques suivant les axes a_r, b_r, c_r
$i_{\alpha\beta r}$	Composante α et β des courant rotorique
$i_{dq r}$	Composante d et q des courant rotorique
$i_{\alpha\beta m}$	Composante α et β du courant magnétisant
$i_{dq m}$	Composante d et q du courant magnétisant
ϕ_s	Flux statoriques suivant les axes a_s, b_s, c_s
$\phi_{\alpha\beta s}$	Composante α et β du flux statorique
$\phi_{dq s}$	Composante d et q du flux statorique
ϕ_r	Flux statoriques suivant les axes a_r, b_r, c_r .
$\phi_{\alpha\beta r}$	Composante α et β du flux rotorique
$\phi_{dq r}$	Composante d et q du flux rotorique
i_{cc}	Courant de court-circuit dans les spires court-circuitées
$i_{\alpha\beta cc}$	Composante α et β du courant de court-circuit dans les spires court-circuitées
$i_{dq cc}$	Composante d et q du courant de court-circuit dans les spires court-circuitées
ϕ_{cc}	Flux de la bobine de court-circuit B_{cc}
$\phi_{\alpha\beta cc}$	Composante α et β du flux de la bobine de court-circuit B_{cc}
$\phi_{dq cc}$	Composante d et q du flux de la bobine de court-circuit B_{cc}
R_{sx}	Résistance propre d'une phase statorique
R_{rx}	Résistance propre d'une phase rotorique

R_{cc}	Résistance de la bobine de court-circuit B_{cc}
L_{sx}	Inductance propre d'une phase statorique
L_{rx}	Inductance propre d'une phase rotorique
L_{cc}	inductance propre de la bobine de court-circuit B_{cc}
L_{psx}	Inductance principale d'une phase statorique
L_{prx}	Inductance principale d'une phase rotorique
L_m	Inductance magnétisante
L_{fsx}	Inductance de fuite statorique
L_{frx}	Inductance de fuite rotorique
L_{sxy}	Inductance mutuelle entre phases statoriques
L_{rxy}	Inductance mutuelle entre phases rotoriques
$M_{sx,ry}$	Inductance mutuelle entre une phase statorique x et une phase rotorique y
M_{ccs}	Inductance mutuelle entre une phase statorique et la bobine de court-circuit
M_{ccr}	Inductance mutuelle entre une phase rotorique et la bobine de court-circuit
θ	Angle électrique de la position du rotor
θ_{cc}	Angle repérant la phase en défaut type court-circuit
θ_0	Angle repérant la phase en défaut type rupture de barre
$P(\theta)$	Matrice de rotation d'angle θ
Q_{cck}	Quadripôle représentant un défaut de court-circuit sur la phase k
$Q(\theta_{cck})$	Matrice situant l'angle du bobinage en court-circuit
$Q(\theta_0)$	Matrice situant l'angle de la barre cassée au rotor
P	Nombre de paires de pôles
f_v	Coefficient de frottement visqueux
J	Moment d'inertie
g	Glissement
C_{em}	Couple électromagnétique
ω	Vitesse angulaire électrique du rotor

ω_{rep}	Vitesse angulaire du repère de référence
C_r	Couple résistant
n_{cc}	Nombre de spires court-circuitées au stator
η_{ck}	Pourcentage de spires court-circuitées dans la phase k
η_0	Pourcentage de barres cassées
n_{bc}	Nombre de barres cassées au rotor
n_b	Nombre total de barres au rotor
MAS	Machine asynchrone
RN	Réseau de neurones
MLP	Multi-layer perceptron
PMC	Perceptron multi-couche
EQM	Erreur quadratique moyenne
FFT	Transformation de fourie rapide
TO	Transformation d'ondelette
TOD	Transformation d'ondelette discrète
TH	Transformation de hilbert
ANFIS	Adaptive network based fuzzy inference system
SIF	Système d'inférence flou
MANFIS	Multi Adaptive Neural based Fuzzy Inference System

Sommaire

Introduction générale	1
-----------------------	---

Chapitre I : Etat de l'Art sur le diagnostic des défauts de la machine asynchrone

<i>1.1. Introduction</i>	04
<i>1.2. Définitions des termes de base utilisés en diagnostic</i>	04
<i>1.3. Constitution du système de la machine asynchrone</i>	05
<i>1.3.1. Stator</i>	06
<i>1.3.2. Rotor</i>	06
<i>1.3.3. Les paliers</i>	07
<i>1.4. Défauts des machines asynchrones</i>	07
<i>1.4.1. Défaillances mécaniques</i>	07
<i>1.4.1.1. Défauts de roulement</i>	07
<i>1.4.1.2. Défauts d'excentricité</i>	07
<i>1.4.2. Défaillances électriques</i>	08
<i>1.4.2.1. Défauts statoriques</i>	08
<i>1.4.2.2. Défauts rotoriques</i>	08
<i>1.5. Aperçu sur les méthodes de diagnostic des défauts</i>	09
<i>1.5.1. Méthodes de diagnostic avec modèle</i>	09
<i>1.5.2. Méthode de diagnostic sans modèle</i>	10
<i>1.5.1.1 Analyse vibratoire de la machine</i>	10
<i>1.5.1.2. Analyse des courants statorique</i>	11
<i>1.5.1.3. Analyse du vecteur de Park</i>	11
<i>1.5.1.4. Analyse du couple électromagnétique</i>	11
<i>1.5.3. Diagnostic par utilisation des techniques d'intelligence artificielle (IA)</i>	11
<i>1.6. Conclusion</i>	12

Chapitre II : Modélisation de la machine asynchrone avec défaut rotorique et statorique

<i>2.1. Introduction</i>	13
<i>2.2. Modèle de la machine asynchrone tenant compte du défaut statorique de type court-circuit entre spires</i>	13
<i>2.2.1. Hypothèse d'étude</i>	14

2.2.2. Mise en équation de la machine asynchrone en présence de défaut	15
2.2.3. Détermination des paramètres des bobinages statorique, rotorique et la bobine en court-circuit	17
2.2.4. Modélisation dans le repère de Park	18
2.2.4.1.. Modélisation dans le référentiel lié au stator	18
2.2.4.2. Modélisation dans le référentiel lié au rotor	19
2.2.5. Représentation d'état du modèle tenant compte du défaut statorique	19
2.2.6. Equations mécanique	20
2.2.7. Simulation du modèle avec défaut statorique	21
2.3. Modèle de la machine asynchrone tenant compte du défaut rotorique de type rupture des barres.	24
2.3.1. Schéma électrique équivalent de la machine asynchrone en défaut rotorique de type rupture des barres	25
2.3.2. Modèle d'état de la machine	26
2.3.3. Simulation du modèle en défaut de la machine	26
2.4. Modèle de la machine asynchrone avec défaut mixte (statorique/rotorique)	27
2.4.1. Modèle d'état de la machine	28
2.4.2. Simulation du modèle du défaut simultané	28
2.5. Conclusion	29

Chapitre III : Diagnostic des défauts de la machine asynchrone par les réseaux de neurones

3.1. Introduction	31
3.2. Application des réseaux de neurones au diagnostic de la machine asynchrone	31
3.2.1. Choix des variables d'entrées	32
3.2.2. Choix de l'architecture du réseau de neurones	32
3.2.3. Apprentissage dans les réseaux de neurones	33
3.3. Diagnostic des défauts rotorique et statorique par réseau de neurones (RN_{rd})	34
3.3.1. Recherche de signatures des défauts par analyse de l'enveloppe	34
3.3.2. Analyse spectrale de l'enveloppe du courant statorique	35
3.3.3. Acquisition des données (base d'apprentissage)	42
3.3.4. Résultats de l'apprentissage	43
3.3.5. Tests du RN_{rd} pour la détection de défaut	44
3.4. Diagnostic et localisation des défauts	47
3.4.1. Cas d'un défaut statorique	47
3.4.1.1. Choix des variables d'entrées du RN_{cs}	47

3.4.1.1. Diagnostic à partir d'analyse par des ondelettes	48
3.4.1.1.1. Energie de la décomposition d'ondelette en présence d'un défaut statorique	50
3.4.1.1.2. Etude de l'énergie de la décomposition d'ondelette en fonction de la charge	52
3.4.1.2. Acquisition des données (base d'apprentissage)	53
3.4.1.3. Résultats de l'apprentissage	54
3.4.1.4. Tests du RN_{ccs} pour la localisation de défaut	55
3.4.2. Cas d'un défaut rotorique	56
3.4.2.1. Choix des variables d'entrées de RN_{rb}	56
3.4.2.2. Acquisition des données (base d'apprentissage)	57
3.4.2.3. Résultats de l'apprentissage	58
3.4.2.4. Tests du RN_{rb}	59
3.5. Système de diagnostic global à base RN	59
3.6. Conclusion	60

Chapitre IV : Diagnostic des défauts de la machine asynchrone par Approche Neuro-Flou

4.1. Introduction	62
4.2. Architecture de l'ANFIS	62
4.3. Apprentissage de l'ANFIS	64
4.4. Multi-ANFIS (MANFIS)	65
4.5. Diagnostic des défauts rotorique et statorique par MANFIS _{std}	65
4.5.1. Choix des variables d'entrées de MANFIS _{std}	65
4.5.2. Acquisition des données (base d'apprentissage)	66
4.5.3. Structure du réseau MANFIS _{std}	67
4.5.4. Résultats d'apprentissage	68
4.5.5. Tests du MANFIS _{std} pour la détection de défaut	69
4.6. Diagnostic et localisation des défauts	71
4.6.1. Cas d'un défaut statorique	72
4.6.1.1. Choix des variables d'entrées du MANFIS _{ccs}	72
4.6.1.2. Acquisition des données (base d'apprentissage)	72
4.6.1.3. Structure du réseau MANFIS _{ccs}	73
4.6.1.4. Résultats d'apprentissage	73
4.6.1.5. Tests du MANFIS _{ccs} pour la localisation de défaut	74
4.6.2. Cas d'un défaut rotorique	75

<i>4.6.2.1. Choix des variables d'entrées de MANFIS_{rb}</i>	75
<i>4.6.2.2. Acquisition des données (base d'apprentissage)</i>	76
<i>4.6.2.3. Structure du réseau MANFIS_{rb}</i>	76
<i>4.6.2.4. Résultats d'apprentissage</i>	77
<i>4.6.2.5. Résultats de test du réseau MANFIS_{rb}</i>	77
<i>4.7. Système de diagnostic global à base MANFIS</i>	78
<i>4.8. Comparaisons des résultats obtenus par le MANFIS et RN</i>	79
<i>4.9. Conclusion</i>	80
<i>Conclusion générale</i>	81
<i>Annexe</i>	
<i>Bibliographie</i>	

INTRODUCTION GENERALE

INTRODUCTION GENERALE

Dans de nombreux secteurs industriels, la sûreté de fonctionnement est un enjeu majeur pour assurer une continuité et une sûreté optimale de l'outil de production. Tout changement indésirable ou un arrêt inattendu provoqueront des pertes économiques considérables. Pour éviter ce genre de problèmes, les chaînes de production doivent être dotées par des systèmes de diagnostic fiables permettant de détecter n'importe quel défaut ou changements dans l'état de fonctionnement avant la défaillance totale [SAH 10].

La machine asynchrone à cage d'écureuil est connue pour sa robustesse, sa simplicité de fonctionnement et ses faibles coûts d'achat et de maintenance. Il n'en reste pas moins que, comme toute machine soumise à des efforts mécaniques ou électrodynamiques, elle est sujette à défaillances. Toutefois, cette machine peut être affectée par des défauts potentiels qui se répercutent sur la sécurité de la production, la qualité du service et la rentabilité des installations. Par conséquent, il est très intéressant de développer des systèmes de diagnostic pour détecter de manière anticipée les défauts pouvant surgir dans ce type de machine [MED12].

La littérature est riche en techniques de diagnostic dont on peut dégager deux importantes approches pour le diagnostic. L'approche modèle et l'approche signal auxquelles on peut rajouté les techniques de l'intelligence artificielle en particulier la logique floue et les réseaux de neurones (RN) [SCH99], [BOU01], [CAS03], [ZEM03], [DID04].

Les méthodes sans modèle sont issues principalement de l'automatique et supposent une connaissance a priori du système. Elles peuvent s'appuyer sur le suivi d'évolution des paramètres caractéristiques du système étudié. Une comparaison entre un dispositif surveillé et un modèle fait apparaitre des différences comportementales de certaines grandeurs caractéristiques liées au fonctionnement de la machine. Ces différences sont appelées *résidus* [SCH99], [CAS03], [DID04].

Les méthodes avec modèle se fondent sur l'analyse des mesures que fournit la machine lors de son fonctionnement. Une comparaison entre le spectre du courant d'alimentation et celui du signal fourni par un capteur de vibration montre que l'utilisation des courants statorique est très intéressante pour le diagnostic, puisque les informations présentes dans l'analyse des courants englobent celles trouvées dans l'analyse vibratoire et celles liées aux phénomènes électriques [SCH99], [BOU01], [CAS03], [ZEM03], [DID04].

Les réseaux de neurones artificiels peuvent être exploités en diagnostic comme outil principal de classification et de surveillance. En effet, le problème de surveillance peut être considéré comme étant un problème de reconnaissance des formes et de classification où les classes correspondent aux différents modes de défaillance du système et des formes représentant le comportement du système [KHO 07].

La technique neuro-floue est la combinaison des réseaux de neurones et de la logique floue. [ALT 99] et [BAL 07] ont montré que cette combinaison est très intéressante pour le diagnostic et la surveillance des machines asynchrones.

Suite à ces considérations, ce présent travail s'inscrit dans le cadre de cette récente thématique de recherche qui est la surveillance des équipements industriels pour apporter une contribution à l'étude de la détection et de la localisation des défauts de la machine asynchrone par les techniques des réseaux de neurones et les réseaux neuro-flous.

La présente thèse est organisée en quatre chapitres résumés comme suit:

Le premier chapitre, est consacré à l'état de l'art du diagnostic de défaut de la machine asynchrone. Une citation des divers défauts pouvant affecter le bon fonctionnement de la machine asynchrone ainsi que les différentes méthodes de détection et diagnostic de ces défauts sont représentés.

Le deuxième chapitre est réservé à la modélisation de la machine asynchrone à cage d'écureuil. Le début de ce chapitre est consacré aux défauts statorique de type court-circuit entre spires dans les enroulements. Par la suite, les défauts rotorique sont traités dans le cadre de la détection des ruptures de barres. Finalement, un modèle de défauts mixte stator/rotor est proposé pour une surveillance généralisée de la machine.

Le troisième chapitre est dédié à la présentation des résultats de simulation concernant le diagnostic du défaut statorique (court-circuit entre spires d'une même phase), du défaut rotorique (rupture de barres) et le défaut mixte stator/rotor en utilisant les réseaux de neurones.

Enfin, le quatrième chapitre consiste à présenter un système de surveillance automatique de l'état de la machine asynchrone basé sur les systèmes neuro flous. Ce système permet de détecter le défaut statorique du type court-circuit entre spires d'une même phase au stator, le défaut rotorique du type rupture de barres au rotor et le défaut simultané stator/rotor. Les résultats obtenus par le système neuro flous ont été comparés avec ceux obtenus avec le réseau de neurones.

Finalement, le manuscrit est achevé par une conclusion générale qui récapitule le travail développé à travers l'analyse des résultats trouvés et les perspectives de recherche ouvertes par cette étude.

Chapitre I
Etat de l'art sur le diagnostic des défauts de la
machine asynchrone

1.1. Introduction

La machine asynchrone à cage d'écureuil est connue pour sa robustesse, sa simplicité de fonctionnement, son faible coût d'achat et de maintenance. Malgré ses qualités, la machine asynchrone à cage d'écureuil peut présenter des anomalies et des défauts structurels, parmi lesquels la rupture totale ou partielle des barres rotoriques ou des portions d'anneau, court-circuit entre spires au stator ainsi que le défaut d'excentricité. Pour ces raisons, il est très intéressant de développer des outils de diagnostic pour la détection d'une manière anticipée des défauts pouvant survenir dans la machine [MED 12].

La surveillance, représente l'ensemble des moyens en œuvre (opérations manuelles ou automatiques, étapes, fonctions et mécanismes) destinées à observer l'état d'une entité (en ligne ou en temps réel) dans le but de faire face aux aléas d'un système au cours de la phase d'exploitation.

Suite à ces considérations, le présent chapitre sera consacré au premier lieu à la présentation des notions et les définitions de la surveillance des défaillances en industrie. Ensuite, un rappel des différents éléments constitutifs de la machine asynchrone triphasée à cage d'écureuil. Une analyse des différents défauts pouvant survenir sur chaque partie de la machine sera effectuée. A la fin de ce chapitre, on présente les diverses méthodes et techniques de surveillance existant à savoir l'approche signal, l'approche modèle ainsi que les techniques à base de l'intelligence artificielle.

1.2. Définitions des termes de base utilisés en diagnostic

Dans ce paragraphe, on présente la définition des termes principaux utilisés dans le domaine du diagnostic ainsi que dans cette thèse. Ces définitions ont été extraites à partir des références suivantes: [ZWI 95], [ZEM 03].

- **Surveillance**

La surveillance est un dispositif passif, informationnel qui analyse l'état du système et fournit des indicateurs. La surveillance consiste notamment à détecter et classer les défaillances en observant l'évolution du système puis à les diagnostiquer en localisant les éléments défaillants et en identifiant les causes premières.

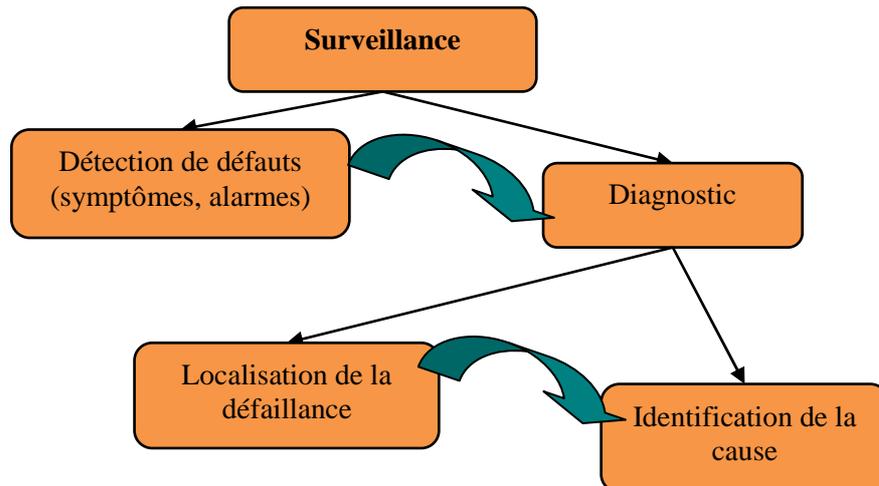


Figure 1.1: Composantes de la surveillance industrielle

La surveillance se compose donc de deux fonctions principales qui sont la détection et le diagnostic:

- **Détection**

Pour détecter les défaillances du système, il faut être capable de classer les situations observables comme étant normales ou anormales. Cette classification n'est pas triviale, étant donnée le manque d'information qui caractérise généralement les situations anormales. Une simplification communément adoptée consiste à considérer comme anormale toute situation qui n'est pas normale.

- **Diagnostic**

L'objectif de la fonction diagnostic est de rechercher les causes et de localiser les organes qui ont entraîné une observation particulière.

La fonction de diagnostic se décompose en deux fonctions élémentaires: localisation et identification des causes. La localisation permet de déterminer le sous-ensemble fonctionnel défaillant tandis que l'identification de la cause consiste à déterminer les causes qui ont mené à une situation anormale.

1.3. Constitution de la machine asynchrone

La machine asynchrone à cage ou MAS est une machine électrique tournante assurant la tâche de la conversion d'énergie par induction électromagnétique.

Les parties constitutives de la machine asynchrone sont:

- le stator: partie fixe de la machine, constituée de disques en tôles magnétiques portant les enroulements chargés de magnétiser l'entrefer,

- le rotor: c'est la partie tournante où est constitué de disques en tôles magnétiques empilés sur l'arbre de la machine portant un enroulement injecté,
- les organes mécaniques: permettant la rotation du rotor et le maintien des différents sous-ensembles.

1.3.1. Stator

Les différents types des moteurs asynchrones ne se distinguent que par le rotor ; dans tous les cas le stator reste dans son principe, le même. Il est constitué d'un enroulement bobiné réparti dans les encoches du circuit magnétique statorique. Ce circuit magnétique est constitué d'un empilage de tôles dans lesquelles sont découpées des encoches parallèles à l'axe de la machine (figure 1.2) [OND 06].

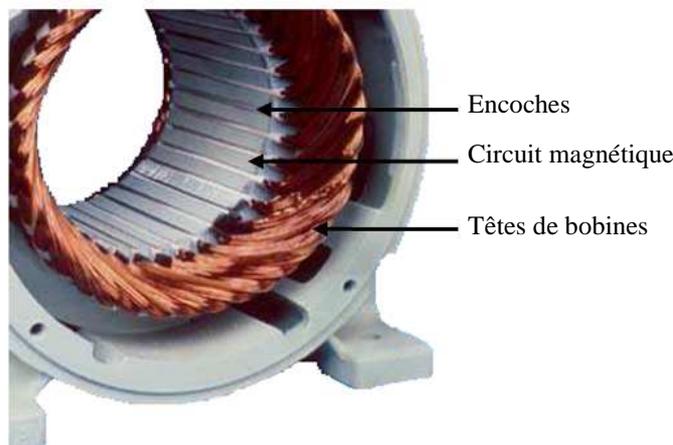


Figure 1.2: Stator d'une machine asynchrone

1.3.2. Rotor

Le circuit rotorique est constitué de barres conductrices régulièrement réparties entre deux couronnes métalliques formant les extrémités, le tout rappelant la forme d'une cage d'écureuil. Bien entendu, cette cage est insérée à l'intérieur d'un circuit magnétique analogue à celui de la machine à rotor bobiné.

Les conducteurs sont réalisés par coulage d'un alliage d'aluminium, ou par des barres massives de cuivre préformées et frettées dans les tôles du rotor. La figure (1.3) illustre un rotor à cage. Le moteur à cage d'écureuil est beaucoup plus aisé à construire que le moteur à rotor bobiné est par conséquent d'un prix de revient inférieur et a une robustesse intrinsèquement plus grande. Il constitue la plus grande partie du parc de moteurs asynchrones actuellement en service.

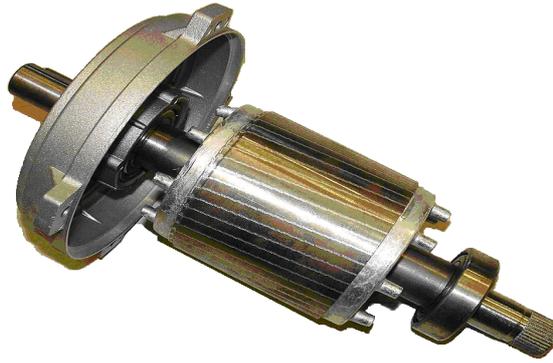


Figure 1.3: Rotor à cage d'écurie d'une machine asynchrone

1.3.3. Les paliers

Sont des organes mécaniques qui permettent la rotation du rotor et assurent le maintien des différents sous-ensembles. Ils sont constitués de deux composants: les flasques et les roulements à billes.

1.4. Défauts des machines asynchrones

Les défaillances qui peuvent affectées la machine sont d'origines diverses: électriques, mécaniques ou bien encore magnétiques.

1.4.1. Défaillances mécaniques

1.4.1.1. Défaits de roulement

Les roulements à billes jouent un rôle très important dans le fonctionnement de tous types des machines électriques.

Les défauts des roulements qui ont de nombreuses causes telles que l'écaillage de fatigue, la contamination du lubrifiant, une charge excessive ou des causes électrique comme la circulation de courants de fuite induits par les onduleurs [DID 04], les problèmes de rotation au sein de la culasse de roulement causés par un enroulement abîmé, écaillé ou fissuré peuvent créer des perturbations au sein de la machine, comme les courants électriques circulent au niveau des roulements d'une machine asynchrone et pour des vitesses importantes peut provoquer la détérioration de ces derniers.

1.4.1.2. Défaits d'excentricité

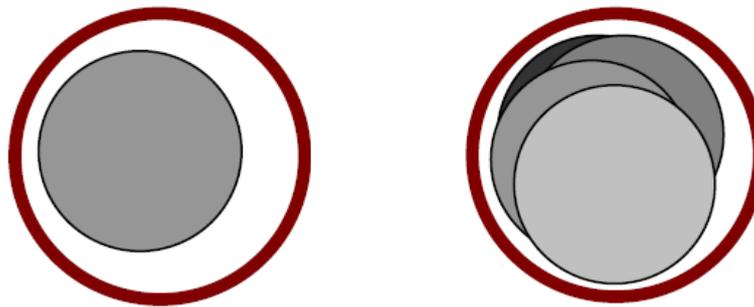
Parfois, la machine peut être soumise à un décentrement du rotor, se traduisant par des oscillations de couple (décalage entre le centre de rotation de l'arbre et le centre du rotor). Ce phénomène est appelé excentricité dont l'origine peut être liée à un positionnement incorrect des paliers lors de l'assemblage, à un défaut de roulement (usure), à un défaut de charge, ou à un défaut de fabrication (usinage).

On distingue trois catégories d'excentricité (figure 1.4) :

- **L'excentricité statique**: est généralement due à un désalignement de l'axe de rotation du rotor par rapport à l'axe du stator;

- **L'excentricité dynamique** se manifeste lorsque le centre de rotation du rotor diffère du centre géométrique du stator mais, de plus le centre de rotor tourne autour du centre géométrique de ce stator. Ce type d'excentricité est causé par une déformation du cylindre rotorique ou statorique.

- **L'excentricité mixte** représente la somme des deux cas statique et dynamique.



Excentricité statique

Excentricité dynamique

Figure 1.4: Défauts d'excentricité statique et dynamique

1.4.2. Défaillances électriques

1.4.2.1. Défaits statorique

L'apparition d'un défaut au niveau des circuits électriques statorique de la machine asynchrone peut avoir des origines diverses. On peut citer à titre d'exemple, les défauts de type court circuits entre spires de la même phase est un défaut fréquent qui peut apparaître soit au niveau des têtes de bobines soit dans les encoches [BAZ 09]. Ce type de défauts peut être causé par une dégradation des isolants des spires du bobinage statorique. On peut citer aussi les courts circuits entre une phase et le neutre, entre une phase et la carcasse métallique de la machine ou entre deux phases statorique.

1.4.2.2. Défaits rotorique

L'analyse du spectre du courant statorique en régime permanent fournit des indications sur les défaillances rotorique telles que les ruptures des barres, d'anneaux de court-circuit [RAZ 02]:

- **Défaut de cassure des barres**

La rupture des barres d'une machine asynchrone est un défaut les plus couramment étudié en laboratoire en raison de sa simplicité de réalisation.

La rupture de barre provoque une dissymétrie du rotor. Le résultat de la dissymétrie réside dans la création d'un champ tournant en sens opposé à celui généré par le stator et cela à la fréquence de glissement par conséquent, il y'aura création d'un courant supplémentaire dans le bobinage statorique [BOS 09].

▪ Cassure d'une portion d'anneau de court-circuit

La cassure de portion d'anneau est un défaut qui apparaît aussi fréquemment que la cassure de barres. Ces cassures sont dues soit à des bulles de coulées ou aux dilatations différentielles entre les barres et les anneaux, d'autant que les portions d'anneaux de court-circuit véhiculent des courants plus importants que ceux des barres rotorique [BOU 01]. Comme il est difficile de le détecter, ce défaut est généralement groupé, voir confondu, avec la rupture de barres dans les études statistiques. De ce fait, un mauvais dimensionnement des anneaux, une détérioration des conditions de fonctionnement (température, humidité,...) ou une surcharge de couple et donc de courants, peuvent entraîner leur cassures.

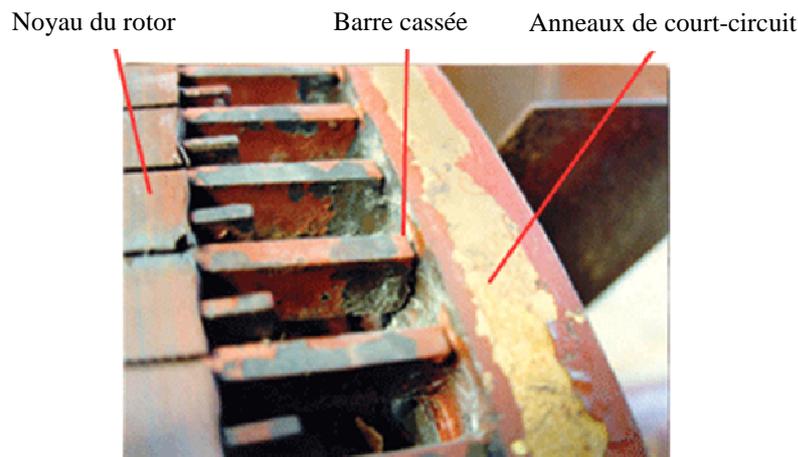


Figure 1.5: Exemple d'un défaut de cassure de barre d'un moteur asynchrone [YAH 13]

1.5. Aperçu sur les méthodes de diagnostic des défauts

Les méthodes de diagnostic sont nombreuses et variées, elles correspondent à la diversité des problèmes rencontrés.

1.5.1. Méthodes de diagnostic avec modèle

Ces méthodes sont issues principalement de l'automatique et supposent une connaissance a priori du système. Elles peuvent s'appuyer sur le suivi d'évolution des paramètres caractéristiques du système étudié. Une comparaison entre un dispositif surveillé et un modèle de référence fait apparaître des différences comportementales de certaines grandeurs

caractéristiques liées au fonctionnement de la machine. Ces différences sont appelées *résidus*. Ces résidus sont alors utilisés comme entrées d'un processus de détection des défauts [ISE 93] :

- *surveillance à base des observateurs* (estimateurs): ce modèle est décrit sous une représentation de variable d'état [FRA 90];
- *surveillance par projection dans l'espace de parité* : cette méthode consiste à vérifier l'exactitude des équations mathématiques du modèle en se basant sur les sorties du procédé [GER 97];
- *surveillance par estimation paramétrique*: c'est la détermination des vecteurs des paramètres qui gouvernent le comportement dynamique du système [ISE 93].

1.5.2. Méthodes de diagnostic sans modèle

Ces méthodes se fondent sur l'analyse des mesures que fournit la machine lors de son fonctionnement. Une comparaison entre le spectre du courant d'alimentation et celui du signal fourni par un capteur de vibration montre que l'utilisation des courants statorique est très intéressante pour le diagnostic, puisque les informations présentes dans l'analyse des courants englobent celles trouvées dans l'analyse vibratoire et celles liées aux phénomènes électriques.

Plusieurs techniques de traitement de signal ont été utilisées depuis longtemps pour analyser le contenu spectral des différents signaux issus des machines électriques tels que: les courants, les puissances, le couple, la vitesse, le flux, les vibrations,...etc.

1.5.2.1. Analyse vibratoire de la machine

Les vibrations de la machine peuvent être captées par des accéléromètres placés sur les paliers selon les directions axiale, verticale et radial.

Les vibrations de la machine fournissent des informations sur pratiquement tous les défauts mécaniques fréquemment rencontrés [HEN 03]. Plutôt que de disposer d'une étude au cas par cas, on réalise une synthèse de l'ensemble des informations que peuvent fournir ces signaux en fonction des défauts, à partir de la référence, qui présente une comparaison entre les signatures des courants et les signatures vibratoires [CAM 86], [FIN 00].

L'inconvénient majeur de la surveillance basée sur les vibrations est le coût du capteur des vibrations. Cela limite l'utilisation de cette technique dans plusieurs applications notamment, dans les petites machines où le coût est un facteur important.

1.5.2.2. Analyse des courants statorique

L'analyse des signatures du courant statorique par la transformée de Fourier rapide (*TFR*) est considérée comme référence dans le diagnostic des défauts dans les machines asynchrones [BEN 00]. Elle consiste à détecter les défauts par la détection de l'apparence de composantes fréquentielles révélatrices des défauts dans le spectre du courant statorique. Cette méthode est très utilisée en raison de sa simplicité, peu coûteuse et facile à exécuter. Elle permet de détecter aussi bien les défauts électriques que mécaniques.

1.5.2.3. Analyse du vecteur de Park

Une représentation en deux dimensions peut être utilisée pour décrire le phénomène des moteurs asynchrones triphasés. Une des plus connues et des plus appropriées repose sur le calcul des courants dits de Park. En fonction des courants statorique de phase $i_R(t)$, $i_S(t)$ et $i_T(t)$, les courants de Park $i_d(t)$ et $i_q(t)$ peuvent être calculés grâce aux deux relations suivantes [CRU 00] :

$$\begin{cases} i_d(t) = \sqrt{\frac{2}{3}}i_R(t) - \frac{1}{\sqrt{6}}i_S(t) - \frac{1}{\sqrt{6}}i_T(t) \\ i_q(t) = \frac{1}{\sqrt{2}}i_R(t) - \frac{1}{\sqrt{2}}i_T(t) \end{cases} \quad (1.1)$$

A partir du vecteur de Park $[i_d(t), i_q(t)]$, on trace le courant $i_q(t)$ en fonction de $i_d(t)$ c'est-à-dire $i_q(t)=f(i_d(t))$ de la machine avec un rotor sain et un rotor défaillant. L'effet de défaut se traduit par un épaississement du contour du cercle, ce qui permet d'établir un diagnostic de défaut en effectuant une surveillance des déviations de ce cercle par rapport au modèle de base.

1.5.2.4. Analyse du couple électromagnétique

Certains défauts mécaniques peuvent être détectés par la recherche d'harmoniques dans le spectre du couple électromagnétique, résultant d'une interaction entre le flux et le courant. L'analyse spectrale de ce signal, donne des informations pertinentes sur l'état du moteur. Cependant, la nécessité d'un équipement assez coûteux pour l'acquisition de cette grandeur représente l'inconvénient major de cette méthode [SAH 10].

1.5.3. Diagnostic par utilisation des techniques d'intelligence artificielle (AI)

Ces dernières années, le diagnostic de défaut des machines électriques se sont éloignées des techniques traditionnelles pour s'orienter vers des techniques dites d'intelligence artificielle (IA). Ces méthodes sont basées sur la connaissance a priori du système et utilisant un ensemble de règles et de faits (données manipulées par les règles) qui constituent, ce qu'on

appelle la base de connaissance [MEN 07]. Parmi ces méthodes, on peut regrouper en quatre grandes familles :

- ❖ méthodes de reconnaissance des formes;
- ❖ diagnostic par systèmes experts;
- ❖ diagnostic par logique floue;
- ❖ diagnostic par réseaux de neurones.

1.6. Conclusion

Ce chapitre a été, essentiellement dédié à l'état de l'art des méthodes de surveillance et de diagnostic des machines électriques et plus particulièrement la machine asynchrone à cage d'écureuil. Une description d'une manière non exhaustive de la constitution de la machine asynchrone à cage d'écureuil a été présentée, ainsi que les différents types des défauts qui peuvent affecter la machine et leurs origines. En fin, un panorama sur les méthodes internes et externes utilisées dans le diagnostic des défauts de la machine a été présenté. L'étude détaillée des divers défauts affectant le fonctionnement de la machine nécessite l'élaboration de modèle de la machine en défaut, ce qui fera l'objet du second chapitre.

Chapitre II
Modélisation de la machine asynchrone avec
défaut rotorique et statorique

2.1. Introduction

L'un des objectifs les plus importants, dans le cadre du diagnostic, concerne la mise au point de modèles mathématiques réellement représentatifs d'un fonctionnement, pour la détection et la localisation des défauts.

La modélisation de la machine asynchrone à cage d'écureuil est une phase indispensable pour l'étude de comportement de la machine en régime sain ou défaillant. Le modèle mathématique permet d'observer et d'analyser les différentes évolutions des grandeurs électriques et électromagnétiques.

Le modèle basé sur les équations électriques et mécaniques des circuits est en général suffisant pour faire la synthèse du diagnostic. La simplicité de la formulation algébrique conduit à des temps de simulation courts. En outre, la précision de la modélisation est acceptable [MEN 07].

Dans ce chapitre, on présente le modèle mathématique de la machine asynchrone à cage d'écureuil tenant compte des divers défauts: défaut rotorique de type rupture des barres, défaut statorique de type court-circuit entre spires et défaut simultané statorique/rotorique.

2.2. Modèle de la machine asynchrone tenant compte du défaut statorique de type court-circuit entre spires

Pour effectuer un court-circuit entre spires au niveau du stator dans le modèle de la machine, on ajoute une bobine supplémentaire en court-circuit dont le nombre de spires n_{cc} égale au nombre de spires en défaut de la machine [SCH 99].

Ainsi, en présence d'un déséquilibre statorique, la machine comporte, en plus des bobinages statorique triphasés d'axes (a_s , b_s , c_s) et rotorique, un bobinage court-circuité à l'origine du champ stationnaire par rapport au stator, créé en situation de défaut [BAC 02b].

La figure (2.1) illustre le stator d'une machine asynchrone à une paire de pôles avec court-circuit sur la phase b_s du stator.

L'effet du défaut fait apparaître dans la machine asynchrone un nouveau maille B_{cc} , dont le nombre de spires est égal au nombre de spires en court-circuit [BAC 02b]. Un angle électrique θ_{cc} , permet de repérer le bobinage en court-circuit par rapport à l'axe de référence de la phase a_s . Ce paramètre permet la localisation du bobinage en défaut et ne peut prendre que les trois valeurs 0 , $2\pi/3$ ou $-2\pi/3$, correspondant respectivement à un court-circuit sur les

phases a_s , b_s ou c_s . Ainsi que le rapport de court-circuit η_{cc} , égal au rapport du nombre de spires en court-circuit sur le nombre total de spires dans une phase statorique sans défaut. Ce paramètre permet de quantifier le déséquilibre et d'obtenir le nombre de spires en court-circuit.

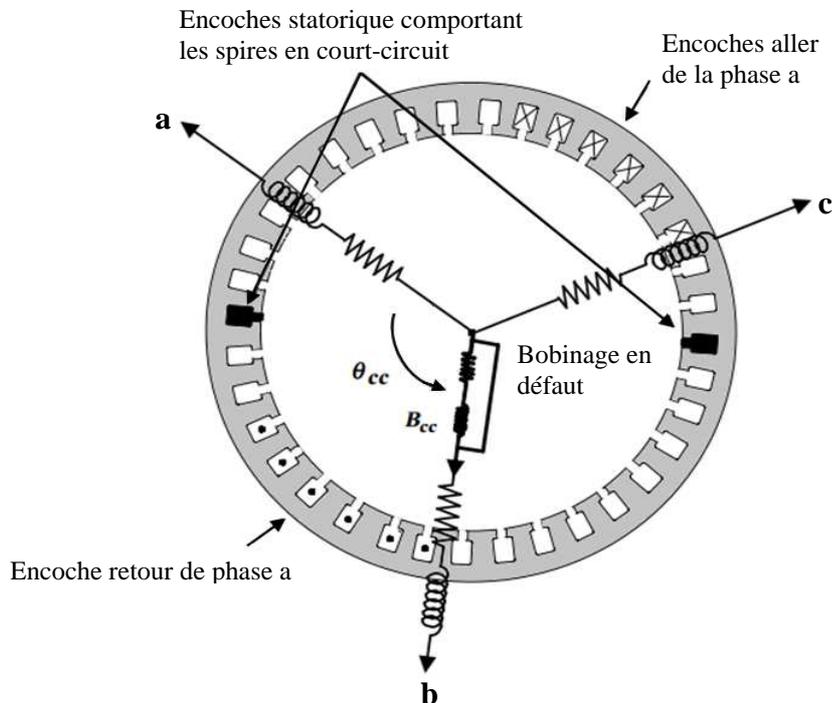


Figure 2.1: Court-circuit entre spires sur la phase b_s du stator [BAC 02b]

2.2.1. Hypothèse d'étude

Le choix des hypothèses d'étude se conditionne en fonction des besoins et la complexité du système. Le modèle de la machine asynchrone est élaboré sur la base d'un certain nombre d'hypothèses simplificatrices suivantes:

- La machine est considérée symétrique et à entrefer constant,
- La répartition dans l'entrefer de la force magnétomotrice et du flux est considérée sinusoïdale,
- Le circuit magnétique est considéré non saturé et a une perméabilité constante,
- L'hystérésis, les courants de Foucault et les effets de dentures sont négligeables,
- Effet de peau est négligeable,
- Entrefer lisse, l'effet d'encoche est négligé,
- La réduction de spires qui intervient dans une phase à la suite d'un court-circuit est considérée négligeable.

2.2.2. Mise en équation de la machine asynchrone en présence de défaut

Lorsqu'un court-circuit entre spires apparaît, l'application du théorème d'Ampère montre qu'il se crée en plus du champ tournant, une excitation magnétique stationnaire H_{cc} de pulsation Ω_s due au nouveau bobinage court-circuité B_{cc} parcouru par un courant de court-circuit i_{cc} [SHA 99, BAC 02b].

En utilisant l'hypothèse de la linéarité, cette situation est donc équivalente à un fonctionnement commun produisant un champ tournant et d'un fonctionnement différentiel à l'origine d'un champ supplémentaire orienté selon l'axe de la bobine en défaut [BAC 02b].

Les équations des tensions de la machine asynchrone en défaut de court-circuit entre spires sont exprimées par:

$$\begin{cases} \underline{u}_s = [R_s] \underline{i}_s + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_s \\ 0 = [R_r] \underline{i}_r + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_r \\ 0 = R_{cc} i_{cc} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{cc} \end{cases} \quad (2.1)$$

Les équations de flux de la machine asynchrone en défaut de court-circuit entre spires s'écrivent:

$$\begin{cases} \underline{\phi}_s = [L_s] \underline{i}_s + [M_{sr}] \underline{i}_r + [M_{scc}] i_{cc} \\ \underline{\phi}_r = [M_{rs}] \underline{i}_s + [L_r] \underline{i}_r + [M_{rcc}] i_{cc} \\ \underline{\phi}_{cc} = [M_{ccs}] \underline{i}_s + [M_{ccr}] \underline{i}_r + L_{cc} i_{cc} \end{cases} \quad (2.2)$$

avec

$$[R_s] = \begin{bmatrix} R_{sa} & 0 & 0 \\ 0 & R_{sb} & 0 \\ 0 & 0 & R_{sc} \end{bmatrix}, [R_r] = \begin{bmatrix} R_{ra} & 0 & 0 \\ 0 & R_{rb} & 0 \\ 0 & 0 & R_{rc} \end{bmatrix}$$

$$[L_s] = \begin{bmatrix} L_{psa} + L_{fsa} & -\frac{L_{sab}}{2} & -\frac{L_{sac}}{2} \\ -\frac{L_{sab}}{2} & L_{psb} + L_{fsb} & -\frac{L_{sbc}}{2} \\ -\frac{L_{sac}}{2} & -\frac{L_{sbc}}{2} & L_{psc} + L_{fsc} \end{bmatrix}, [L_r] = \begin{bmatrix} L_{pra} + L_{fra} & -\frac{L_{rab}}{2} & -\frac{L_{rac}}{2} \\ -\frac{L_{rab}}{2} & L_{prb} + L_{frb} & -\frac{L_{rbc}}{2} \\ -\frac{L_{rac}}{2} & -\frac{L_{rbc}}{2} & L_{pra} + L_{frc} \end{bmatrix}$$

$$[M_{sr}] = \begin{bmatrix} M_{s_a r_a} \cos(\theta) & M_{s_a r_b} \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & M_{s_a r_c} \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ M_{s_b r_a} \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & M_{s_b r_b} \cos(\theta) & M_{s_b r_c} \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ M_{s_c r_a} \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & M_{s_c r_b} \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & M_{s_c r_c} \cos(\theta) \end{bmatrix}$$

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

R_{sx} (resp. R_{rx}): Résistance propre d'une phase statorique (resp. rotorique),

L_{psx} et L_{fsx} : Inductance principale et inductance de fuite statorique,

$L_{psx} + L_{fsx}$: Inductance propre d'une phase statorique,

L_{prx} et L_{frx} : Inductance principale et inductance de fuite rotorique,

$L_{prx} + L_{frx}$: Inductance propre d'une phase rotorique,

L_{sxy} (resp. L_{rxy}): Mutuelle inductance entre deux phases statoriques (resp. rotoriques),

$M_{s_x r_y}$: Mutuelle inductance entre une phase statoriques x et une phase rotorique y,

M_{scc} (resp. M_{rcc}): Mutuelle inductance entre une phase statoriques (resp. rotorique) et la bobine en court-circuit,

$\theta = P \cdot \theta_{mécanique}$: Angle électrique de la position du rotor,

P: nombre de paire de pôles.

L'ensemble des hypothèses ci-dessus, permet d'écrire :

$$\begin{cases} R_{sx} = R_s \\ R_{ry} = R_r \\ L_{psx} = L_{pry} = L_{sxy} = L_{rxy} = M_{s_x r_y} = L_p \end{cases} \quad (2.3)$$

On totalise les fuites magnétiques au stator selon [CAR 95]. On peut écrire:

$$\begin{cases} L_{fry} = 0 \\ L_{fsx} = L_f \end{cases} \quad (2.4)$$

L'expression des inductances mutuelles, donnée par la relation suivante [BAC 01b]:

$$\begin{cases} M_{sr}(\theta) = \frac{3}{2} L_p T_{32} P(\theta) T_{23} \\ M_{rs}(\theta) = M_{sr}(\theta)^T = \frac{3}{2} L_p T_{32} P(-\theta) T_{23} \end{cases} \quad (2.5)$$

avec:

$$T_{23} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(0) & \cos\left(\frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\frac{4\pi}{3}\right) \\ \sin(0) & \sin\left(\frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\frac{4\pi}{3}\right) \end{bmatrix}$$

$$T_{32} = T_{23}^T$$

La matrice de rotation est:

$$P(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos\left(\theta + \frac{\pi}{2}\right) \\ \sin(\theta) & \sin\left(\theta + \frac{\pi}{2}\right) \end{bmatrix}$$

2.2.3. Détermination des paramètres des bobinages statorique, rotorique et la bobine en court-circuit:

Les résistances étant directement proportionnelles au nombre de spires, la résistance R_{cc} de la bobine B_{cc} s'écrit simplement en fonction de la résistance R_s des trois phases statorique sans défaut [BAC 02b]:

$$R_{cc} = \eta_{cc} R_s \quad (2.6)$$

avec

$$\eta_{cc} = \frac{n_{cc}}{n_s} = \frac{\text{Nombre de spires en court - circuit}}{\text{Nombre de spires sur une phase saine}}$$

Les différentes inductances et mutuelles de la phase en court-circuit entre spires (de la bobine B_{cc}) s'exprime par [BAC 02b]:

$$L_{cc} = \eta_{cc}^2 (L_p + L_f) \quad (2.7)$$

$$[M_{ccs}] = \eta_{cc} L_p \begin{bmatrix} \cos(\theta_{cc}) & \cos\left(\theta_{cc} - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_{cc} + \frac{2\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

$$= \sqrt{\frac{3}{2}} \eta_{cc} L_p [\cos(\theta_{cc}) \quad \sin(\theta_{cc})] T_{23}$$

$$[M_{scc}] = [M_{ccs}]^T = \sqrt{\frac{3}{2}} \eta_{cc} L_p T_{32} [\cos(\theta_{cc}) \quad \sin(\theta_{cc})]^T \quad (2.9)$$

$$[M_{ccr}] = \eta_{cc} L_p \begin{bmatrix} \cos(\theta_{cc} - \theta) & \cos\left(\theta_{cc} - \theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_{cc} - \theta + \frac{2\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

$$= \sqrt{\frac{3}{2}} \eta_{cc} L_p [\cos(\theta_{cc}) \quad \sin(\theta_{cc})] P(\theta) T_{23}$$

$$[M_{rc}] = [M_{ccr}]^T = \sqrt{\frac{3}{2}} \eta_{cc} L_p T_{32} P(-\theta) [\cos(\theta_{cc}) \quad \sin(\theta_{cc})]^T \quad (2.11)$$

2.2.4. Modélisation dans le repère de Park

Pour simplifier le modèle, une transformation de Park est appliquée au modèle de la machine tenant compte du défaut. Le modèle de Park, en plus de sa simplicité permet de réduire sensiblement le temps de calcul et par conséquent celui de la simulation, on établit en premier lieu un modèle lié au stator et en second lieu, on change le repère lié au rotor où le référentiel est fixe par rapport au rotor, les signaux électriques sont alors quasi-continus.

2.2.4.1. Modélisation dans le référentiel lié au stator

Les grandeurs de court-circuit entre spires sont localisées sur un référentiel fixe par rapport au stator, leurs projections sur les axes α_s et β_s permettent de leur associer des vecteurs stationnaires par rapport au stator [BAC 02b]:

$$\underline{i}_{\alpha\beta_{cc}} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{cc}) \\ \sin(\theta_{cc}) \end{bmatrix} i_{cc}, \quad \underline{\phi}_{\alpha\beta_{cc}} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{cc}) \\ \sin(\theta_{cc}) \end{bmatrix} \phi_{cc} \quad (2.12)$$

Les équations des tensions deviennent :

$$\begin{cases} \underline{U}_{\alpha\beta_s} = R_s \underline{i}_{\alpha\beta_s} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{\alpha\beta_s} \\ \underline{0} = R_r \underline{i}_{\alpha\beta_r} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{\alpha\beta_r} - \omega P \left(\frac{\pi}{2} \right) \underline{\phi}_{\alpha\beta_r} \\ \underline{0} = \eta_{cc} R_s \underline{i}_{\alpha\beta_{cc}} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{\alpha\beta_{cc}} \end{cases} \quad (2.13)$$

On peut écrire les équations des flux comme suit :

$$\begin{cases} \underline{\phi}_{\alpha\beta_{cc}} = (L_m + L_f) \underline{i}_{\alpha\beta_s} + L_m \underline{i}_{\alpha\beta_r} + \sqrt{\frac{2}{3}} \eta_{cc} L_m \underline{i}_{\alpha\beta_{cc}} \\ \underline{\phi}_{\alpha\beta_r} = L_m (\underline{i}_{\alpha\beta_s} + \underline{i}_{\alpha\beta_r}) + \sqrt{\frac{2}{3}} \eta_{cc} L_m \underline{i}_{\alpha\beta_{cc}} \\ \underline{\phi}_{\alpha\beta_{cc}} = \sqrt{\frac{2}{3}} \eta_{cc} L_m Q(\theta_{cc}) (\underline{i}_{\alpha\beta_s} + \underline{i}_{\alpha\beta_r}) + \left(\frac{2}{3} L_m + L_f \right) \eta_{cc}^2 Q(\theta_{cc}) \underline{i}_{\alpha\beta_{cc}} \end{cases} \quad (2.14)$$

avec:

$$L_m = \frac{3}{2} L_p : \text{inductance magnétisante.}$$

$$Q(\theta_{cc}) = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{cc})^2 & \cos(\theta_{cc}) \sin(\theta_{cc}) \\ \cos(\theta_{cc}) \sin(\theta_{cc}) & \sin(\theta_{cc})^2 \end{bmatrix}$$

Les équations des flux de la machine asynchrone en défaut statorique s'écrivent :

$$\begin{cases} \underline{\phi}_{\alpha\beta_s} = \underline{\phi}_{\alpha\beta_f} + \underline{\phi}_{\alpha\beta_m} = L_f \underline{i}_{\alpha\beta_s} + L_m (\underline{i}_{\alpha\beta_s} + \underline{i}_{\alpha\beta_r} - \tilde{\underline{i}}_{\alpha\beta_{cc}}) \\ \underline{\phi}_{\alpha\beta_r} = \underline{\phi}_{\alpha\beta_m} = L_m (\underline{i}_{\alpha\beta_s} + \underline{i}_{\alpha\beta_r} - \tilde{\underline{i}}_{\alpha\beta_{cc}}) \\ \tilde{\underline{\phi}}_{\alpha\beta_{cc}} = \eta_{cc} Q(\theta_{cc}) \underline{\phi}_{\alpha\beta_m} \end{cases} \quad (2.15)$$

avec

$$\tilde{\underline{i}}_{\alpha\beta_{cc}} = -\sqrt{\frac{2}{3}} \eta_{cc} \underline{i}_{\alpha\beta_{cc}}, \quad \tilde{\underline{\phi}}_{\alpha\beta_{cc}} = \sqrt{\frac{3}{2}} \underline{\phi}_{\alpha\beta_{cc}}$$

$\underline{\phi}_{\alpha\beta_m}$: flux magnétisant commun,

$\underline{\phi}_{\alpha\beta_f}$: flux de fuite statorique.

Les équations des tensions du bobinage en défaut ramenée au primaire deviennent :

$$\tilde{\underline{i}}_{\alpha\beta_{cc}} = \frac{2}{3} \frac{\eta_{cc}}{R_s} Q(\theta_{cc}) \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{\alpha\beta_m} \quad (2.16)$$

En négligeant les chutes de tension dues à R_s et L_f devant les tensions d'entrée $\underline{U}_{\alpha\beta_s}$, on peut approcher les tensions aux bornes du quadripôle de court-circuit par les tensions d'entrées statorique [SCH 99]. Alors, les courants de ligne sont la somme des courants dus au court circuit et à des courants consommés par le modèle classique de Concordia.

Ainsi, L'équation du bobinage en défaut dans le repère statorique [BAC 02b] s'écrivent :

$$\tilde{\underline{i}}_{\alpha\beta_{cc}} = \frac{2}{3} \frac{\eta_{cc}}{R_s} Q(\theta_{cc}) \underline{U}_{\alpha\beta_s} \quad (2.17)$$

2.2.4.2. Modélisation dans le référentiel lié au rotor

L'application de la transformation de Park (repère lié au rotor) donne [BAC 02b]:

$$\begin{cases} \underline{U}_{dq_s} = R_s \underline{i}'_{dq_s} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{dq_s} + \omega P\left(\frac{\pi}{2}\right) \underline{\phi}_{dq_s} \\ \underline{0} = R_r \underline{i}'_{dq_s} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{dq_s} \end{cases} \quad (2.18)$$

$$\begin{cases} \underline{\phi}_{dq_s} = L_f \underline{i}'_{dq_s} + (L_m + L_f) \underline{i}_{dq_r} \\ \underline{\phi}_{dq_r} = L_m (\underline{i}'_{dq_s} + \underline{i}_{dq_r}) \end{cases} \quad (2.19)$$

$$\begin{cases} \underline{i}_{dq_s} = \underline{i}'_{dq_s} + \underline{i}_{dq_{cc}} \\ \underline{i}_{dq_{cc}} = \frac{2}{3} \frac{\eta_{cc}}{R_s} P(-\theta) Q(\theta_{cc}) P(\theta) \underline{U}_{dq_s} \end{cases} \quad (2.20)$$

Comme les trois phases sont référées par les angles $0, 2\pi/3, 4\pi/3$, il suffit donc de définir trois bobinages de court-circuit dont les rapports sont respectivement η_{cc1}, η_{cc2} et η_{cc3} correspondant aux phases $a_s, b_s,$ et c_s du stator. Ce qui revient donc à mettre en parallèle trois quadripôles Q_{cck} prenant en charge l'explication d'éventuels bobinages en défaut [BAC 02a].

Chaque quadripôle est parcouru par un courant i_{dqcck} :

$$\underline{i}_{dqcck} = \frac{2}{3} \frac{\eta_{cc}}{R_s} P(-\theta) Q(\theta_{cck}) P(\theta) \underline{U}_{dq_s} \quad (2.21)$$

$Q(\theta_{cck})$: matrice situant l'angle du bobinage en court-circuit.

Le schéma électrique équivalent de la machine asynchrone tenant compte de défaut dans les trois phases statorique dans le repère de Park avec fuites totalisées au stator est donné par la figure (2.2).

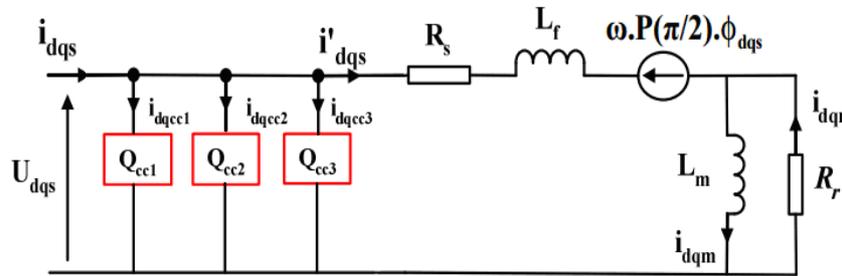


Figure 2.2: Modèle général de court-circuit dans le repère de Park lié au rotor de la machine asynchrone [BOU 09]

2.2.5. Représentation d'état du modèle tenant compte du défaut statorique

Le modèle d'état de la machine asynchrone tenant compte du défaut de court-circuit, s'obtient en associant le vecteur d'état formé des courants statorique et rotorique avec une entrée et sortie constituée par des tensions et des courants statorique d'axe d et q. La machine asynchrone peut être décrite par le système d'équations non linéaires:

$$\begin{cases} \dot{\underline{x}}(t) = A(\omega)\underline{x}(t) + B\underline{u}(t) \\ \underline{y}(t) = C\underline{x}(t) + D\underline{u}(t) \end{cases} \quad (2.22)$$

avec:

$$\underline{x} = [i'_{d_s} \quad i'_{q_s} \quad \phi_{d_r} \quad \phi_{q_r}]^T, \quad \underline{u} = [U_{d_s} \quad U_{q_s}]^T, \quad \text{et } \underline{y} = [i_{d_s} \quad i_{q_s}]^T$$

$$A(\omega) = \begin{bmatrix} -\frac{R_s + R_r}{L_f} & \omega & \frac{R_r}{L_m L_f} & \frac{\omega}{L_f} \\ -\omega & -\frac{R_s + R_r}{L_f} & -\frac{\omega}{L_f} & \frac{R_r}{L_m L_f} \\ R_r & 0 & -\frac{R_r}{L_m} & 0 \\ 0 & R_r & 0 & -\frac{R_r}{L_m} \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_f} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_f} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix};$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad D = \sum_{k=1}^3 \frac{2\eta_{cc k}}{3R_s} P(\theta) Q(\theta_{cc k}) P(\theta)$$

2.2.6. Equations mécanique

D'une manière générale, l'équation mécanique de la machine, est donnée par:

$$J \frac{d\Omega(t)}{dt} = C_{em}(t) - f_v \Omega(t) - C_r \quad (2.23)$$

Où $\Omega = \omega/p$ étant la vitesse de l'arbre moteur, J est le moment d'inertie de l'ensemble des masses tournantes, C_{em} est le couple électromagnétique, C_r est le couple de charge et f_v le coefficient de frottement visqueux.

Le couple électromagnétique peut être représenté par le produit vectoriel suivant [GRE 97]:

$$\underline{C}_{em} = p \frac{M_{sr}}{L_r} (\underline{i}_s \wedge \underline{\phi}_r) \quad (2.24)$$

Dans le repère de Park, le couple électromagnétique a pour expression:

$$C_{em} = p (i_{qs} \phi_{dr} - i_{ds} \phi_{qr}) \quad (2.25)$$

Si nous remplaçons (2.25) dans (2.23) nous obtenons:

$$\frac{d\omega}{dt} = \frac{p^2}{J} (i_{qs} \phi_{dr} - i_{ds} \phi_{qr}) - \frac{f_v}{J} \omega - \frac{p}{J} C_r \quad (2.26)$$

2.2.7. Simulation du modèle de défaut statorique

Une fois le modèle de la machine est établi. On peut aborder l'aspect lié à la simulation sous l'environnement Matlab/Simulink, ce qui offre la possibilité d'observer le comportement du moteur sous différents états défectueux.

Les paramètres de simulation de la machine de puissance 1.1kW sont présentés dans l'annexe A.

• *Cas d'une machine saine*

La simulation du modèle de la machine asynchrone à l'état sain est réalisée dans un premier temps pour un démarrage à vide sous une alimentation triphasée nominale et équilibrée. A l'instant $t = 0.5$ seconde, on charge la machine avec un couple nominal de 7 Nm. Les résultats pour ce mode sont illustrés par la figure (2.3).

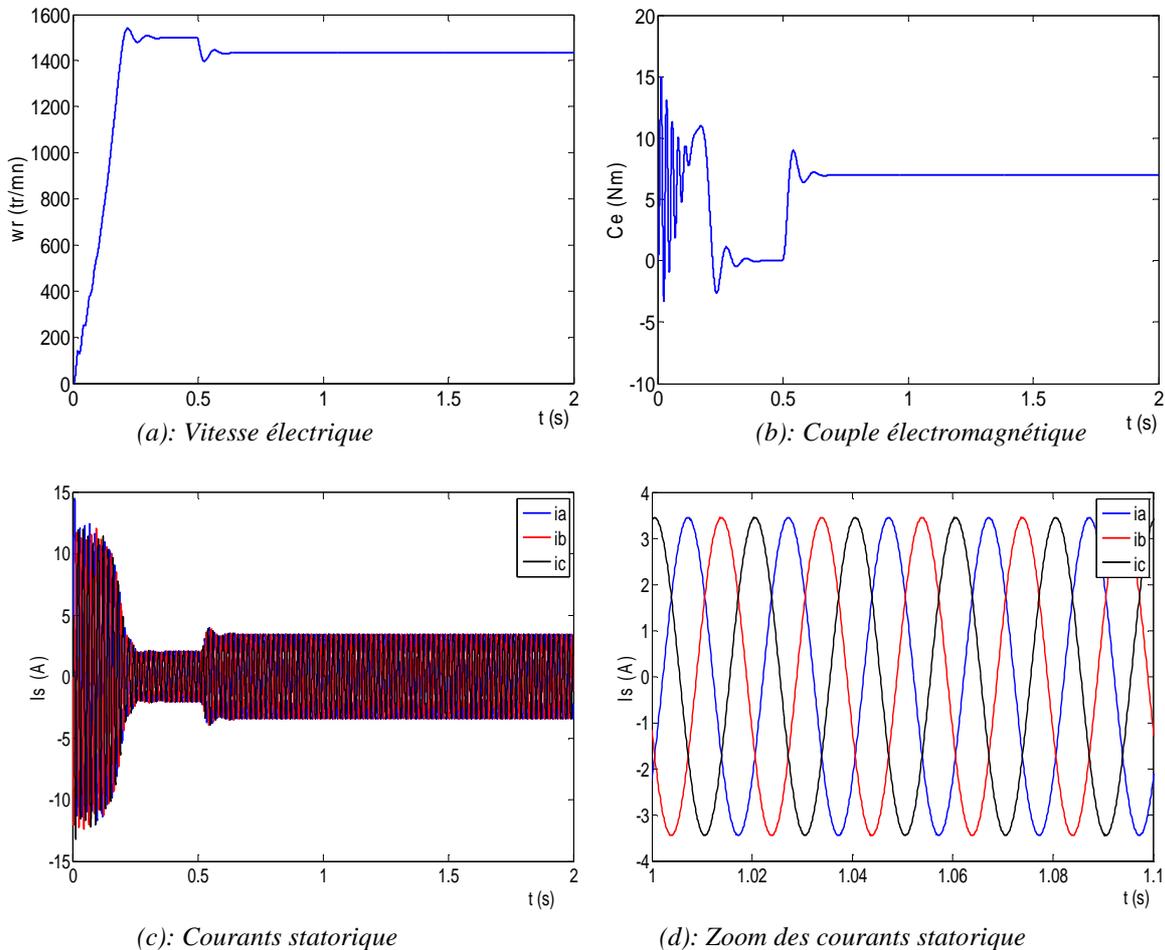


Figure 2.3: *Grandeurs électriques et mécaniques de la machine en fonctionnement sain*

On remarque que la vitesse atteint la valeur nominale et diminue légèrement au moment où l'on charge la machine (figure 2.3a). Le couple tend alors à la valeur du couple de charge (figure 2.3b).

La figure (2.3 c) illustre l'évolution des courants statorique de la machine, on constate que les trois courants de ligne sont bien équilibrés. En effet, en faisant un zoom sur les trois courants, illustré sur la figure (2.3 d), nous remarquons qu'ils sont déphasés entre eux de 120° électriques.

• *Cas d'un défaut de court-circuit entre spire*

La simulation numérique est effectuée en régime établi du fonctionnement de la machine afin de pouvoir remarquer clairement le comportement exact de cette dernière vis-à-vis du défaut appliqué (Défaut de type court-circuit entre spires de 25% sur la phase a_s de la machine asynchrone à charge moyenne, alimentée directement par le réseau).

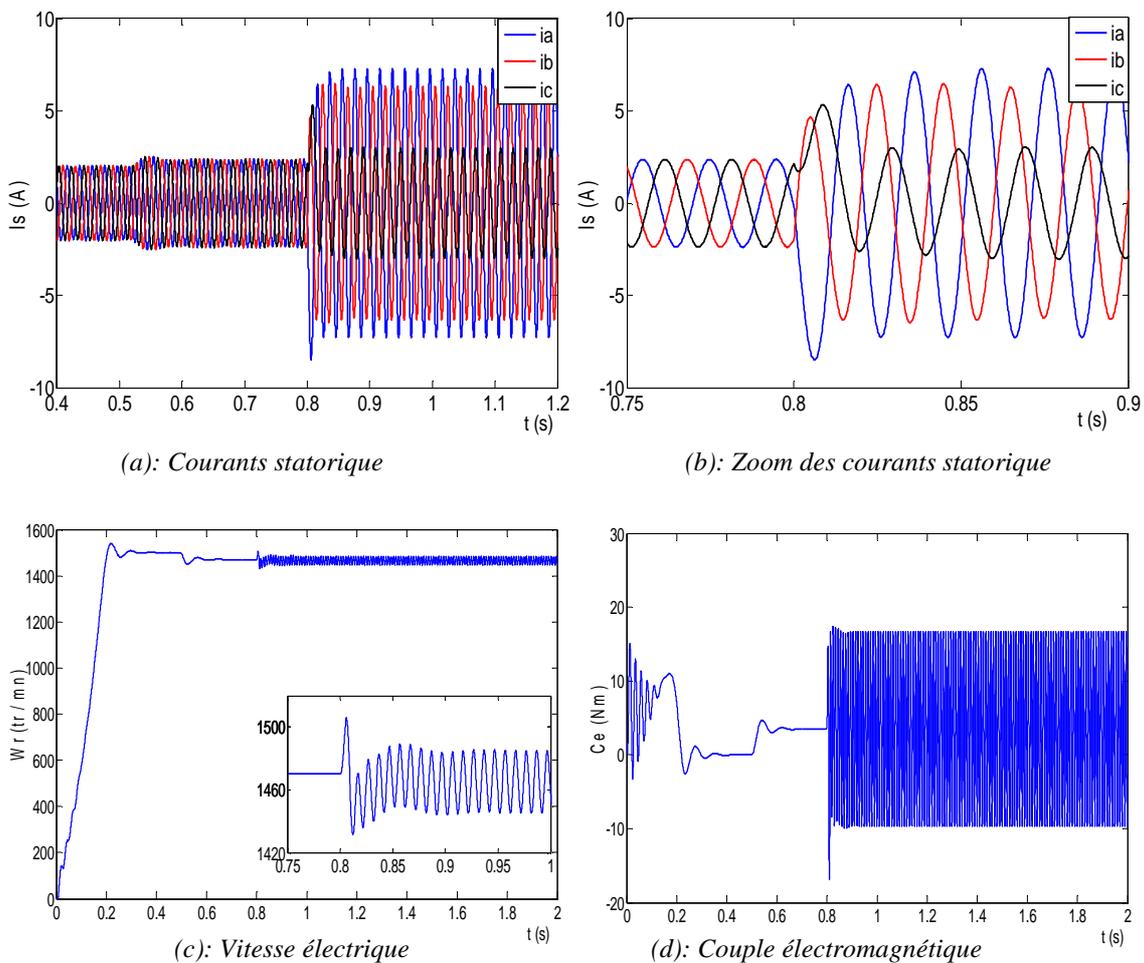


Figure 2.4: Grandeur électriques et mécaniques pour un défaut de 25 % de spires court-circuitées sur la phase a_s

La figure (2.4a) montre l'allure des trois courants de la machine asynchrone lorsqu'on applique le défaut statorique (116 spires en court-circuit sur la phase a_s), à l'instant $t=0.8$ s. Un déséquilibre se manifeste sous forme d'une augmentation importante au niveau du courant de la phase en défaut et d'une augmentation moins importante pour les deux autres phases qui sont due au couplage magnétique des trois phases statoriques. En plus du déséquilibre du courant, on remarque aussi un déséquilibre au niveau des déphasages illustrés sur la figure (2.4 b) qui n'est plus égal à 120° comme en fonctionnement sain.

Les figures (2.4.c et 2.4.d) montrent à leur l'existence de grandes ondulations dans les allures de la vitesse et du couple électromagnétique. Ceci sous-entend d'intenses vibrations mécaniques.

2.3. Modèle de la machine asynchrone tenant compte du défaut rotorique de type rupture des barres

La figure (2.5) illustre le schéma de modélisation du rotor en défaut de la machine par des dipôles élémentaires (une barre cassée).

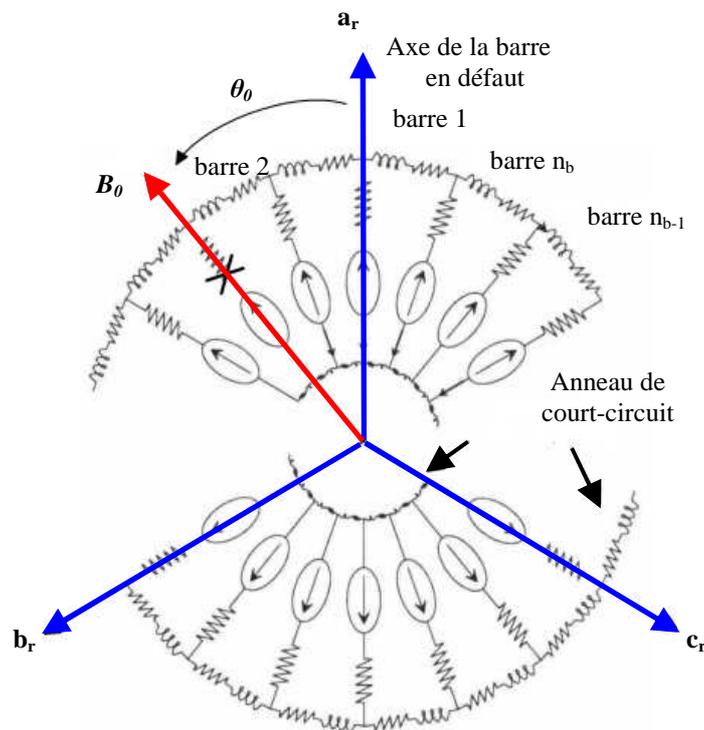


Figure 2.5: Modélisation par dipôles élémentaires du rotor en défaut (une barre cassée) [SCH 99]

Un défaut de rupture de barre rotorique est équivalente à un déséquilibre de champ qui est traduit par un bobinage en court-circuit, du fait de la cage d'écureuil, et dont le nombre de spires fictives est proportionnel au taux de défaut.

Pour tenir compte de cette anomalie de champ, ce bobinage doit obligatoirement avoir la même direction que la barre en défaut.

Pour définir ce défaut, on introduit un angle électrique θ_0 pour effectuer un repérage relatif du bobinage en défaut par rapport à l'axe de symétrie de la première phase rotorique (axe de l'encoche rotorique dont le courant induit est en phase avec la première phase statorique). Ce paramètre permet la localisation de la barre en défaut. Ainsi que le rapport de défaut noté η_0 . Ce paramètre permet de quantifier le déséquilibre et d'obtenir le nombre de barres cassées

[BAC 02b].

$$\eta_0 = \frac{\text{Nombre de spires fictives en défaut}}{\text{Nombre total de spires fictives sur une phase}}$$

Le nombre de spires au rotor étant fictif, pour un rotor de n_b barres, si nous considérons une spire rotorique comme étant une maille constituée de deux barres court-circuitées par deux portions d'anneaux, alors le nombre total de spires rotoriques est égal au nombre des barres au rotor [BAC 02b].

Une phase fictive est constituée donc de $n_b/3$ barres. Pour n_{bc} barres cassées sur une phase, l'expression du η_0 s'écrit : $\eta_0 = \frac{3n_{bc}}{n_b}$

Avec: n_{bc} est le nombre de barres cassées sur les n_b barres

2.3.1. Schéma électrique équivalent de la machine asynchrone en défaut rotorique de type rupture des barres

La figure (2.6) illustre le schéma électrique équivalent de la machine asynchrone avec défaut rotorique en régime dynamique avec fuites ramenées au stator [BAC 02b].

La résistance équivalente R_{eq} au rotor est la mise en série de la résistance saine R_r et d'une matrice résistance de défaut $R_{défaut}$:

$$R_{eq} = R_r + R_{défaut} = R_r - \frac{\alpha}{1+\alpha} Q(\theta_0) R_r \quad (2.27)$$

avec

$$R_r = R_r \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \alpha = \frac{2}{3} \eta_0$$

θ_0 : angle repérant le défaut

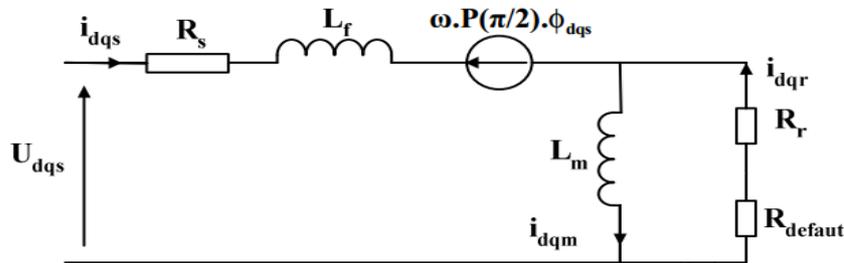


Figure 2.6: Modèle de défaut rotorique de la machine asynchrone [BAC 02b]

2.3.2. Modèle d'état de la machine

La machine asynchrone en défaut de rupture de barre peut être décrite par le système d'équations non linéaires :

$$\begin{cases} \dot{\underline{x}}(t) = A(\omega)\underline{x}(t) + B\underline{u}(t) \\ \underline{y}(t) = C\underline{x}(t) \end{cases} \quad (2.28)$$

avec:

$$\underline{x} = [i_{d_s} \quad i_{q_s} \quad \phi_{d_r} \quad \phi_{q_r}]^T, \quad \underline{u} = [U_{d_s} \quad U_{q_s}]^T \quad \text{et} \quad \underline{y} = [i_{d_s} \quad i_{q_s}]^T$$

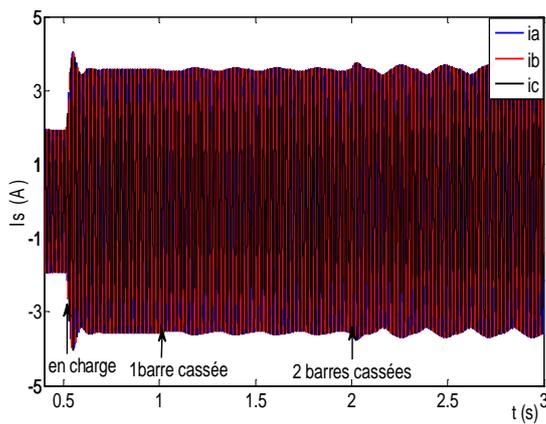
$$A(\omega) = \begin{bmatrix} -(R_s + R_{eq})L_{eq}^{-1} - \omega P(\pi/2) & (R_{eq}L_m^{-1} - \omega P(\pi/2))L_f^{-1} \\ R_{eq} & -R_{eq}L_m^{-1} \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} L_f^{-1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & L_f^{-1} & 0 & 0 \end{bmatrix}^T, \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad [R_{eq}] = [R_r] \cdot \left(I - \frac{\alpha}{1+\alpha} Q(\theta_0) \right)$$

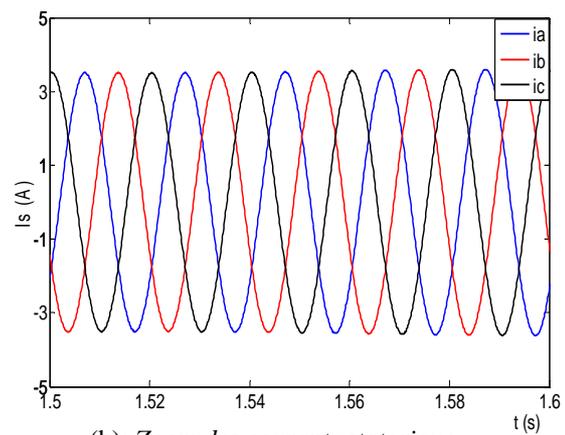
2.3.3. Simulation du modèle en défaut de la machine

Le système global simulé est obtenu en introduisant l'équation électromécanique de la machine (2.26) au système (2.28). La simulation de ce modèle avec les mêmes paramètres cités au l'annexe A.

La simulation de la machine est effectuée au début en fonctionnement à vide, la charge de 7N.m est appliquée à $t=0.5s$, le défaut d'une barre est introduit à $t=1s$, le second défaut de barre est introduit à $t=2s$. Les résultats obtenus sont comme suit:



(a): Courants statorique



(b): Zoom des courants statorique

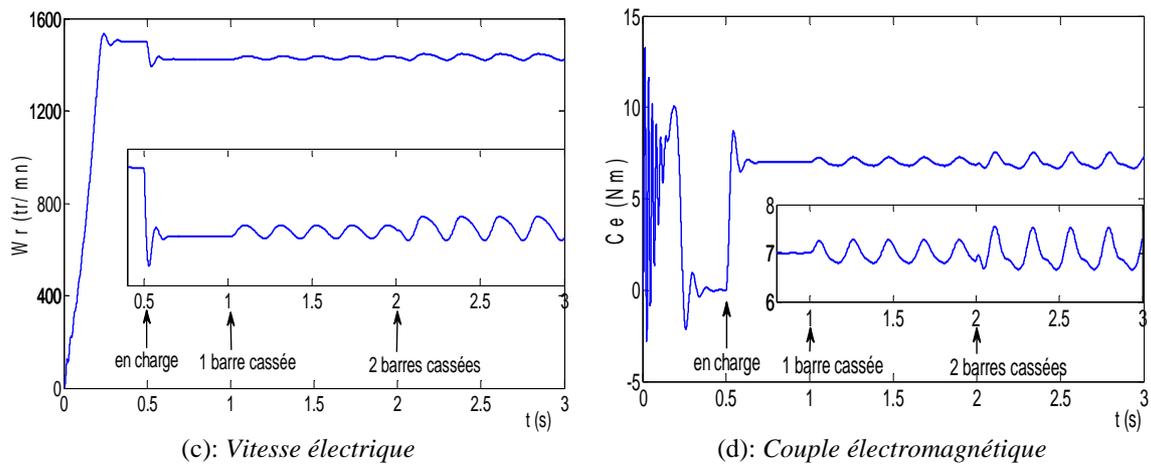


Figure 2.7: Grandeurs électriques et mécaniques de la machine asynchrone avec défaut de rupture des barres

Les résultats montrent clairement l'apparition des ondulations au niveau des allures de la vitesse (figure 2.7c), du couple (figure 2.7d) et une modulation de l'enveloppe des courants statorique (figure 2.7a). On remarque aussi que les courants statorique restent toujours déphasés par 120° entre eux (figure 2.7b). En régime permanent le défaut se manifeste en plus de la création d'un champ rotorique direct qui tourne à $g\omega_s$ par rapport au rotor un champ rotorique inverse qui tourne à $-g\omega_s$ dans le même repère. L'interaction de ces deux champs avec celui issu du bobinage statorique donne naissance à un couple électromagnétique qui est la somme d'une composante directe constante et d'une composante inverse sinusoïdale de pulsation $2g\omega_s$. Cette dernière sera la cause de l'oscillation et même la modulation de l'enveloppe du courant.

2.4. Modèle de la machine asynchrone avec défaut mixte (statorique/rotorique)

On peut associer au modèle de la machine avec défaut statorique (court-circuit entre spires), le modèle tenant compte de défaut rotorique (rupture des barres) et on obtient un modèle globale tenant compte du défaut simultané. Dans l'industrie, les défauts mixtes (statorique et rotorique) en cours de fonctionnement de la machine sont rarement présents. En effet, la réaction en chaîne des incidents est fortement envisageable car le rotor, comme le stator, sont soumis au même environnement. Ainsi, il est préférable, dans une optique de surveillance généralisée de machine, d'envisager un diagnostic de défauts mixte statorique/rotorique [BAC 03].

La figure (2.8) illustre le modèle de défaut simultané de la machine:

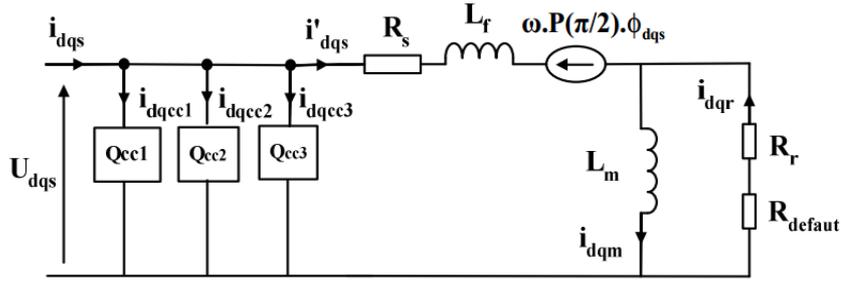


Figure 2.8: Modèle de défaut mixte stator/rotor de la machine asynchrone [BAC 02b]

2.4.1. Modèle d'état de la machine

Le modèle d'état dans le repère de Park lié au rotor de la machine asynchrone tenant compte du défaut simultané est obtenu par la combinaison des deux modèles, le modèle continu de la machine asynchrone peut être donc défini par le système d'équations non linéaires suivantes:

$$\begin{cases} \dot{\underline{x}}(t) = A(\omega) \underline{x}(t) + B \underline{u}(t) \\ \underline{y}(t) = C \underline{x}(t) + D \underline{u}(t) \end{cases} \quad (2.29)$$

avec:

$$A(\omega) = \begin{bmatrix} -(R_s + R_{eq})L_f^{-1} & (R_{eq}L_m^{-1} - \omega P(\pi/2))L_f^{-1} \\ R_{eq} & -(R_{eq}L_m^{-1} - \omega P(\pi/2)) \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} L_f^{-1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & L_f^{-1} & 0 & 0 \end{bmatrix}^T$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad D = \sum_{k=1}^3 \frac{2\eta_{cc k}}{3R_s} Q(\theta_{cc k}), \quad R_{eq} = [R_r] \cdot \left(I - \frac{\alpha}{1+\alpha} Q(\theta_0) \right)$$

2.4.2. Simulation du modèle du défaut simultané

En ajoutant l'équation mécanique (2.26) au système (2.29) du modèle global statorique/rotorique. La simulation du modèle permet d'obtenir les allures des courants statorique, de la vitesse et du couple électromagnétique de la machine en défaut simultané, où le défaut d'une rupture d'une barre est introduit en régime établi à l'instant $t = 1s$ et le défaut de court-circuit de 116 spires sur la phase a_s à l'instant $t = 2s$.

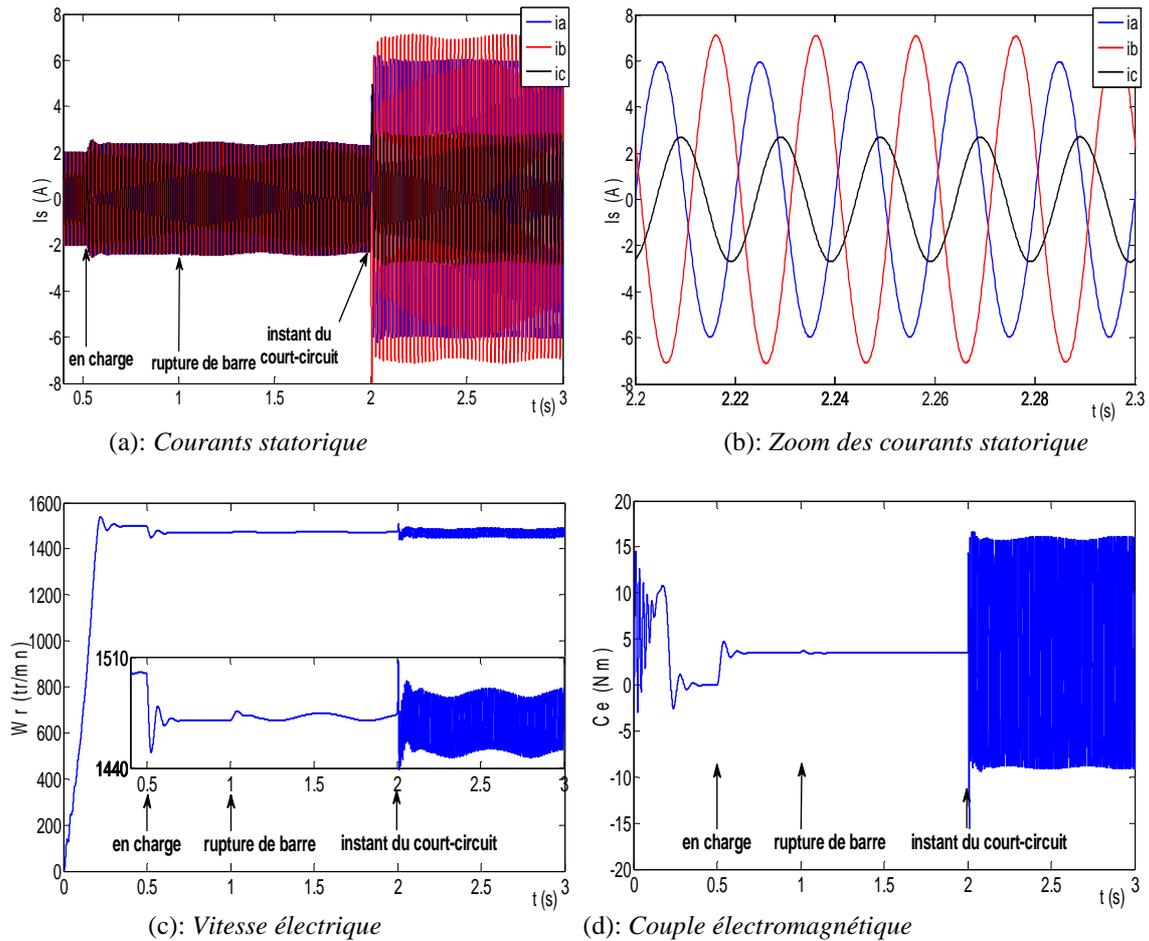


Figure 2.9: Grandeurs électriques et mécaniques de la machine avec défaut mixte stator/rotor

Les figures (2.9.a, c et d) montrent l'évolution de la vitesse et du couple électromagnétique ainsi que le courant statorique. La figure (2.9 a) illustre les courants de ligne où on remarque une augmentation importante du courant dans la phase a_s où s'est produit le défaut (provoqué par le statorique) et une présence des ondulations identiques sur les trois courants (provoqué par le défaut rotorique). On remarque aussi un déséquilibre au niveau des déphasages des courants statorique illustré sur la figure (2.9b).

Les figures (2.9.c et 2.9.d) montrent à leur l'existence de grandes ondulations et apparition d'oscillations dans les allures de la vitesse et du couple électromagnétique. Ceci sous-entend d'intenses vibrations mécaniques.

2.5. Conclusion

Dans ce chapitre, une modélisation en vue de la simulation de deux types de défaut de la machine asynchrone (rupture des barres rotorique, et le court circuit entre spires) est effectuée.

L'association de ces deux modèles de défaut avec le modèle nominal a permis de définir

un modèle global en situation de défauts simultanés. Ce modèle permet une surveillance généralisée de la machine asynchrone à cage. La détection et la localisation des défauts statorique et rotorique de la machine nécessite l'utilisation des outils de diagnostic avancés qui fera l'objet du troisième chapitre.

Chapitre III
Diagnostic des défauts de la machine asynchrone
par les réseaux de neurones

3.1. Introduction

Le réseau de neurones (RN) imite la structure du cerveau humain, qui est constitué d'unités arithmétiques simples connectées à l'architecture de la couche complexe. Cette technique est placée dans la grande famille des méthodes de l'intelligence artificielle (IA) qu'ils enrichissent en permettant de prendre des décisions s'appuyant davantage sur la perception que sur le raisonnement logique formel.

Les réseaux de neurones ont gagné en popularité sur les autres techniques en raison de leur capacité de généralisation, ce qui signifie qu'ils sont capables de fonctionner de façon satisfaisante.

Les réseaux de neurones peuvent effectuer des détections de défaut basées sur des mesures et les informations sans avoir besoin de modèles mathématiques complexes et rigoureux. En outre, l'interprétation heuristique des conditions de machine qui, parfois, seuls les humains sont capables de faire peut-être facilement mis en œuvre dans les réseaux de neurones à travers l'apprentissage supervisé [CHO 93]. En conséquence, dans ce chapitre, une technique basée sur les réseaux de neurones pour la détection et la classification de défauts d'une machine asynchrone a été proposée. On commence par une présentation des réseaux de neurones et leurs différentes architectures, ainsi que la procédure de localisation et détection des défauts de la machine asynchrone (défauts statoriques et/ ou rotoriques). Un système de diagnostic global avec des tests de performances sera présenté à la fin du chapitre.

3.2. Application des réseaux de neurones au diagnostic de la machine asynchrone

Les réseaux de neurones sont bien adaptés à la résolution des problèmes de diagnostic, utilisant la classification automatique des signaux et des formes. Dans ce contexte, on distingue plusieurs applications de réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances et en particulier, pour le diagnostic des défauts des machines asynchrone: diagnostic du court circuit [BOU 08, MAR 07, ASF 12], du déséquilibre des tensions [MOO 12], de l'usure des roulements [PRI 13], du défaut d'excentricités d'entrefer [GHA 11] et des ruptures de barre de rotor [ARA 09, BOU 10, GUE 13].

En effet, plusieurs études paramétriques ont été effectuées pour ces réseaux de neurones pour opter de choisir le réseau le plus convenable et le plus performant pour la mise en œuvre du système de diagnostic des défaillances ; il y avait en total quatre études principales [KHO 07] :

- choix des variables d'entrées ;

- Acquisition des données (base d'apprentissage) ;
- Construction du bloc RNA ;
- Test des réseaux sélectionnés sur de nouveaux exemples.

3.2.1. choix des variables d'entrées

La condition fondamentale pour l'implantation réussie d'une technique de diagnostic de défaut basée sur les réseaux de neurones est la disponibilité riche appropriée, qui est placée comme donnée d'entrée pour chaque défaut. Les entrées des réseaux de neurones doivent être les indicateurs significatifs du défaut. Le meilleur choix de l'indicateur approprié de défaut est de trouver les paramètres qui fournissent la plupart d'information sur l'état du système.

Différents types d'indicateurs sont utilisés par les chercheurs pour la phase d'apprentissage du réseau de neurones à savoir: le déphasage entre le courant et la tension [BOU 08], l'amplitude et la fréquence des raies de la densité spectrale de puissance des courants de Park i_{ds} et i_{qs} [BOU 10], le courant statorique et la vitesse de rotation [KHO 07], l'amplitude de harmonique et le glissement [GUE 13].

Dans notre travail, on a utilisé un autre type d'indicateurs pour la détection et localisation du défaut:

- les amplitudes et les fréquences des raies obtenues de l'analyse spectrale de l'enveloppe du courant statorique ;
- l'énergie emmagasinée dans le niveau 7 obtenue par la décomposition multi-niveau d'ondelettes.

3.2.2. Choix de l'architecture du réseau de neurones

Un RNA (Réseau de Neurones Artificiels) est un ensemble de neurones formels associés en couches et fonctionnant en parallèle. Dans un réseau, chaque sous-groupe fait un traitement indépendant des autres et transmet le résultat de son analyse à la couche suivant. L'information donnée au réseau va donc se propager couche par couche, de la couche d'entrée à la couche de sortie, en passant soit par aucune, une ou plusieurs couches cachées [KOU 12].

Il existe deux grandes catégories de structures dans la littérature: les réseaux non bouclés (statique ou non récurrent) et les réseaux bouclés (dynamique ou récurrent) [DRE 04]. Les réseaux les plus fréquemment utilisés de ces catégories sont les perceptrons multicouches (MLP). Un perceptron est un réseau de neurones artificiel du type *feedforward*, c'est-à-dire à propagation directe (non récurrent).

Le perceptron multicouche est un réseau orienté de neurones artificiels organisé en couches et où l'information voyage dans un seul sens, de la couche d'entrée vers la couche de

sortie. La figure (3.1) illustre un réseau MLP à une seule couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie.

Les perceptrons multicouches des types *feedforward* sont très utilisés dans les domaines de classification [RAJ 08]. Dans la suite de ce chapitre, le diagnostic des défauts est effectué par des réseaux MLP du type *feedforward*.

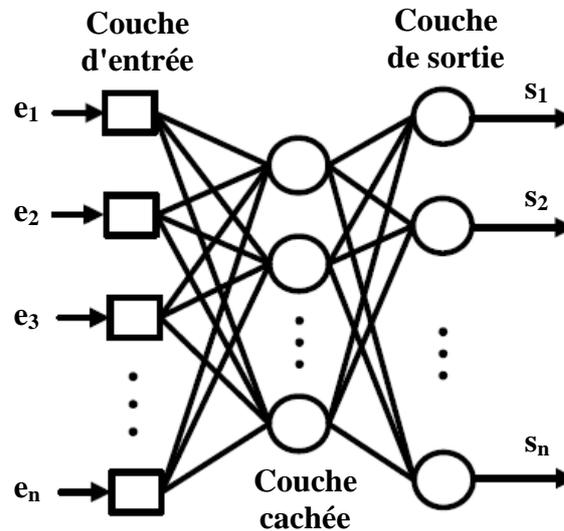


Figure 3.1: Structure des réseaux MLP

3.2.3. Apprentissage dans les réseaux de neurones

L'apprentissage est une phase très importante pour le déploiement d'un réseau de neurone durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré.

Généralement, les variables modifiées pendant l'apprentissage sont les poids des connexions. L'apprentissage adopté n'est, donc, que la modification des poids du réseau pour accorder sa réponse aux échantillons et à l'expérience.

La rétropropagation est actuellement l'outil le plus utilisé dans le domaine des réseaux de neurones. C'est une technique de calcul des dérivées qui peut être appliquée à n'importe quelle structure de fonctions dérivables.

Il s'agit d'une méthode d'apprentissage supervisé, fondée sur la modification des poids du réseau dans le sens contraire à celui du gradient de l'erreur par rapport à ces poids. L'objectif de la méthode de la rétropropagation est d'adapter les poids synaptiques de façon à minimiser la valeur moyenne de l'erreur sur l'ensemble d'entraînements [HEM 05].

Dans la suite de ce chapitre, l'apprentissage des réseaux MLP est réalisé par l'algorithme de rétropropagation du gradient de l'erreur.

3.3. Diagnostic des défauts rotorique et statorique par réseau de neurones (RN_{td})

3.3.1. Recherche de signatures des défauts par analyse de l'enveloppe

L'analyse spectrale de l'enveloppe du courant statorique permet de déterminer l'état de fonctionnement de la machine asynchrone soit sain ou en défaut en utilisant l'analyse des signaux accessible de la machine.

Son principe est basé sur l'utilisation de la transformée d'Hilbert qui est une technique plus connue dans le domaine du traitement de signal [SIL 08].

La transformée d'Hilbert dans le domaine temporel correspond à un déphasage de valeur $\pi/2$ de tous les termes de la transformée de Fourier. Elle permet de changer les termes cosinus en termes sinus et les termes sinus en termes cosinus négatifs.

La transformée d'Hilbert d'un signal $y(t)$ peut s'écrire sous la forme [PAN 09]:

$$y(t) \xrightarrow{TH} \tilde{y}(t) = \tilde{y}_{\text{Re}}(t) + j\tilde{y}_{\text{Im}}(t) \quad (3.1)$$

Où $\tilde{y}_{\text{Im}}(t)$ représente la transformée d'Hilbert du signal $\tilde{y}_{\text{Re}}(t)$. Le signal $\tilde{y}(t)$ est appelé signal analytique.

La modulation d'amplitude $A(t)$ du signal temporel $y(t)$ se calcule en utilisant l'équation (3.2):

$$A(t) = \sqrt{\tilde{y}_{\text{Re}}(t)^2 + \tilde{y}_{\text{Im}}(t)^2} \quad (3.2)$$

La modulation de phase $\varphi(t)$ se calcule par:

$$\varphi(t) = \arctan \frac{\tilde{y}_{\text{Im}}(t)}{\tilde{y}_{\text{Re}}(t)} \quad (3.3)$$

Le calcul du module de $\tilde{y}(t)$ donne l'enveloppe du signal $y(t)$ et le calcul de sa phase nous donne sa modulation de phase ainsi que sa modulation de fréquence en fonction du temps. Nous présentons à la figure (3.2) le courant statorique et son enveloppe pour un défaut de deux barres cassées au rotor.

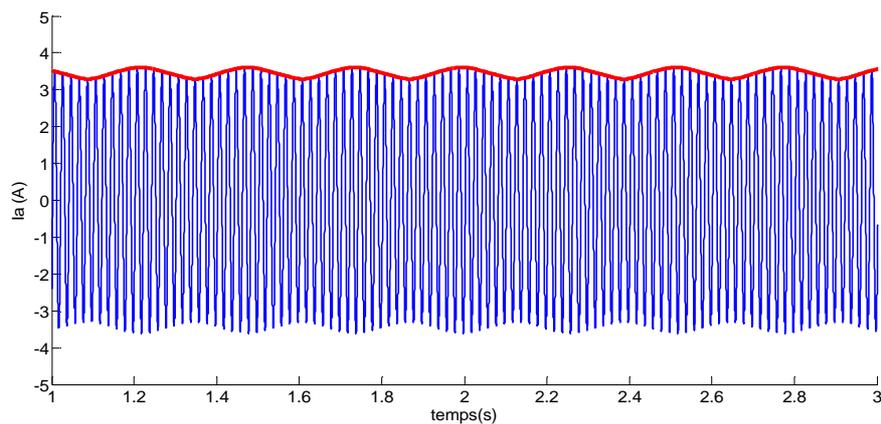


Figure 3.2: Courant statorique et son enveloppe pour un défaut de cassure de deux barres au rotor

3.3.2. Analyse spectrale de l'enveloppe du courant statorique

a) Cas d'une machine saine

On considère que la machine est alimentée directement à travers un réseau triphasé avec une charge nominale de 7N.m. La figure (3.3) représente le spectre de l'enveloppe du courant statorique.

En fonctionnement sain de la machine, on n'observe aucune raie sur la plage des fréquences (figure 3.3).

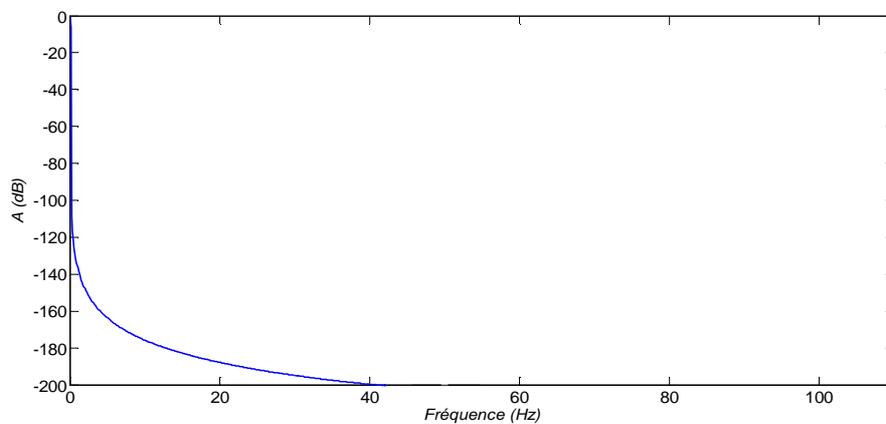


Figure 3.3: Spectre de l'enveloppe du courant statorique de la machine asynchrone à l'état sain

b) Cas d'un défaut statorique

Les figures (3.4) et (3.5) illustrent les spectres de l'enveloppe du courant statorique avec différents nombres de spires court-circuitées sur la phase a_s (4 et 10 spires court-circuitées). Durant le défaut de court-circuit entre spires à la phase a_s , on remarque une seule nouvelle composante de fréquence visible à 100 Hz égale à $2f_s$ avec f_s est la fréquence du réseau.

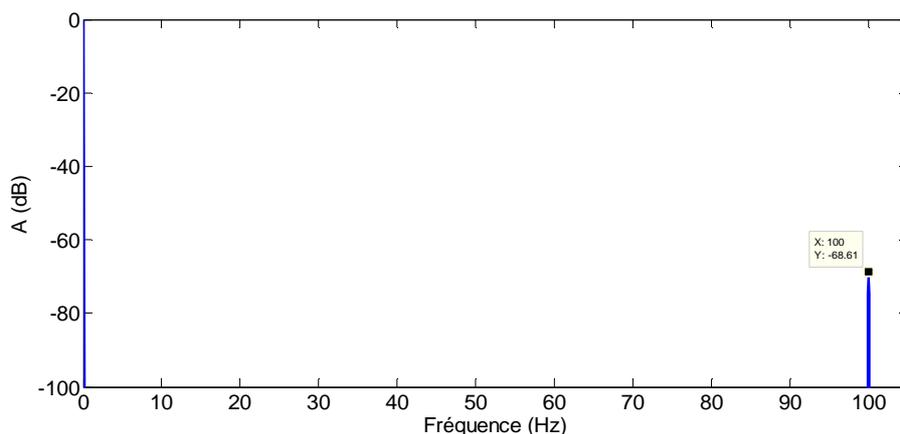


Figure 3.4: Spectre de l'enveloppe du courant statorique avec 4 spires en court-circuit sur la phase a_s en pleine charge

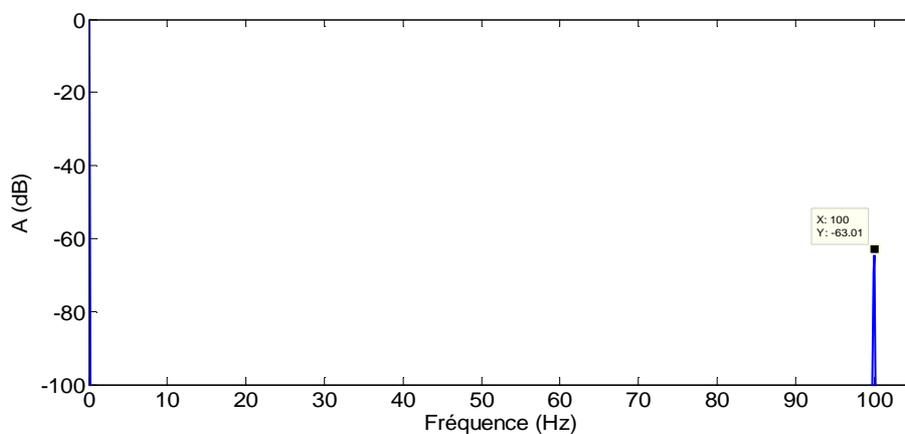
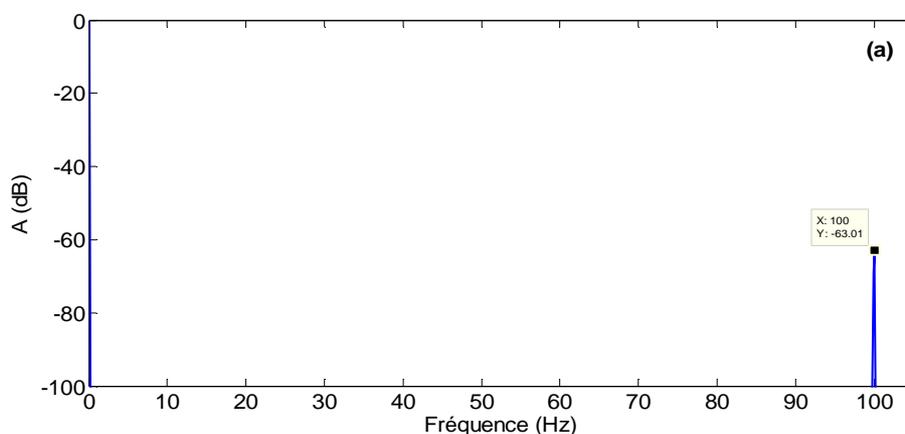


Figure 3.5: Spectre de l'enveloppe du courant statorique avec 10 spires en court-circuit sur la phase a_s en pleine charge

La figure (3.6) représente le spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut de 10 spires court-circuitées sur la phase a_s , à différentes charges: à pleine charge (a), demi-charge (b), et à faible charge (c). On remarque que la variation de la charge fait une variation très faible de l'amplitude de la raie sans en modifier la fréquence.



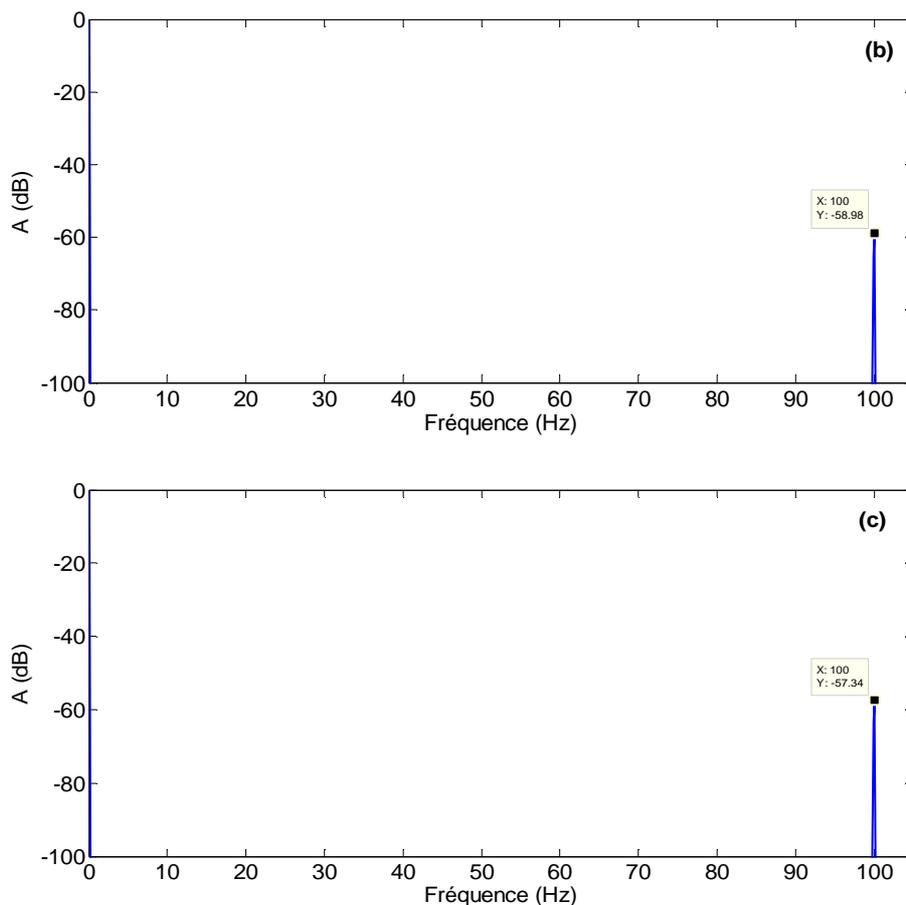


Figure 3.6: Spectre de l'enveloppe du courant statorique avec 10 spires en court-circuit sur la phase a_s : (a) pleine charge (b) demi-charge (c) faible charge

c) cas de défaut rotorique

Les figures (3.7) et (3.8) illustrent le spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut d'une barre et deux barres rompues. On constate selon les deux figures (3.7 et 3.8) la présence des harmoniques situés à $2.g.f_s$ (avec g le glissement de la machine et f_s la fréquence d'alimentation) [SIL 08], ce qui donne un bon signe de l'existence du défaut de barres, le degré de sévérité est fonction des amplitudes des raies de défaut.

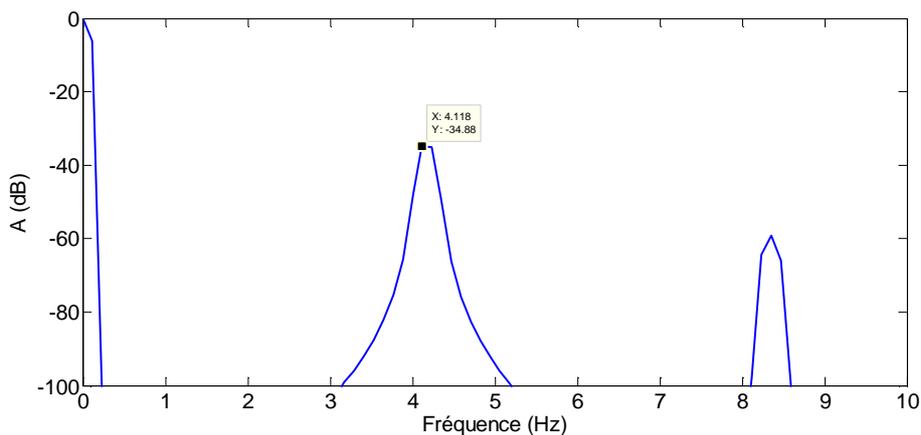


Figure 3.7: Spectre de l'enveloppe du courant statorique avec une barre cassée en pleine charge

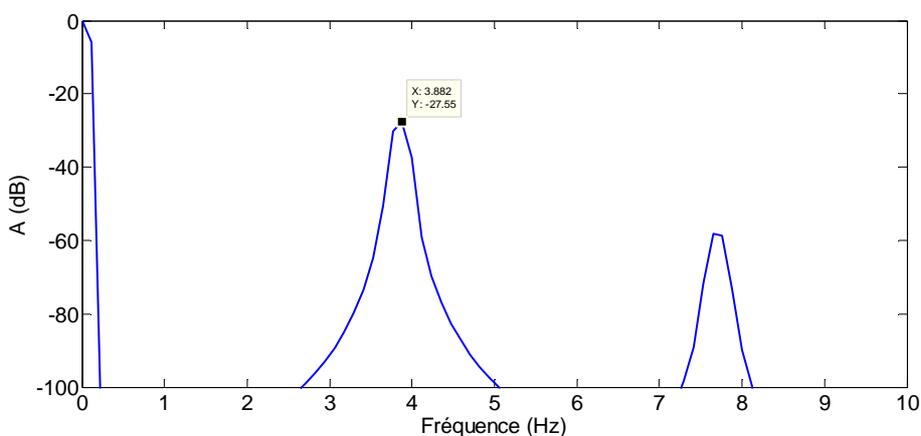
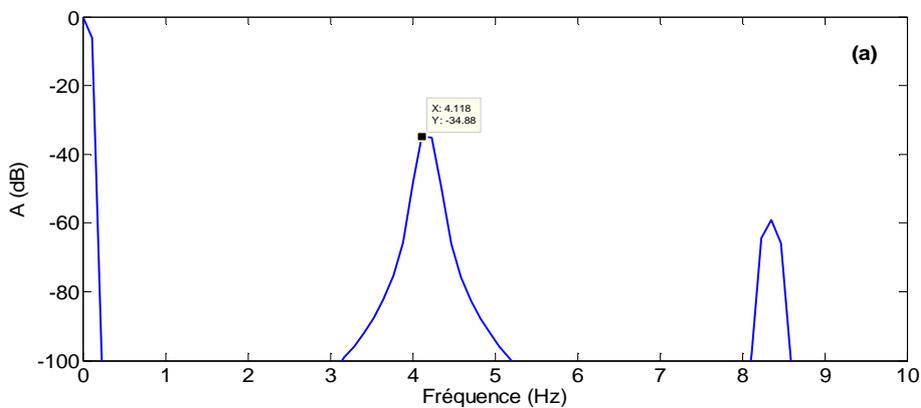


Figure 3.8: Spectre de l'enveloppe du courant statorique avec deux barres cassées en pleine charge

La figure (3.9) représente le spectre de l'enveloppe du courant statorique avec une barre cassée au rotor, à divers charges: pleine charge (a), demi-charge (b) et à faible charge (c).

D'après cette figure, on remarque que la variation de la charge fait varier la fréquence et l'amplitude de la raie.



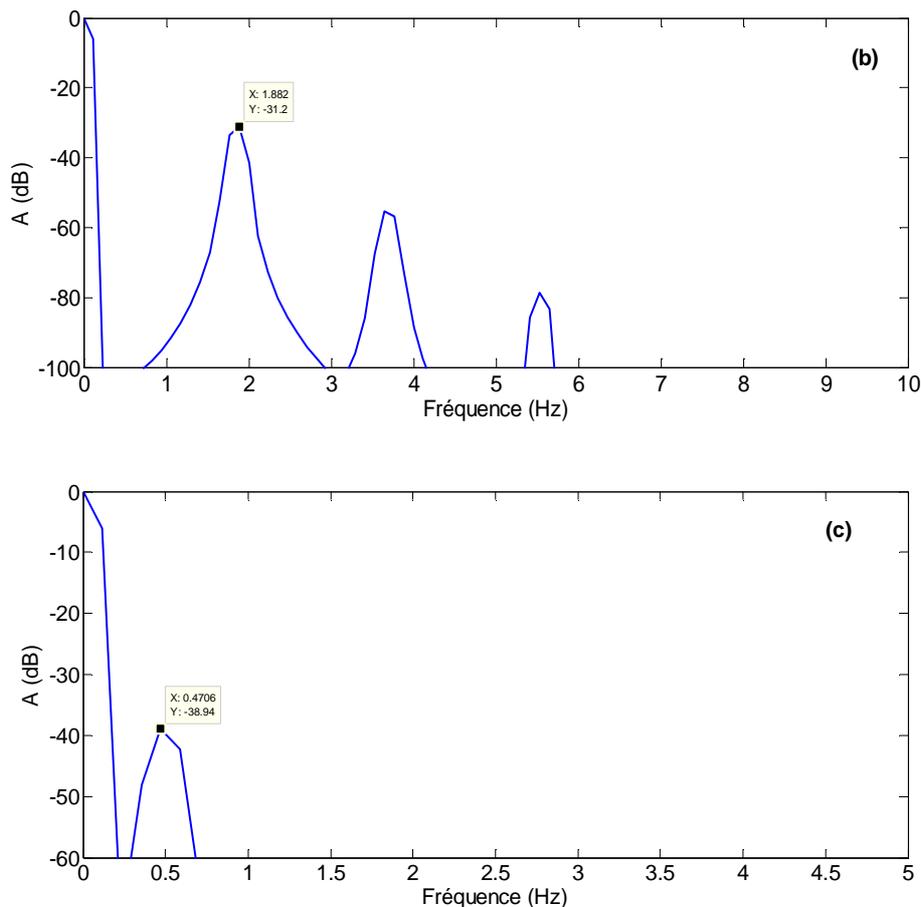


Figure 3.9: Spectre de l'enveloppe du courant statorique avec une barre cassée
(a) pleine charge (b) demi-charge (c) faible charge

d) Cas de défaut mixte (statorique/rotorique)

Les figures (3.10) à (3.13) représentent les spectres de l'enveloppe du courant statorique pour plusieurs cas de défauts mixtes. Ces figures montrent la présence des harmoniques sur le spectre de l'enveloppe du courant statorique de la machine fonctionnant en pleine charge et avec deux cas des défauts mixtes. On remarque aussi que l'effet de la variation de la charge est le même dans le cas où chaque défaut est considéré séparément (figure 3.14).

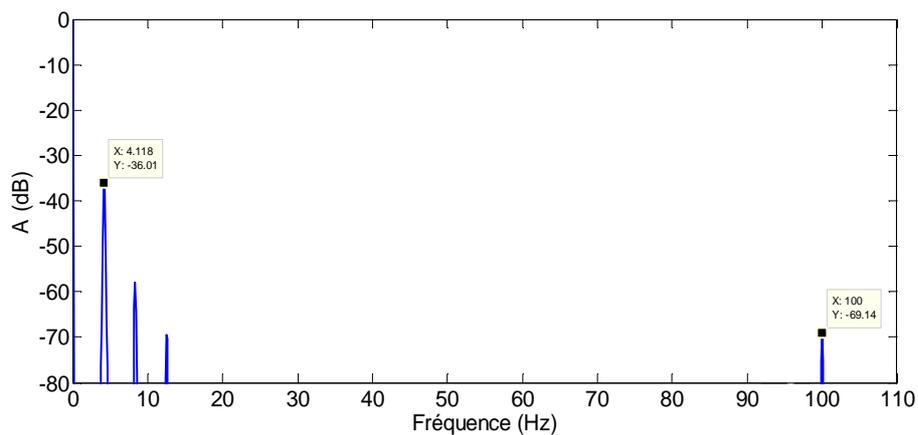


Figure 3.10: Spectre de l'enveloppe du courant statorique avec une barre cassée et 4 spires en court circuit sur la phase a_s en pleine charge

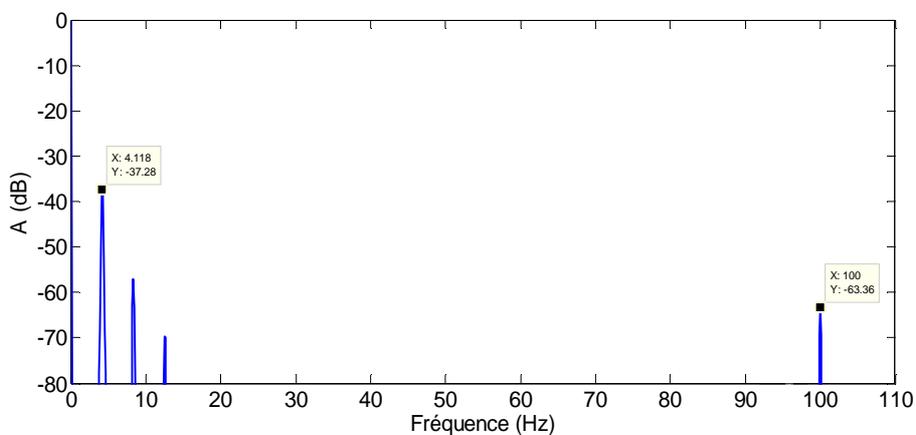


Figure 3.11: Spectre de l'enveloppe du courant statorique avec une barre cassée et 10 spires en court circuit sur la phase a_s en pleine charge

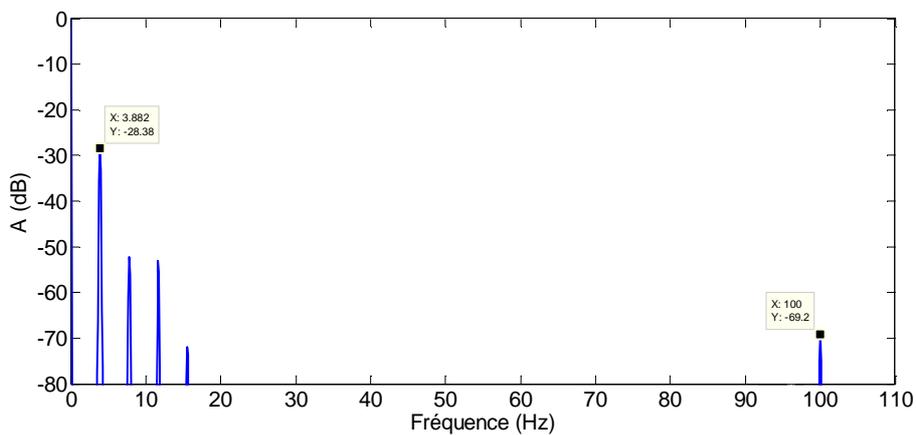


Figure 3.12: Spectre de l'enveloppe du courant statorique avec deux barres cassées et 4 spires en court circuit sur la phase a_s en pleine charge

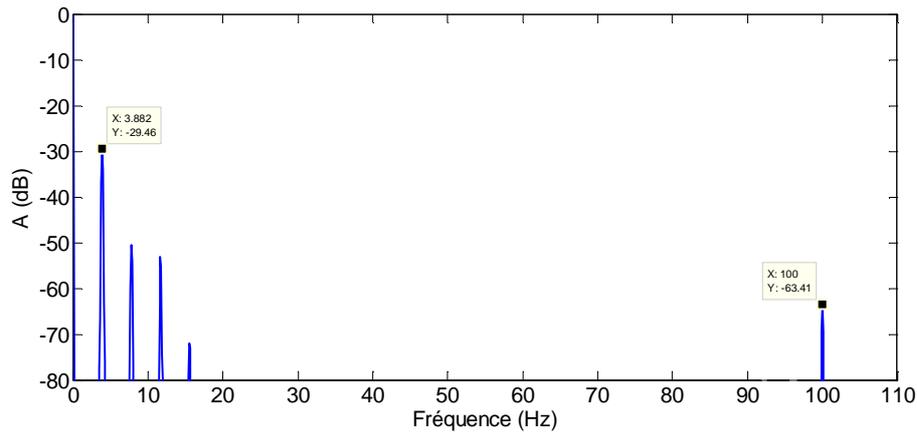


Figure 3.13: Spectre de l'enveloppe du courant statorique avec deux barres cassées et 10 spires en court-circuit sur la phase a_s en pleine charge

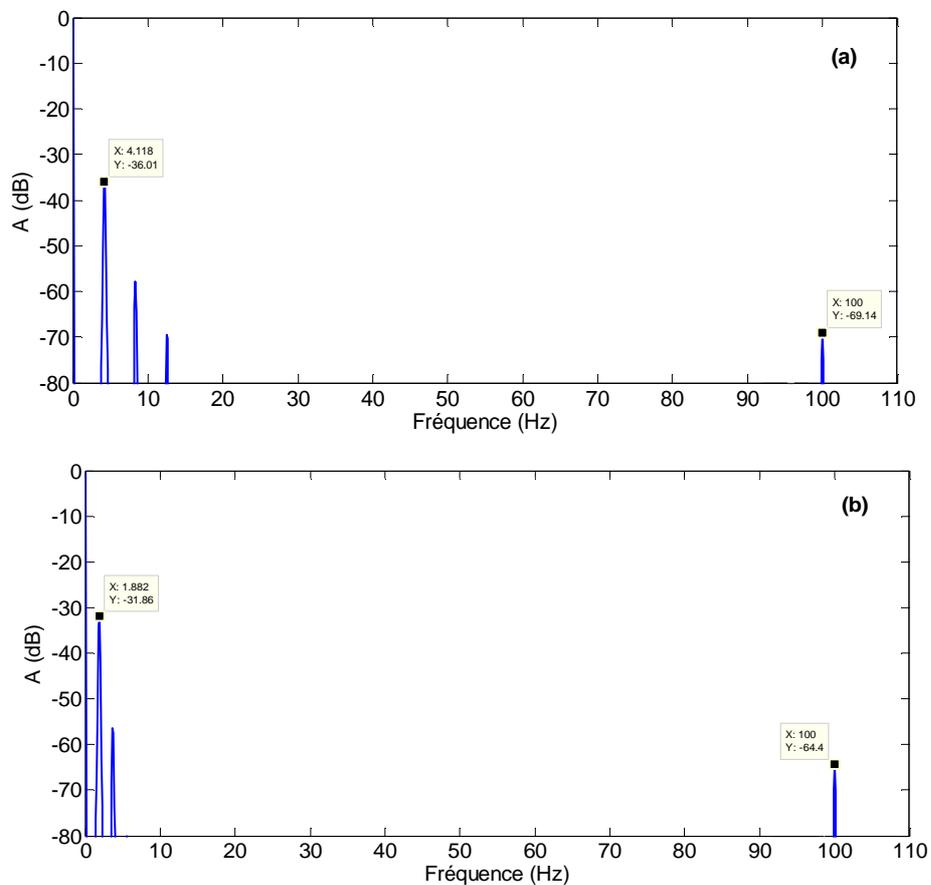


Figure 3.14: Spectre de l'enveloppe du courant statorique avec une barre cassée et 4 spires en court-circuit sur la phase a_s : (a) pleine charge (b) demi-charge

Sur la base des observations effectuées sur les spectres de l'enveloppe du courant statorique obtenus précédemment, on a construit une base de données contenant les amplitudes, les fréquences des raies situées à $2.g.f_s$ ainsi que les amplitudes des raies situées à $2.f_s$. Ces informations sont utilisées comme entrée d'apprentissage du RN_{td} , les sorties (S_{1td} et S_{2td}) du RN_{td} sont exploitées pour la détection des défauts soit statorique, rotorique ou simultanés (figure 3.15).

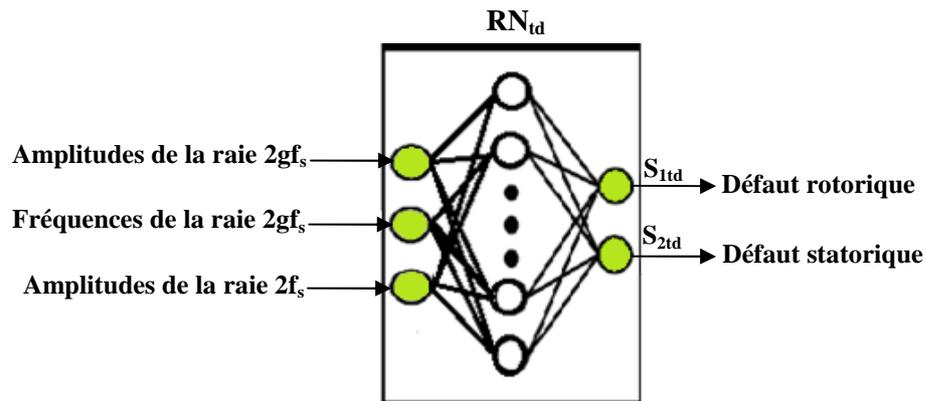


Figure 3.15: Schéma bloc du RN_{td} dédié au diagnostic des défauts

3.3.3. Acquisition des données (base d'apprentissage)

Pour construire un modèle non paramétrique (RN_{td}) on doit construire une base de données très riches, qui possède beaucoup d'informations sur les défauts. Pour réaliser cette tâche on procède d'utiliser un algorithme d'apprentissage comme suit (figure 3.16):

- 10 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement sain de la machine opérant pour divers valeurs du couple de charge: $C_r = 10\%$, 30% , 50% , 70% , et 100% de la charge nominale,
- 20 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement avec défauts rotorique d'une et de deux barres pour divers valeurs du couple de charge: $C_r = 10\%$, 30% , 50% , 70% , et 100% de la charge nominale,
- 40 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement avec défauts statorique de type court circuit entre spires de la phase a_s (1, 4, 10, 20 spires) pour divers valeurs du couple de charge: $C_r = 10\%$, 30% , 50% , 70% , et 100% de la charge nominale,
- 60 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement avec défaut mixte (statorique/rotorique simultané) pour divers valeurs du couple de charge: $C_r = 10\%$, 30% , 50% , 70% et 100% de la charge nominale pour :

- une barre cassée et une spire en court circuit;
- une barre cassée et 4 spires en court circuit;
- une barre cassée et 10 spires en court circuit;
- deux barres cassées et une spire en court circuit;
- deux barres cassées et 4 spires en court circuit;
- deux barres cassées et 10 spires en court circuit,

Pour chaque type de défaut on lui associe un code, c'est-à-dire pour chaque type de défaut sera lui attribué deux neurones en sortie:

- (0 0) pour le cas de la machine saine;
- (1 0) pour le cas de la machine avec défaut rotorique;
- (0 1) pour le cas de la machine avec défaut statorique;
- (1 1) pour le cas de la machine avec défaut mixte (statorique/ rotorique).

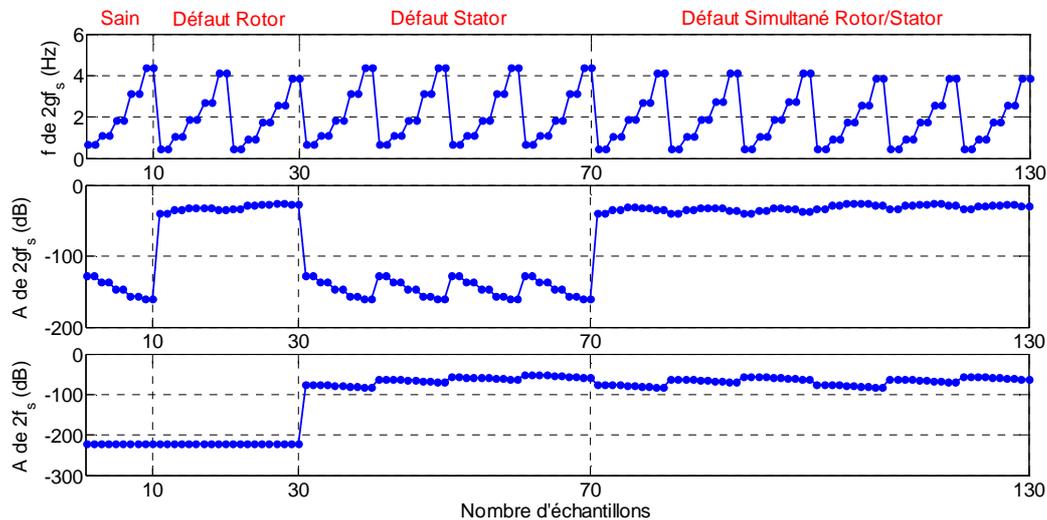


Figure 3.16: Les entrées de l'apprentissage du RN_{id}

3.3.4. Résultats de l'apprentissage

Les meilleures performances d'apprentissage sont obtenus à travers un bon choix de la structure du réseau de neurones après plusieurs test d'apprentissage, le réseau obtenu est caractérisée par une architecture simple comportant une couche d'entrée (rétine), une couche de sortie pour la décision et une couche cachée composée de trois neurone dont la fonction de transfert est de type sigmoïde et de type linéaire pour le neurone de la couche de sortie.

Les performances d'apprentissage du réseau de neurones utilisée sont évaluées à travers l'erreur quadratique moyenne (EQM). Pour notre cas le RN_{id} atteint une valeur de $4.13 \cdot 10^{-20}$ après 28 itérations (figure 3.17).

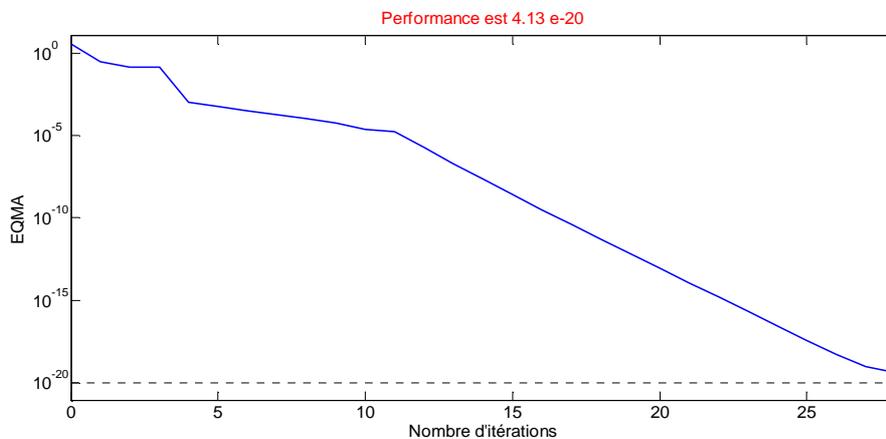


Figure 3.17: Performance du RN_{id}

La figure (3.18) illustre les sorties et les erreurs d'apprentissage du RN_{td} où on remarque que l'erreur d'apprentissage est presque nulle, elle est de l'ordre de 10^{-9} , ce qui explique le bon apprentissage du réseau.

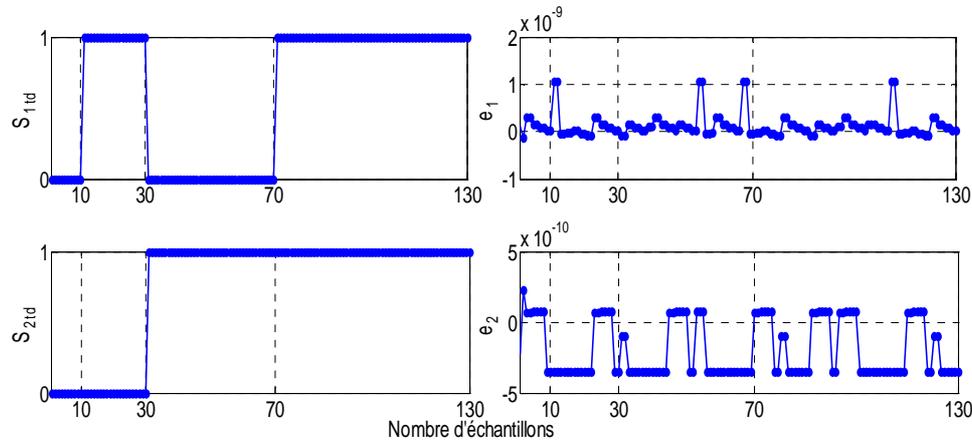


Figure 3.18: Sorties et erreurs de l'apprentissage du RN_{td}

3.3.5. Tests du RN_{td} pour la détection de défaut

Une fois que le réseau de neurones est construit pour un apprentissage satisfaisant, on passe à l'étape de test de la capacité du réseau à reconnaître des situations quelconques non appris dans la base de données.

a) Test du RN_{td} avec défaut rotorique

Pour tester le comportement du réseau de neurones pour le cas d'une machine présentant un défaut de type cassure de barre rotorique, on prend comme une base de données non existante dans la phase d'apprentissage. La procédure est effectuée de la manière suivante:

- 4 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement sain de la machine opérant pour divers valeurs du couple de charge: $C_r = 20\%$, 40% , 60% , et 80% de la charge nominale;
- 4 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement avec défauts rotorique d'une barre pour divers valeurs du couple de charge: $C_r = 20\%$, 40% , 60% , et 80% de la charge nominale;
- 4 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement avec défauts rotorique de deux barres pour divers valeurs du couple de charge: $C_r = 20\%$, 40% , 60% , et 80% de la charge nominale.

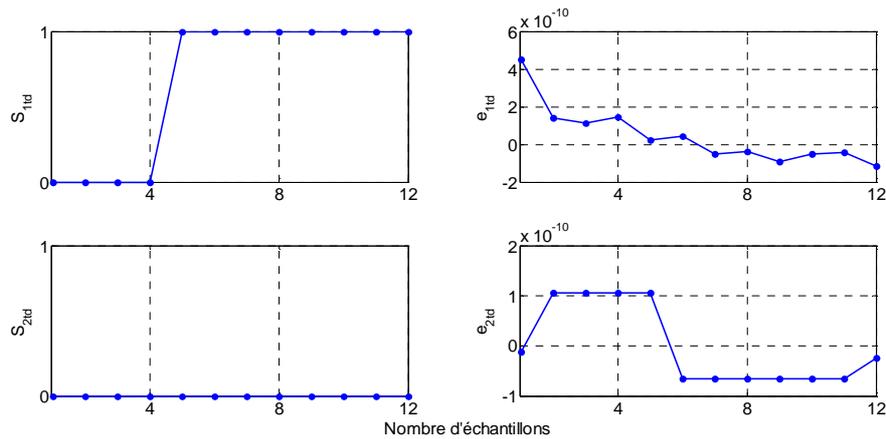


Figure 3.19: Test des sorties du RN_{id} en présence de défauts rotorique

L'analyse des résultats des tests (figure 3.19), montre que les sorties de réseau de neurones évoluent conformément aux sorties désirées préétablies auparavant.

b) Test du RN_{id} avec défaut statorique

Dans ce cas, on considère la machine avec défaut statorique de type court circuit entre spires, la procédure du test est réalisée comme suit:

- 3 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement sain de la machine opérant pour divers valeurs du couple de charge: $C_r = 20\%$, 40% , et 80% de la charge nominale;
- 9 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement avec défauts statorique de type court circuit entre spires de la phase a_s pour divers valeurs du couple de charge: $C_r = 10\%$, 30% , 50% , 70% et 100% de la charge nominale pour :
 - 3 spires en court circuit;
 - 7 spires en court circuit;
 - 15 spires en court circuit.

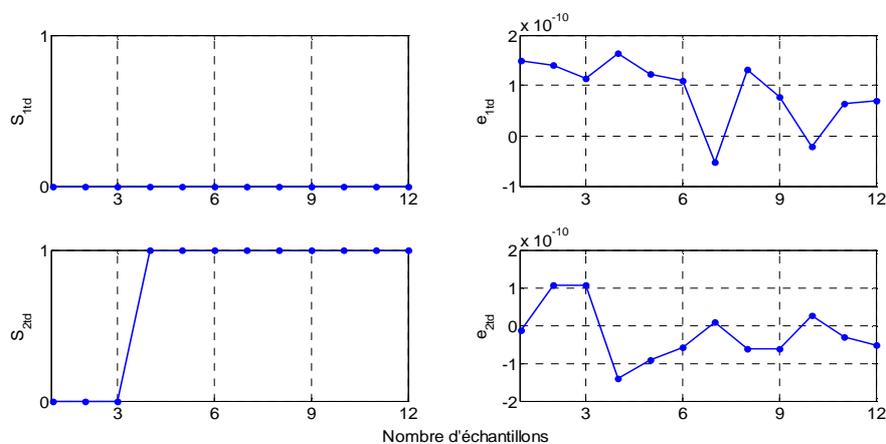


Figure 3.20: Test des sorties du RN_{id} en présence de défauts statorique

La figure (3.20) illustre les sorties et les erreurs du RN_{td} pour une machine avec un défaut statorique de type court-circuit entre spires, où on remarque que les sorties S_{1td} , S_{2td} indiquent respectivement les valeurs (0 0) pour une machine dans le cas saine et les valeurs (0 1) dans le cas d'un défaut statorique.

c) Test du RN_{td} avec défaut mixte (statorique/rotorique)

Dans ce cas, on considère un défaut simultané de type cassure des barres rotorique et court circuit entre spires dans l'enroulement statorique, la procédure du test est effectuée de la manière suivante:

- 2 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement sain de la machine opérant pour divers valeurs du couple de charge: $C_r=20\%$, et 60% de la charge nominale;

- 8 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement avec défaut mixte (statorique/rotorique simultané) pour divers valeurs du couple de charge: $C_r=20\%$ et 60% de la charge nominale pour :

- une barre cassée et 3 spires en court circuit;
- une barre cassée et 7 spires en court circuit;
- deux barres cassées et 2 spires en court circuit;
- deux barres cassées et 5 spires en court circuit.

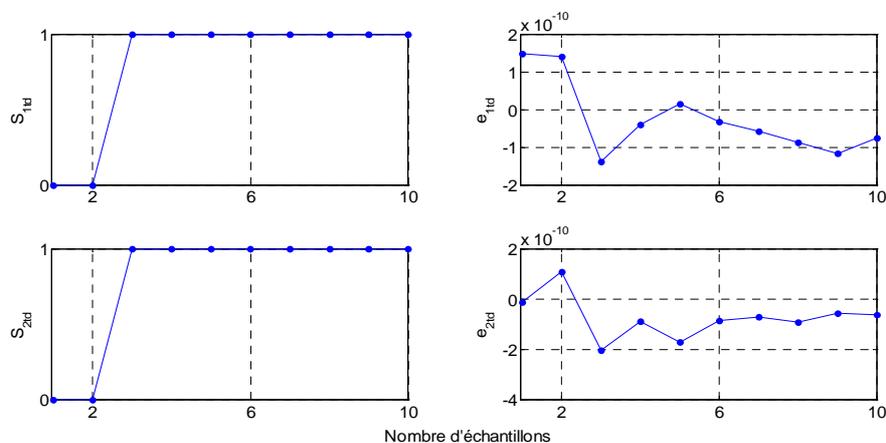


Figure 3.21: Test des sorties du RN_{td} en présence de défaut mixte (stator/rotor)

Les résultats du test du RN_{td} sont illustrés sur la figure (3.21), où on remarque que les sorties du RN_{td} prennent des valeurs (0,0) pour le cas de la machine saine et (1,1) pour le cas de la machine avec un défaut simultané ou mixte avec des erreurs faibles entre les valeurs désirées et obtenues.

3.4. Diagnostic et localisation des défauts

Il est facile de prévoir au cours du fonctionnement de la machine asynchrone la présence d'un défaut de type court-circuit entre spires ou des barres cassées en utilisant des techniques avancées par RN, mais le problème de la localisation au niveau de quelle phase est le défaut y présent ou la détermination du nombre des barres cassées reste un problème délicat. La recherche d'une procédure de localisation est proposée dans cette étude en utilisant des indicateurs spécifique au niveau des entrées de classification et d'apprentissage des RN.

La figure (3.22) illustre l'architecture de système de surveillance proposée.

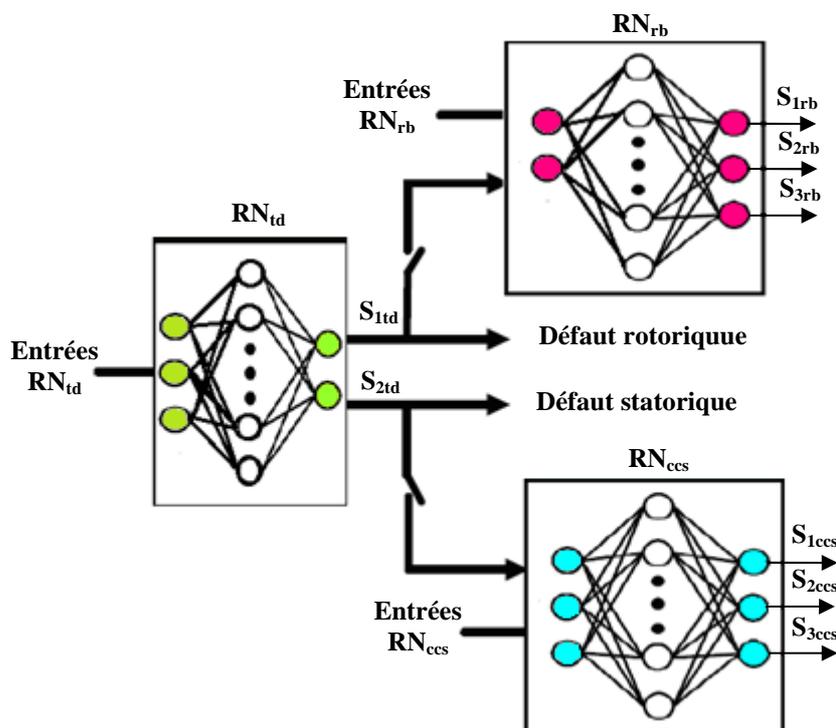


Figure 3.22: Architecture neuronale globale du système de détection et localisation des défauts

La procédure de localisation du défaut statorique de la machine asynchrone est effectuée en utilisant un bloc à base du réseau de neurones noté (RN_{ccs}) et pour la détection du nombre des barres cassés un autre bloc noté (RN_{rb}).

3.4.1. Cas d'un défaut statorique

3.4.1.1. Choix des variables d'entrées du RN_{ccs}

Le défaut de court circuit sur les trois phases statorique sont manifeste, les résultats de l'expertise effectuée dans notre travail a montré que les meilleures performances du diagnostic et de localisation de la phase en défaut de court circuit entre spires sont obtenues en utilisant comme paramètre représentatif de défaut l'énergie de la décomposition en ondelette. Selon notre étude menée [BES 15b], l'énergie de la décomposition d'ondelette est un bon paramètre

représentatif du défaut de discrimination de la phase affectée par le défaut de court circuit entre spires.

3.4.1.1.1. Diagnostic à partir d'analyse par des ondelettes

Avant l'application de la transformée en ondelettes discrète (TOD), on doit d'abord sélectionner le type de l'ondelette mère et le nombre de niveaux de décomposition.

- **Choix du type de l'ondelette mère**

L'ondelette Daubechies40 (db40) est utilisée souvent comme une ondelette mère car cette fonction d'échelle réduira au minimum le recouvrement entre les bandes de fréquence qui ne peut pas être évité [BOU 15].

- **Choix du nombre de niveaux de décomposition**

Le nombre approprié de niveaux de la décomposition (n_{LS}) dépend de la fréquence d'échantillonnage (f_e) du signal à analyser. Pour chacune des approches de diagnostic basées sur la décomposition en ondelettes, le nombre de niveau doit être choisi judicieusement afin de permettre aux signaux à niveau élevé (approximation et détails) de couvrir toute la gamme des fréquences le long desquelles la composante dûe aux défauts change pendant tous les régimes de fonctionnement.

À partir de la condition suivante, on peut calculer le nombre minimum de niveaux de décomposition nécessaire pour obtenir un signal d'approximation (a) de sorte que la limite supérieure de sa bande de fréquence associée soit sous ou au voisinage de la fréquence fondamentale :

$$2^{-(n_{LS}+1)} f_e < f \quad (3.4)$$

En effet, le niveau de décomposition du signal d'approximation qui inclut les harmoniques autour du fondamental, est le nombre entier ($n_{LS}+2$) exprimé par [GUA 08]:

$$n_{LS} = \text{int} \left(\frac{\log(f_e / f)}{\log(2)} \right) \quad (3.5)$$

Donc pour une fréquence d'échantillonnage de $f_e=10$ kHz, la fréquence d'alimentation $f=50$ Hz, le nombre de décomposition est:

$$n_{LS} = \text{int} \left(\frac{\log(10^4 / 50)}{\log(2)} \right) + 2 = 9 \text{ niveau} \quad (3.6)$$

Si on prend un nombre n_{LS} supérieur ou égal à 9, cela nous permet d'avoir une bonne interprétation de ce phénomène, puisque la variation de ces signaux reflète clairement l'évolution de l'harmonique associée aux défauts pendant le régime transitoire.

Le processus de décomposition peut être réitéré, avec des approximations successives étant décomposées alternativement, de sorte qu'un signal soit décomposé en beaucoup de composants de hautes résolutions. Ceci s'appelle l'arbre de décomposition en ondelettes. Puisque le processus d'analyse est itératif, dans la théorie il peut être continué indéfiniment. En réalité, la décomposition peut procéder seulement jusqu'à ce que les différents détails se composent d'un échantillon ou d'un pixel simple [TAL 14].

Le signal S' ($S' = (S'_1, S'_2 \dots S'_n)$) est un signal de temps discret pour être décomposé en ses versions approximatives et détaillées en utilisant l'analyse multi-résolution. Les premiers coefficients de décomposition sont a_1 et d_1 , où a_1 est la version approximative du signal original S' et d_1 est la représentation détaillée du signal original S' .

Les coefficients a_n et d_j sont calculés en utilisant l'algorithme de décomposition d'arbre laissant stockée l'information de base du signal fréquence aussi bien que les discontinuités.

Pour décomposer un signal dans la bande de fréquence entière, une décomposition en ondelettes peut être utilisée [TAL 14]:

$$\begin{aligned} f(d_j) &\in [2^{-(j+1)} f_e, 2^{-j} f_e] \\ f(a_n) &\in [0, 2^{-(n+1)} f_e] \end{aligned} \quad (3.7)$$

avec:

n : entier naturel,

d_j : ($j \in [1, n]$).

Le Tableau (3.1) indique les différentes bandes de fréquence obtenues par la décomposition en ondelettes discrète.

<i>Niveau de l'ondelette</i>	<i>Bande de fréquence</i>
Approximée 9	[0 9.765]Hz
Détail 9	[9.765 19.531]Hz
Détail 8	[19.531 39.062]Hz
Détail 7	[39.062 78.125]Hz
Détail 6	[78.125 156.25]Hz

Tableau 3.1: Bande des fréquences associées aux détails et approximées

Quand le défaut de court-circuit entre spires apparaît, l'information de défaut dans le signal du courant statorique est incluse dans chaque bande de fréquence résultante de la décomposition en ondelettes. En calculant l'énergie associée à chaque niveau ou à chaque nœud de décomposition, on peut construire un outil de diagnostic très efficace.

La valeur propre d'énergie de chaque bande de fréquence est définie par [BOU 11]:

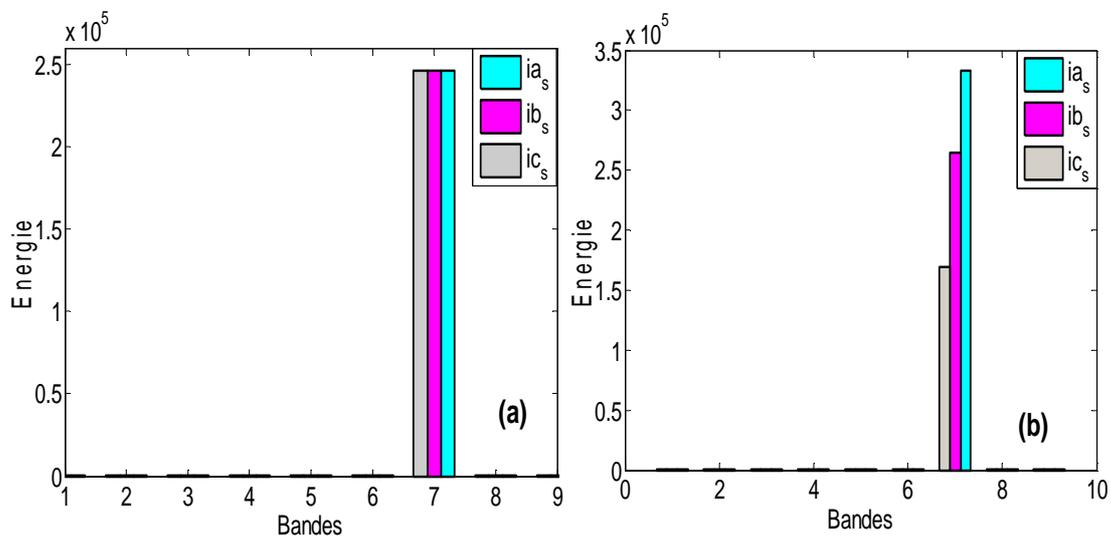
$$E_j = \sum_{k=1}^{k=n} D_{j,k}^2(n) \quad (3.8)$$

tel que j est le niveau de décomposition.

Les valeurs propres d'énergies des niveaux des décompositions contiennent l'information des signaux issus des capteurs du moteur asynchrone, le tracé de ces valeurs peut être utilisé pour diagnostiquer les défauts dans la machine et on peut également identifier le degré de défaut. La déviation de certaine valeur propre indique la sévérité du défaut.

3.4.1.1.1. Energie de la décomposition d'ondelette en présence d'un défaut statorique

La figure (3.23) montre la variation de l'énergie dans les bandes de fréquence de décomposition de l'ondelette multi niveaux pour le cas d'une machine saine et avec défaut de type court-circuit entre spires (3% sur la phase a_s , 3% sur la phase b_s et 3% sur la phase c_s). Le calcul de l'énergie emmagasinée dans chaque niveau de décomposition confirme l'augmentation observée dans les signaux de détail et d'approximation surtout dans le niveau 7.



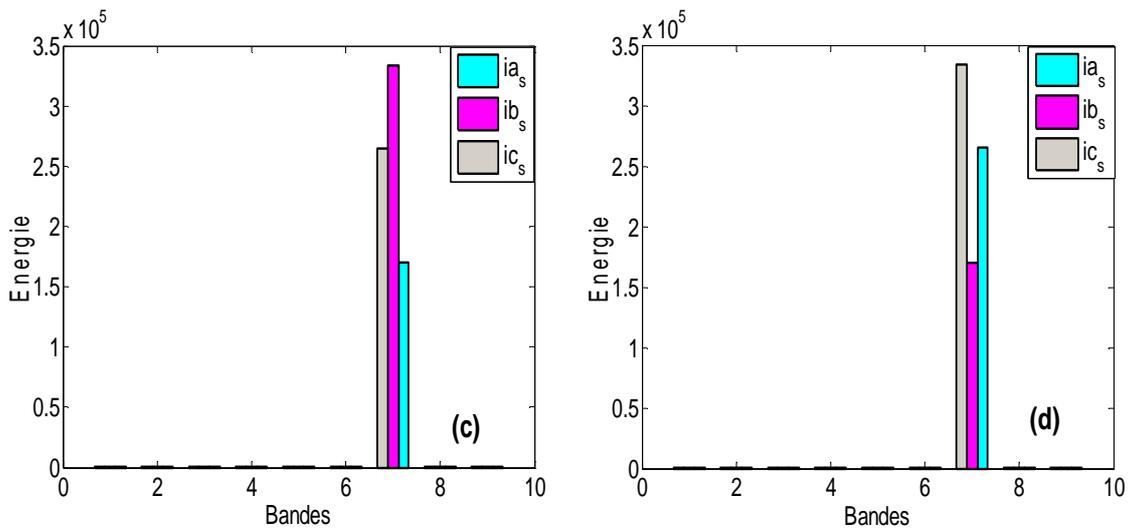
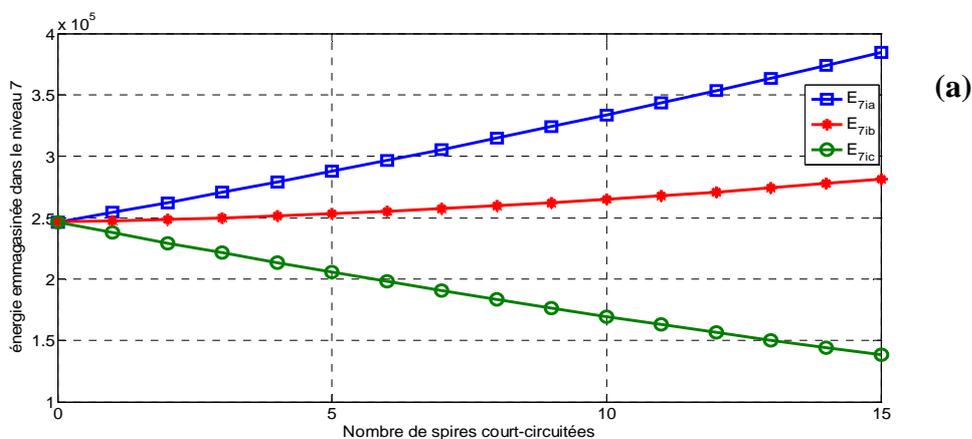


Figure 3.23: Variation de l'énergie dans les bandes de fréquence (db40)
 (a) Machine saine, (b) Machine avec défaut de court-circuit entre spires 3% sur la phase a_s ,
 (c) Machine avec défaut de court-circuit entre spires 3% sur la phase b_s ,
 (d) Machine avec défaut de court-circuit entre spires 3% sur la phase c_s

La figure (3.24) représente les caractéristiques de l'énergie emmagasinée dans le niveau 7 (E_{7ia} , E_{7ib} , E_{7ic}) pour des défauts sur les phases a_s (a), b_s (b) et c_s (c), en fonction du nombre de court-circuit entre spires (n) pour charge moyenne.

L'analyse de ces caractéristiques montre que:

- l'énergie emmagasinée dans le niveau 7 de la phase affectée par le défaut est la plus grande, elle est d'autant plus importante que le nombre de spires en court circuit est grand.
- L'effet de défaut de court circuit entre spires dans une phase ne provoque pas le croisement des énergies des autres phases considérées comme saines.



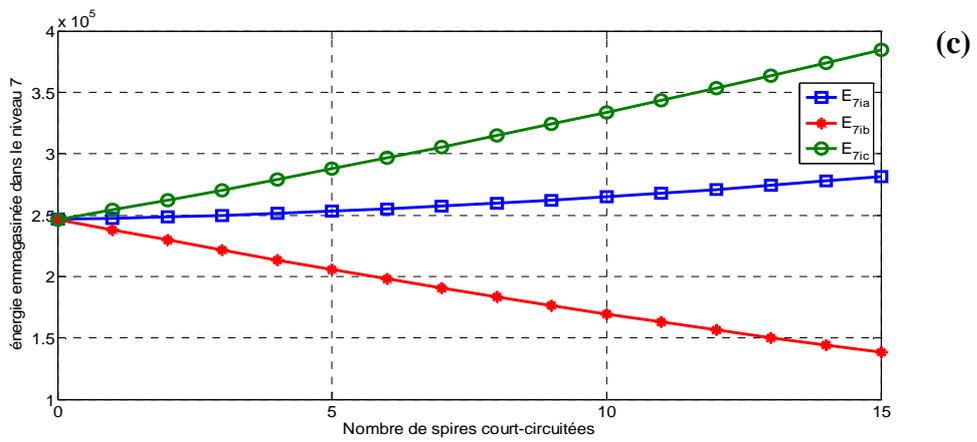
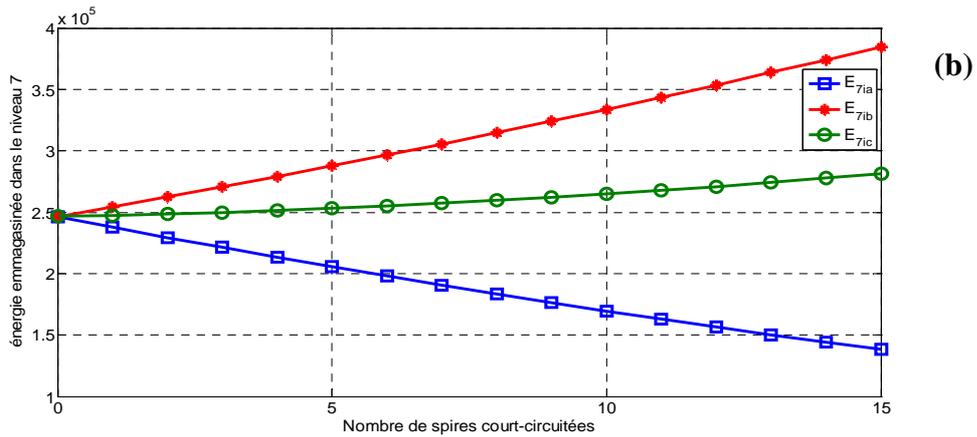
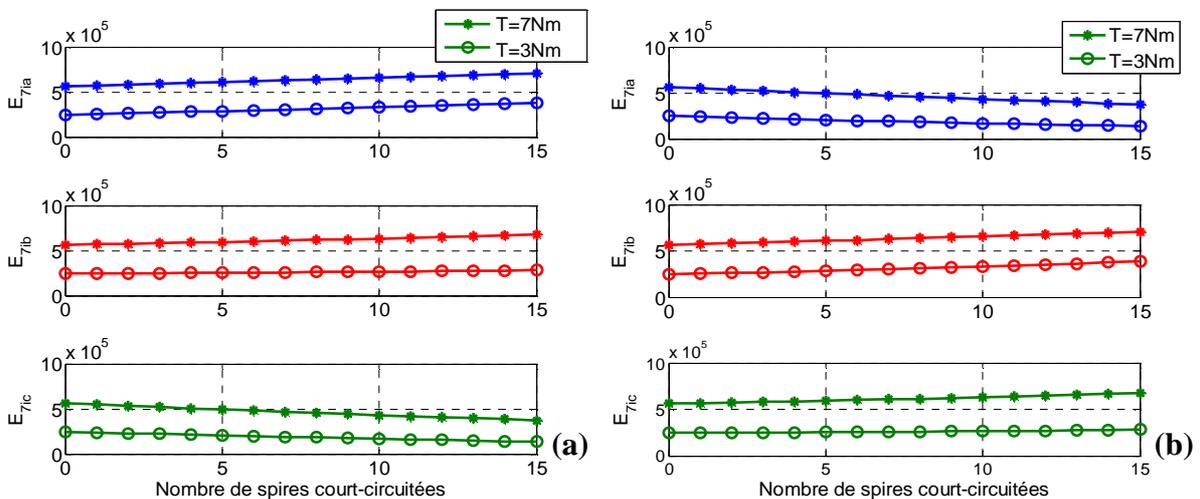


Figure 3.24: Evolution de l'énergie emmagasinée dans le niveau 7 en fonction des courts-circuits entre spires sur les phases: a) a_s , b) b_s , c) c_s

3.4.1.1.1.2. Etude de l'énergie de la décomposition d'ondelette en fonction de la charge

L'analyse est effectuée en considérant une machine fonctionnement à charges variables plus particulièrement pour deux types de charge: 50% et 100% de la charge nominal (figure 3.25). On constate qu'on faisant varier la charge, l'énergie emmagasinée dans le niveau 7 est parfaitement discriminante.



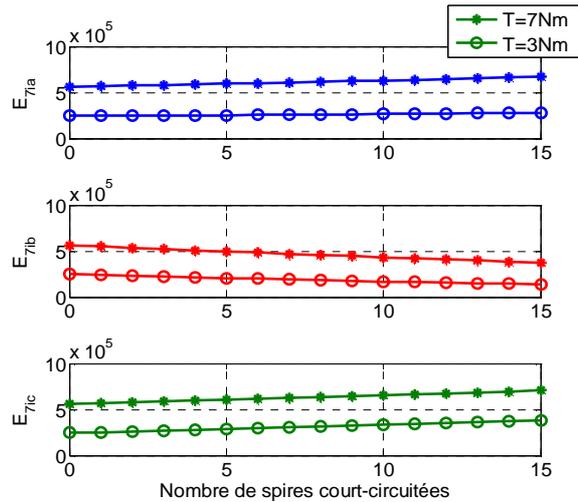


Figure 3.25: Comportement de l'énergie emmagasinée dans le niveau 7 en variant la charge avec court-circuit entre spires sur les phases a) a_s ; b) b_s ; c) c_s

L'étude de l'énergie emmagasinée dans le niveau 7 en fonction du défaut et de la charge a montré que les trois valeurs simultanées l'énergie emmagasinée dans le niveau 7 (E_{7ia} , E_{7ib} , E_{7ic}) peut être considérée comme signature de défaut efficace pour le diagnostic du défaut statorique du type court-circuit entre spires.

3.4.1.2. Acquisition des données (base d'apprentissage)

La procédure d'apprentissage du RN_{ccs} pour la détection du défaut de court circuit entre spires est formée en utilisant trois composantes (E_{7ia} , E_{7ib} , E_{7ic}) comme illustré sur la figure (3.26). Pour réaliser cette tâche on procède d'utiliser un algorithme d'apprentissage comme suit :

- 5 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement sain de la machine opérant pour divers valeurs du couple de charge: $C_r = 0\%$, 30%, 50%, 70%, et 100% de la charge nominale
- 40 échantillons pour chaque phase sont utilisés pour un fonctionnement avec défauts statorique de type court circuit entre spires (1, 3, 5, 9, 11, 13 et 15 spires) respectivement sur les phases a_s , b_s , et c_s pour divers valeurs du couple de charge: $C_r = 0\%$, 30%, 50%, 70%, et 100% de la charge nominale.

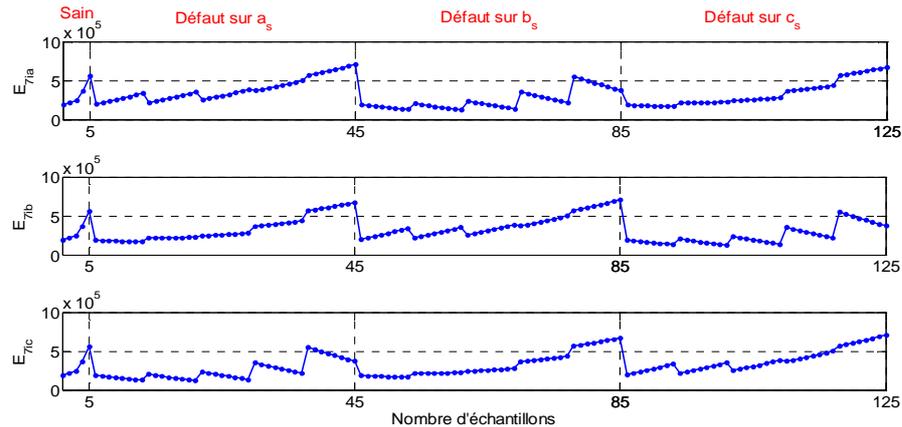


Figure 3.26: Les entrées de l'apprentissage du RN_{ccs}

L'ensemble des sorties désirées du RN_{ccs} considère que:

- (0 0 0) pour le cas de la machine saine,
- (1 0 0) pour le cas de la machine avec défaut de court-circuit entre spires sur la phase a_s ,
- (0 1 0) pour le cas de la machine avec défaut de court-circuit entre spires sur la phase b_s ,
- (0 0 1) pour le cas de la machine avec défaut de court-circuit entre spires sur la phase c_s .

3.4.1.3. Résultats de l'apprentissage

Le réseau choisi se compose de trois neurones d'entrées, d'une seule couche cachée de 3 neurones et de trois neurones de sorties. La fonction d'activation des neurones de la couche cachée est de type sigmoïde et de fonction linéaire pour le neurone de la couche de sortie.

L'algorithme d'apprentissage utilisé est de type rétropropagation du gradient. Les performances d'apprentissage sont représentées sur les figures (3.27 et 3.28).

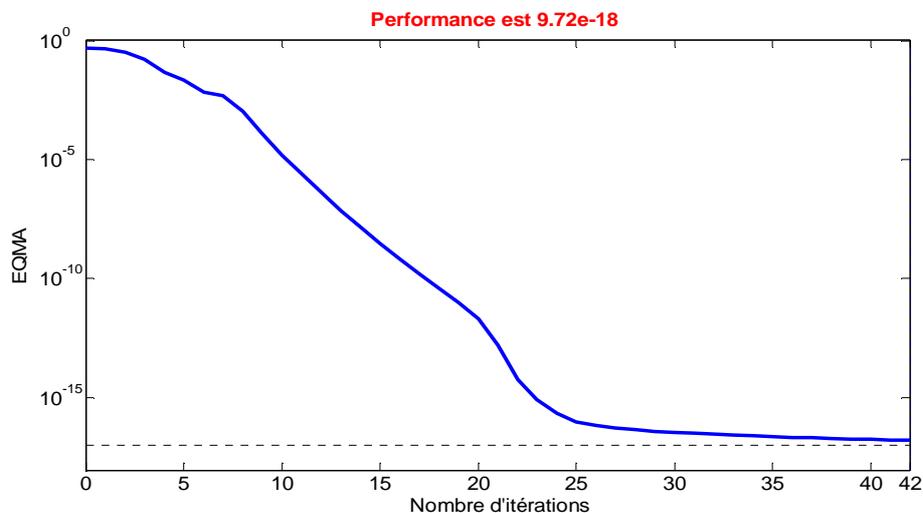


Figure 3.27: Performance du RN_{ccs}

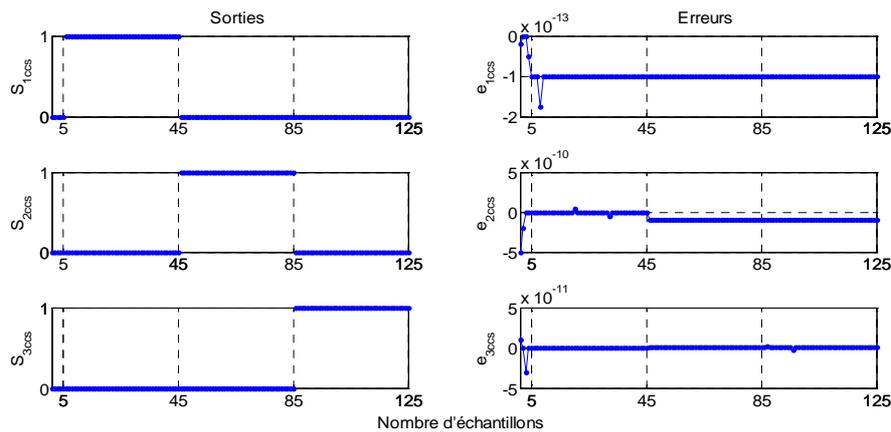


Figure 3.28: Sorties et erreurs de l'apprentissage du RN_{ccs}

Après 42 itérations, l'erreur quadratique moyenne (EQM) a atteint une valeur très faible ($9.72 \cdot 10^{-21}$). Le réseau a localisé la phase en défaut avec une bonne précision (figure 3.28).

3.4.1.4. Tests du RN_{ccs} pour la localisation de défaut

Pour évaluer la capacité de généralisation et les performances du réseau adopté, des tests sont effectués pour divers charges de la machine ($C_r=20\%$, 40% , 60% et 80% de la charge nominale) et l'algorithme opère comme suit:

- 4 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement sain de la machine ;
- 40 échantillons pour chaque phase sont utilisés pour un fonctionnement avec défauts statorique de type court circuit entre spires (2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18 et 20 spires) respectivement sur les phases a_s , b_s , et c_s .

Les résultats des tests sont représentés sur les figures (3.29, 3.30 et 3.31).

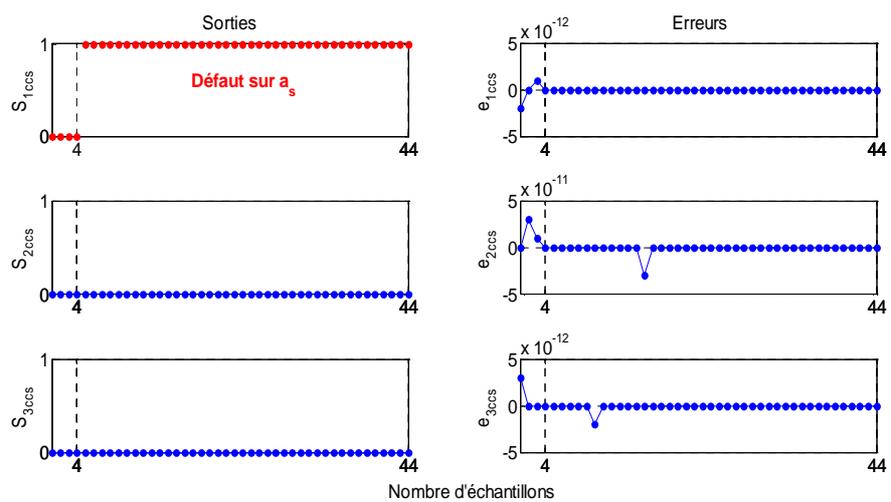


Figure 3.29: Test des sorties du RN_{ccs} en présence de défauts sur la phase a_s

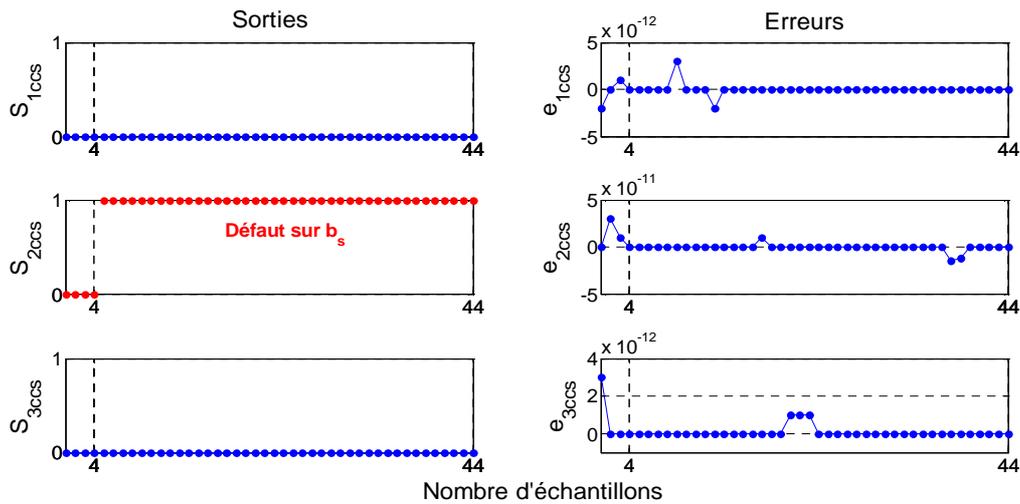


Figure 3.30: Test des sorties du RN_{ccs} en présence de défauts sur la phase b_s

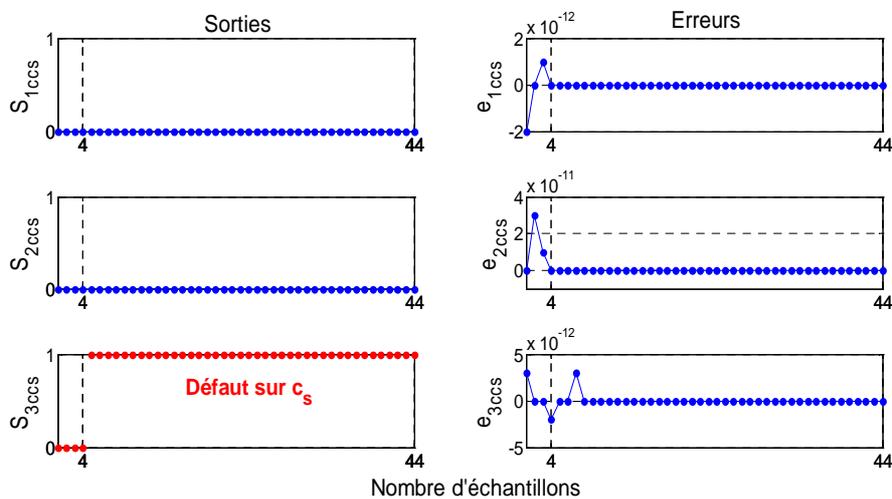


Figure 3.31: Test des sorties du RN_{ccs} en présence de défauts sur la phase c_s

On remarque que les sorties du RN_{ccs} indiquent les valeurs:

- (0, 0, 0) pour l'état sain de la machine,
- (1, 0, 0) pour un défaut de court-circuit entre spires sur la phase a_s ,
- (0, 1, 0) pour un défaut de court-circuit entre spires sur la phase b_s ,
- (0, 0, 1) pour un défaut de court-circuit entre spires sur la phase c_s .

Ainsi que les erreurs de sortie données par RN_{ccs} sont considérées de l'ordre de 10^{-12} .

3.4.2. Cas d'un défaut rotorique

3.4.2.1. Choix des variables d'entrées de RN_{rb}

Sur la base d'observations effectuées sur les spectres de l'enveloppe du courant statorique de données précédemment (2.3.2.c), on a construit une base de données contenant les amplitudes et les fréquences des raies située à $2.g.f_s$ liés au défaut rotorique augmentent sous l'effet de l'accroissement de la charge et celui de l'évolution du nombre de barres cassées. Ceci

nous a poussés à construire une base de données contenant les amplitudes et les fréquences relatives au défaut rotorique ($2.g.f_s$) pour les l'état sains et avec défaut de rupture de barres [BES 15a].

3.4.2.2. Acquisition des données (base d'apprentissage)

Pour construire un modèle non paramétrique (RN_{rb}) on doit construire une base de données très riches, qui possède beaucoup d'informations sur le défaut. Pour réaliser cette tâche on procède d'utiliser un algorithme d'apprentissage comme suit (figure 3.32):

- 15 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement sain de la machine opérant pour divers valeurs du couple de charge: $C_r = 10\%$, 30% , 50% , 70% et 100% de la charge nominale;
- 15 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement avec défauts rotorique d'une barre pour divers valeurs du couple de charge: $C_r = 10\%$, 30% , 50% , 70% et 100% de la charge nominale;
- 15 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement avec défauts rotorique de deux barres pour divers valeurs du couple de charge: $C_r = 10\%$, 30% , 50% , 70% et 100% de la charge nominale.

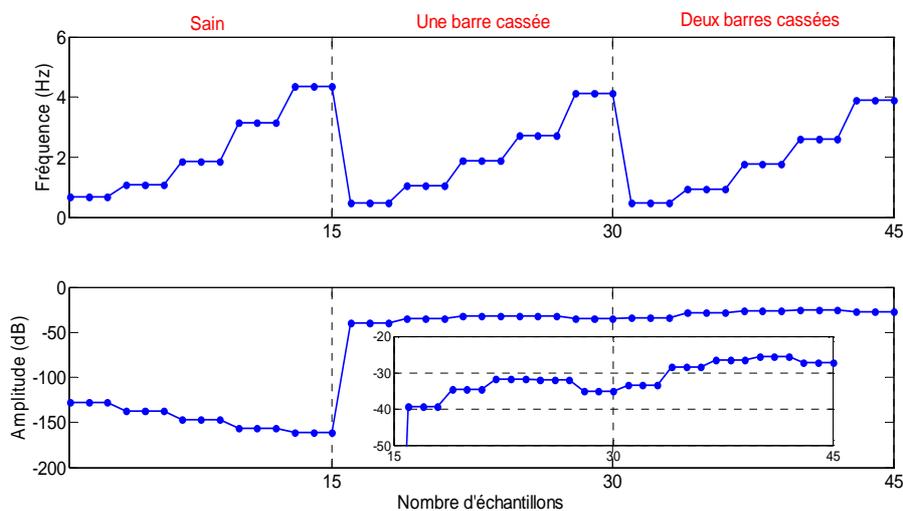


Figure 3.32: Les entrées de l'apprentissage du RN_{rb}

L'ensemble des sorties désirées du RN_{rb} sont les suivants:

- (1 0 0) pour le cas de la machine saine,
- (0 1 0) pour le cas de la machine avec une barre cassé,
- (0 0 1) pour le cas de la machine avec deux barres cassées.

3.4.2.3. Résultats de l'apprentissage

Le réseau RN_{rb} utilisé est de réseau multi couches, comportant deux neurones d'entrées, une couche caché de trois neurones et trois neurones de sorties. La fonction d'activation des neurones de la couche cachée est de type sigmoïde et de type linéaire pour les neurones de la couche de sortie.

Le réseau sélectionné est entraîné par l'algorithme de rétro propagation. L'évolution de l'EQM a atteint une valeur de $2.86 \cdot 10^{-15}$ après 50 itérations (figure 3.33).

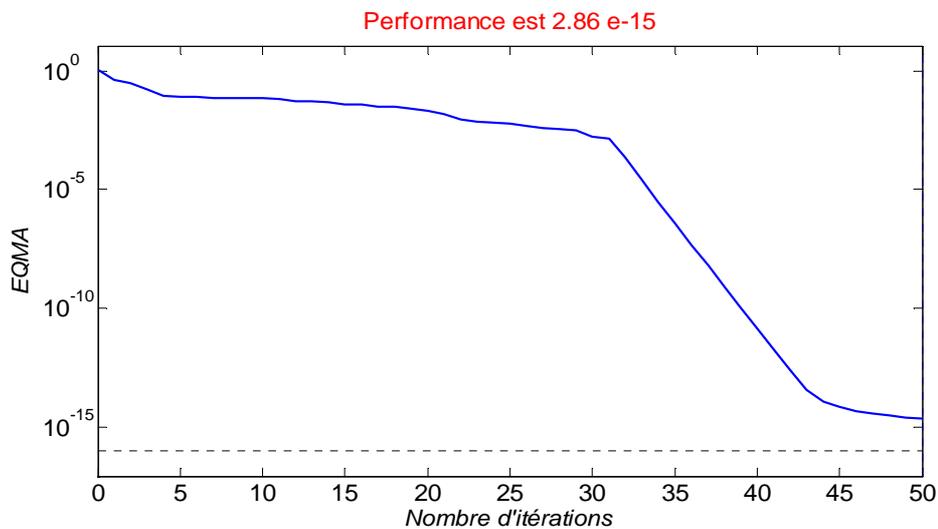


Figure 3.33: Performance du RN_{rb}

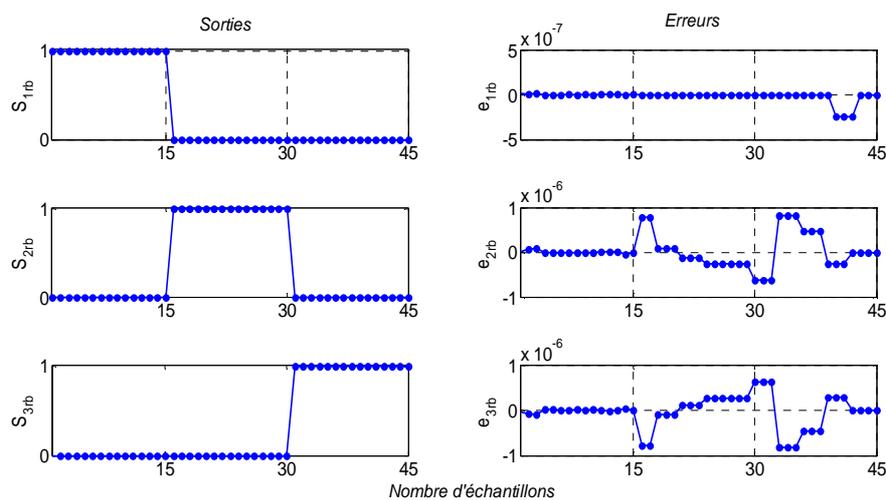


Figure 3.34: Sorties et erreurs de l'apprentissage du réseau RN_{rb}

Les sorties ainsi que les erreurs d'apprentissage du réseau sont illustrées sur la figure (3.34). On remarque que l'erreur d'apprentissage est presque nulle, elle est de l'ordre de 10^{-6} , ce qui prouve que le réseau a bien appris les séquences de défaut.

3.4.2.4. Tests du réseau RN_{rb}

Pour évaluer la capacité de généralisation et les performances du réseau adopté, des tests sont effectués pour divers charges de la machine ($C_r=20\%$, 40% , 60% et 80% de la charge nominale) et l'algorithme opère comme suit:

- 12 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement sain de la machine;
- 12 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement avec défauts rotorique d'une barre;
- 12 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement avec défauts rotorique de deux barres.

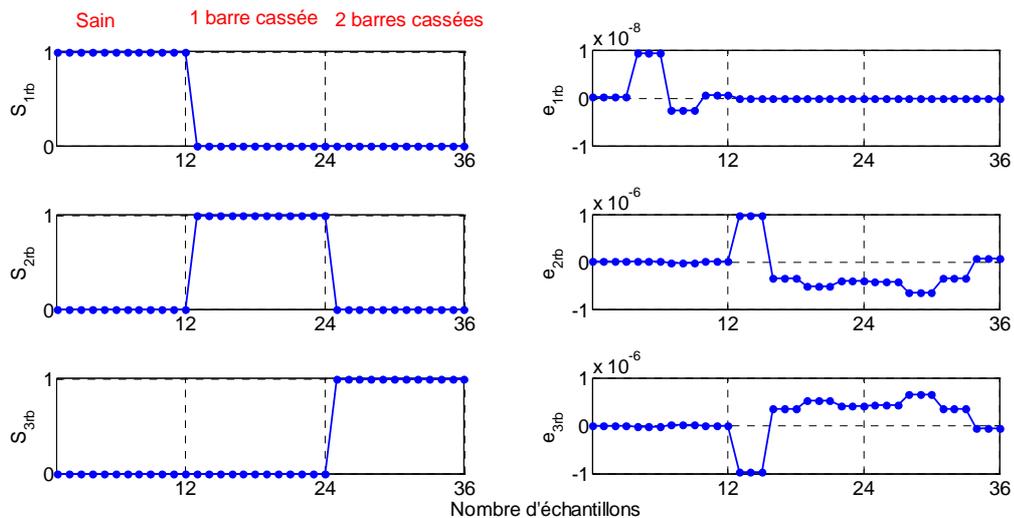


Figure 3.35: Test des sorties du RN_{rb}

La figure (3.35) représente les performances de l'ensemble de test du RN_{rb} . On observe que le réseau RN_{rb} affiche à ses sorties:

- (1 0 0) pour le cas de la machine saine,
- (0 1 0) pour le cas de la machine avec une barre cassé,
- (0 0 1) pour le cas de la machine avec deux barres cassés,

Avec une bonne précision pour chaque cas.

3.5. Système de diagnostic globale à base RN

La conception d'un système générale de diagnostic de défaut et de localisation en cas de défaut de court circuit entre spires ainsi que le nombre des barres cassées en cas de défaut rotorique est effectué à travers les blocs RN_{td} , RN_{ccs} , RN_{rb} . Ce système est composé de 8 entrées et 8 sorties.

L'efficacité de l'algorithme générale est testée pour divers cas (3 échantillons pour chaque cas) comme illustré sur le tableau 3.2:

Stator	Rotor	Cr (%)	S _{1td}	S _{2td}	S _{1rb}	S _{2rb}	S _{3rb}	S _{1ccs}	S _{2ccs}	S _{3ccs}
Sain	Sain	40, 60,80	0	0	1	0	0	0	0	0
Sain	1 barre	20, 60,80	1	0	0	1	0	0	0	0
Phase a _s (4 spires en cc)	Sain	20, 40,80	0	1	1	0	0	1	0	0
Phase a _s (4 spires en cc)	1 barre	40, 60,80	1	1	0	1	0	1	0	0
Phase b _s (8 spires en cc)	1 barre	20, 60,80	1	1	0	1	0	0	1	0
Phase c _s (10 spires en cc)	2 barres	20, 40,60	1	1	0	0	1	0	0	1

Tableau 3.2: Tests des états de la machine et les sorties correspondantes du système de diagnostic et de localisation des défauts.

Les résultats des tests sont illustrés sur la figure 3.38.

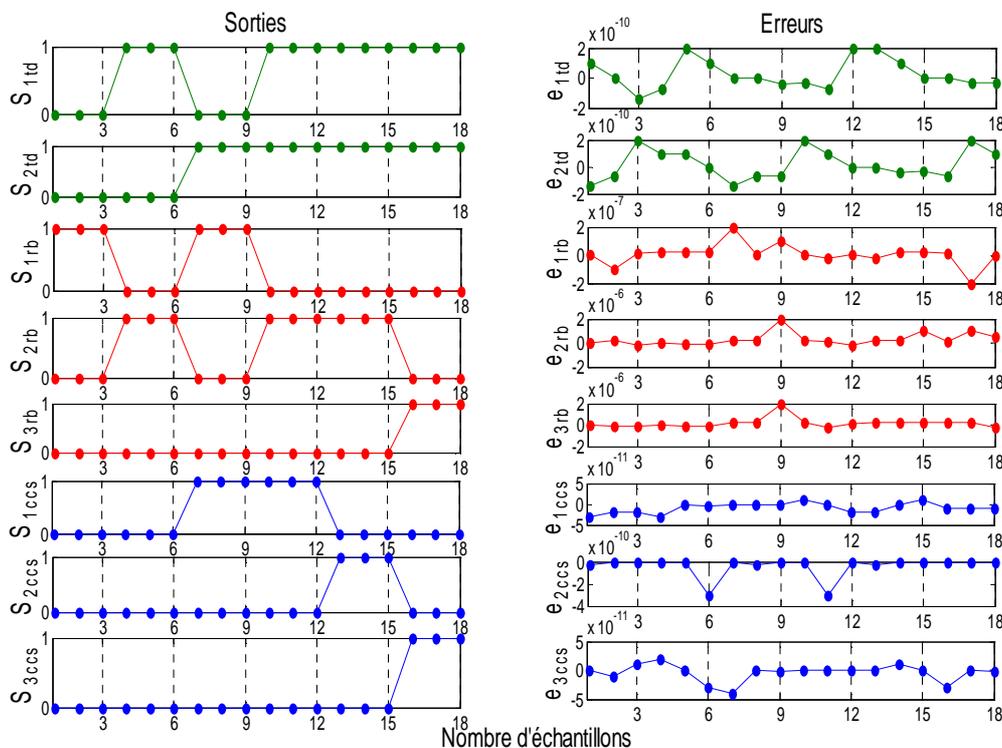


Figure 3.36: Test des sorties du système de diagnostic et de localisation des défauts de la machine asynchrone

On remarque que les erreurs des sorties sont faible pour les trois réseaux de neurones (RN_{td}, RN_{rb}, RN_{ccs}) ceci montre l'efficacité du système de diagnostic proposé.

3.6. Conclusion

Dans ce chapitre, un système automatique de diagnostic et de localisation des défauts de la machine asynchrone est proposé, il est basé sur l'utilisation des outils avancés à base des réseaux de neurones. Les défauts qui peuvent être détectés sont les défauts statoriques du

type court-circuit entre spires, les défauts rotoriques du type rupture de barres au rotor et les défauts mixtes (statorique/rotorique). La détection des défauts est réalisée en tenant compte de la variation de la charge de la machine asynchrone. Cela montre que le meilleur choix de l'indicateur approprié de défaut est de trouver les paramètres qui fournissent la plupart d'information sur l'état du système.

Le travail présenté dans ce chapitre a mis en évidence l'efficacité des RN du type MLP dans le domaine de diagnostic de la machine asynchrone. L'automatisation de la détection et la classification des défauts de la machine asynchrone par le biais de la technique basée sur les MANFIS (Multi Adaptive Fuzzy Inference System) fera l'objet du chapitre suivant.

Chapitre IV
Diagnostic des Défauts de la Machine
Asynchrone par une Approche Neuro-Floue

4.1. Introduction

Le système ANFIS (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System) est un réseau adaptatif proposé par Jang en 1993 [JAN 93]. Il est considéré comme un réseau de neurones non bouclé dans lequel chaque couche est un composant d'un système flou. Cependant, ANFIS est approprié pour les systèmes de sortie unique. Pour un système avec sortie multiples, plusieurs ANFIS seront placés côte à côte pour produire un ANFIS multiple (MANFIS), le nombre requis dépend de l'ANFIS et du nombre de sorties. De ce fait, les MANFIS ont pu trouver un succès escompté pour répondre à beaucoup de problèmes existants dans plusieurs domaines tels que la reconnaissance de formes (images ou signaux), le contrôle des processus, la compréhension du langage et dans le diagnostic de défauts des machines électriques tournantes. En conséquence, dans ce chapitre, on propose l'utilisation d'une technique avancée basée sur les MANFIS pour automatiser la détection et la localisation de défauts d'une machine asynchrone.

4.2. Architecture de l'ANFIS

L'ANFIS est un système d'inférence adaptatif neuro-flou qui consiste à utiliser un réseau de neurone de type MLP à 5 couches, chaque couche correspond à l'achèvement d'une étape du système d'inférence floue de type Takagi Sugeno. Pour des raisons de simplicité, on suppose que le système d'inférence flou est constitué seulement de deux entrées x_1 et x_2 et une sortie y dont la base de règle contient deux règles floues de type Takagi-Sugeno.

Règle 1 :

$$\text{Si } x_1 \text{ est } A_1 \text{ et } x_2 \text{ est } B_1 \text{ Alors } y_1 = f_1(x_1, x_2) = p_1 x + q_1 y + r_1 \quad (4.1)$$

Règle 2 :

$$\text{Si } x_1 \text{ est } A_2 \text{ et } x_2 \text{ est } B_2 \text{ Alors } y_2 = f_2(x_1, x_2) = p_2 x + q_2 y + r_2 \quad (4.2)$$

Où : x_1 et x_2 sont les variables d'entrée. A_1, A_2, B_1 et B_2 les ensembles flous. y_i : les sorties de chaque règle p_i, q_i et r_i sont des paramètres du conséquent de la règle i déterminés pendant le processus d'apprentissage.

Le système hybride neuro-flou de type ANFIS se compose de cinq couches où les nœuds adaptatifs sont situés à la première et la quatrième couche (figure 1.4).

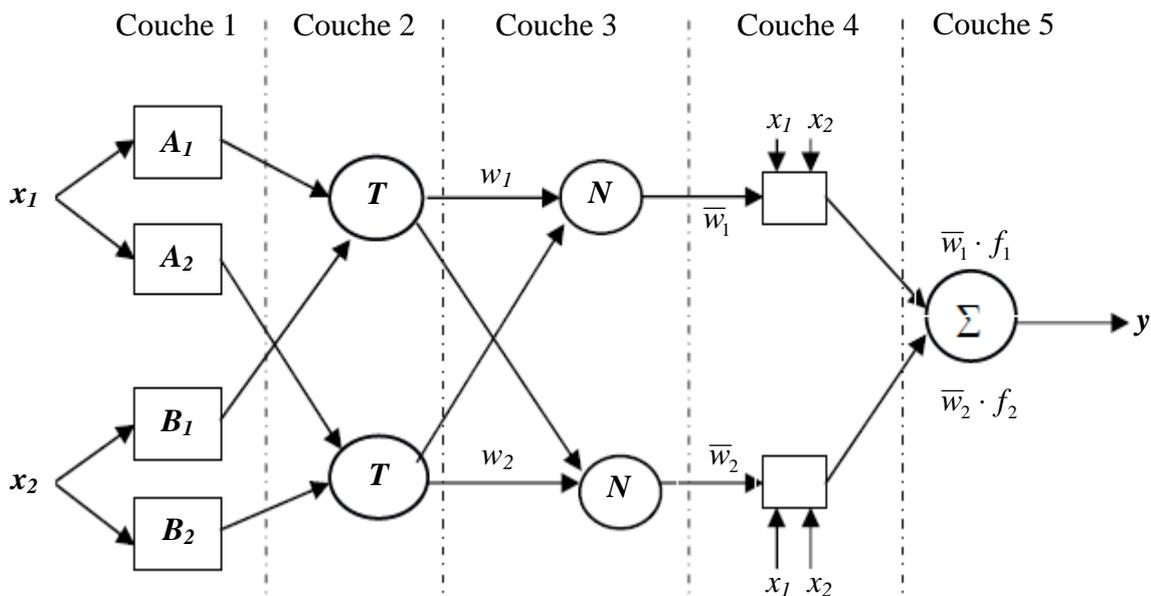


Figure 4.1: Architecture standard de l'ANFIS

L'architecture d'ANFIS qui peut représenter la base des règles est constituée d'un réseau adaptatif contenant des nœuds fixes (circulaires) et des nœuds adaptatifs (carrée). L'architecture de l'ANFIS contient deux couches adaptatives:

- La première couche présente trois paramètres modifiables (a_i, b_i, c_i) liées aux fonctions d'appartenances des entrées, appelés paramètres des prémisses,
- La quatrième couche contient également trois paramètres modifiables (p_i, q_i, r_i) appelés paramètres conséquents (conclusion).

Les fonctions réalisées par chaque couche du réseau neuro-flou:

- **Couche 1:** Les nœuds de cette couche sont des nœuds adaptatifs permettant la fuzzification des entrées c'est-à-dire qu'elle détermine les degrés d'appartenance de chaque entrée. Ces degrés sont donnés par:

$$\begin{cases} O_i^1 = \mu_{A_i}(x) & i = 1, 2 \\ O_i^1 = \mu_{B_i}(x) & i = 1, 2 \end{cases} \tag{4.3}$$

x_1, x_2 : sont les entrées des nœuds (1, 2) et (3, 4) respectivement.

A_i, B_i : Les termes linguistiques associés aux fonctions d'appartenance $\mu_{A_i}(x)$ et $\mu_{B_i}(x)$.

Les sorties O_i^1 de la première couche représentent donc les degrés d'appartenance des variables d'entrée aux ensemble flous. Dans le modèle de Jang, les fonctions d'appartenance sont des fonctions gaussiennes continues et dérivables avec les paramètres (a_i, b_i, c_i), données par:

$$\mu_{A_i}(x) \text{ et } \mu_{B_i}(y) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x_i - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^{b_i}} \quad (4.4)$$

- **Couche2** : Les nœuds de cette couche sont des nœuds fixes. Ils reçoivent les signaux de sortie de la couche précédente et envoient leur produit en sortie.

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) \quad \text{pour } i = 1, 2 \quad (4.5)$$

- **Couche3**: Chaque neurone dans cette couche effectuée le calcul du degré de vérité normalisé d'une règle floue donnée par:

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad \text{pour } i = 1, 2 \quad (4.6)$$

Chaque nœud i de cette couche est un nœud circulaire appelé N . La sortie du nœud i est le degré d'activation normalisé de la règle i .

- **Couche4**: Les nœuds dans cette couche sont de type adaptatif. Chacun de ces nœuds est relié à un neurone de normalisation correspondant aux entrées initiales du réseau.

La sortie d'un nœud i est donnée par:

$$O_i^4 = \bar{w}_i \times f_i = \bar{w}_i(p_i x + q_i y + r_i) \quad \text{pour } i = 1, 2 \quad (4.7)$$

Les paramètres (p_i, q_i, r_i) sont des paramètres de sortie de la règle i .

- **Couche5**: Cette couche comprend un seul neurone circulaire qui effectue la somme des signaux provenant de la couche précédente pour donner la sortie finale du réseau:

$$O_i^5 = f = \sum_i \bar{w}_i \times f_i \quad \text{pour } i = 1, 2 \quad (4.8)$$

La généralisation du réseau à un système à plusieurs entrées ne pose aucun problème, le nombre de nœuds dans la première couche est toujours égale au nombre total de termes linguistiques définis.

4.3. Apprentissage de l'ANFIS

Dans les grandes lignes de la phase de l'apprentissage sera effectuée la correction des paramètres prémisses et conséquents du réseau dans le but de généraliser la fonction de transfert considérée inconnue a priori entre les entrées et la sortie du réseau.

La tâche d'apprentissage de l'ANFIS proposée par Jang [JAN 93] repose sur utilisation d'un algorithme d'apprentissage hybride à base de l'algorithme d'apprentissage de rétro-

Conclusion Générale

Conclusion Générale

Ce travail entre dans le cadre du diagnostic automatique des défauts d'une machine asynchrone en utilisant des techniques avancées à base des RN et MANFIS. Deux types de défauts sont considérés au cours de cette étude à savoir le défaut statorique (court circuit entre spires) et rotorique (cassure des barres).

En générale, le bon fonctionnement d'une telle approche de diagnostic nécessite une bonne connaissance du système, cette connaissance se traduit par la disponibilité d'une base de données importante et significative issu d'un certain expertise théorique et expérimentale. Ainsi pour mener cette étude, un modèle de simulation de la machine étudiée (machine asynchrone) à l'état sain et tenant compte des défauts (statorique, rotorique et défaut mixte stator/rotor) est utilisé.

En effet, l'examen des résultats d'une analyse de l'impact de chaque défaut sur les variables de la machine a permis de choisir la ou les variables adéquates qui indiquent au mieux l'apparition des deux défauts au sein de la machine.

Le choix de l'analyse du courant statorique de la machine comme étant un paramètre sur le quel on se base considéré comme indicateur efficace du défaut statorique, rotorique et simultané stator/rotor pour effectuer l'opération de la détection et de diagnostic par les techniques avancées à savoir les réseaux neurones et MANFIS. Les résultats trouvés ont montré que les trois valeurs de l'énergie emmagasinée dans l'ondelette sont des indicateurs robustes du défaut de court-circuit entre spires d'une même phase statorique, et les indicateurs de défaut rotorique sont, l'amplitude et la fréquence de la raie du spectre de l'enveloppe du courant statorique. Ces deux paramètres sont des indicateurs sensibles au défaut dans le sens où ils représentent l'ampleur du défaut et les conditions de charge de la machine.

L'exploitation des indicateurs des défauts et les techniques avancées ont permis d'élaborer ou d'avoir un système de surveillance automatique et robuste. Le système a pour objectif de détecter, localiser et identifier les défauts internes au niveau du stator et du rotor de la machine asynchrone à cage d'écureuil en utilisant les RN et MANFIS.

Lors de l'élaboration du system, l'accent est faite sur la partie détection, vu son importance. La mise en place d'un tel système de surveillance nécessite une détection efficace et fiable afin d'éviter les fausses alarmes qui peuvent conduire à un arrêt inutile de la production.

Enfin, une étude comparative entre la technique des RN et MANFIS pour la détection et le diagnostic automatique des défauts de la machine asynchrone a été effectuée. Les résultats obtenus ont montré l'efficacité de l'application de la technique des MANFIS à la détection et au diagnostic automatique de défaut de la machine asynchrone à cage d'écureuil par rapport au RN.

Les travaux réalisés dans le cadre de cette thèse peuvent être améliorés à travers des études complémentaires sur plusieurs points:

- Etendre l'étude des défauts de la machine, en considérant les défauts d'excentricité, roulements,....., et en particulier les défauts les plus fréquents qui sont les défauts de court-circuit entre phases du stator et entre phase et terre.
- La définition de nouveaux facteurs de sévérité de défaut, en particulier dans le cas de défaut de court-circuit entre spires d'une même phase et sur deux phases en même temps.
- Estimation paramétriques surtout en régime variable,
- Généraliser l'algorithme pour les divers défauts.
- Tester l'algorithme expérimentalement

Annexe

Paramètres de la machine

Les paramètres de la machine asynchrone triphasée utilisée sont:

Puissance nominale	1.1 kW
Fréquence nominale	50 Hz
Tension nominale	400/230 V
Courant nominal	2.6/4.3 A
Vitesse nominale	1425 tr/mn
Nombre de paire de pôles	2
Nombre de barres au rotor	28
Nombre des encoches au stator	48
Nombre de spires par phase	464

Bibliographie

Bibliographie

- [ABE 99] A.Abed, L.Baghli, H.Razik, A.Rezzoug, "Modelling induction motors for diagnosis purposes", *EPE'99*, Lausanne, Suisse, pp.1-8, September 1999.
- [ALT 99] S.Altug, M.Y.Chen, J.H.Trussell, "Fuzzy inference systems implemented on neural architectures for motor fault detection and diagnosis", *IEEE Transaction on Industry Electronics*, Vol. 46, n°6, pp. 1069-1079, 1999.
- [AND 88] J. Anderson, E. Rosenfeld, A. Pellionisz, *Neurocomputing: Foundations of Research*, Cambridge, Mass.: MIT Press, 1988.
- [AND 95] J. A. Anderson, "An Introduction to Neural Networks", *Book, Bradford-MIT, Press*, 1995.
- [ARA 09] H. Arabacı and O. Bilgin, "Automatic detection and classification of rotor cage faults in squirrel cage induction motor", *Neural Comput & Applic*, vol. 19, no. 5, pp. 713-723, 2009.
- [ASF 12] D. Asfani, A. Muhammad, Syafaruddin, M. Purnomo and T. Hiyama, "Temporary short circuit detection in induction motor winding using combination of wavelet transform and neural network", *Expert Systems with Applications*, vol. 39, no. 5, pp. 5367-5375, 2012.
- [BAC 01a] S. Bachir, S. Tnani, J.C. Trigeassou, and G. Champenois, "Diagnosis by parameter estimation of stator and rotor faults occurring in induction machines", *European Power Electronics EPE'01*, Aout 2001, Graz (Autriche).
- [BAC01b] S. Bachir, S.Tnani, T.Pointot, J.C.Trigeassou, "Stator fault diagnosis in induction machines by parameter estimation", *IEEE SDEMPED'01*, 1-3 September 2001, pp.235-239, Grado-Italie.
- [BAC 02a] S.Bachir, S.Tnani, J.C.Trigeassou, "Diagnostic en ligne des défauts statorique sur la machine asynchrone", *Colloque GEVIQ'2002 – Marseille 12 & 13 Juin 2002*.
- [BAC 02b] S.Bachir, *Contribution au diagnostic de la machine asynchrone par estimation paramétrique*, Thèse de Doctorat de l'Université de Poitiers, Décembre 2002.
- [BAC 03] S.Bachir, J.C.Trigeassou, S.Tnani, G. Champenois, "Diagnostic des défauts statoriques et rotoriques par identification paramétrique sans capteur de vitesse",

- e-STA Revue en ligne Sciences et Technologies de l'Automatique (e-STA), vol. 0, n. -1, 2003
- [BAG 99] L. Baghli, *Contribution à la commande de la machine asynchrone utilisations de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques*, Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré Nancy, 14 Janvier 1999.
- [BAG 05] L.Baghli, "Modélisation et commande de la machine asynchrone", *IUFM de Lorraine– UHP*, 2005.
- [BAL 07] M.S.Ballal, Z.J.Khan, H.M. Suryawanshi, R.L.Sonolikar, "Adaptive neural fuzzy inference system for the detection of inter-turn insulation and bearing wear faults in induction motor", *IEEE Transaction on Industry Electronics*, Vol. 54, n°1, pp. 250-258, 2007.
- [BAZ 09] S.Bazine, *Conception et implémentation d'un méta modèle de machines asynchrones en défaut*, Thèse de doctorat, Université de Poitiers, France et l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis, Juin 2009.
- [BEN 00] M.E.H.Benbouzid, "Review of induction motors signature analysis as a medium for fault detection", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol.47, pp. 984-993, 2000.
- [BEN 03] M.E.H.Benbouzid, G.B.Kliman, "What stator current processing based technique to use for induction motor rotor faults diagnosis", *IEEE, Transaction on Energy Conversion*, Vol.18, n°2, pp 238-244, Jun 2003.
- [BES 15a] B.Bessam, A.Menacer, M.Boumehraz, H.Cherif, "DWT and Hilbert transform for broken rotor bar fault diagnosis in induction machine at low load", *Energy Procedia*, Vol.74, pp.1248-1257, 2015.
- [BES 15b] B. Bessam, A. Menacer, M. Boumehraz and H. Cherif, "Wavelet transform and neural network techniques for inter-turn short circuit diagnosis and location in induction motor", *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 2015.
- [BON 92] A. Bonnett and G. Soukup, "Cause and analysis of stator and rotor failures in three-phase squirrel-cage induction motors", *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 28, no. 4, pp. 921-937, 1992.
- [BOS 09] G. Bossio, C. De Angelo, J. Bossio, C. Pezzani and G. Garcia, "Separating Broken Rotor Bars and Load Oscillations on IM Fault Diagnosis Through the

- Instantaneous Active and Reactive Currents", *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 56, no. 11, pp. 4571-4580, 2009.
- [BOU 01] T.Boumegoura, *Recherche de signature électromagnétique des défauts dans une machine asynchrone, et synthèse d'observateurs en vue du diagnostic*, Thèse de doctorat, école doctorale électronique, électrotechnique, automatique de Lyon, Mars 2001.
- [BOU 06] M. Bouharaket, "Etude de l'évolution des courants rotorique d'une machine asynchrone à cage en régime dynamique", *Thèse de Doctorat*, Université de Batna, Algérie, 15 février 2006.
- [BOU 08] M.Bouzid, G.Champenois, N.Bellaj, L.Signac, K.Jelassi, "An effective neural approach for the automatic location of stator inter-turn faults in induction motor", *IEEE Trans. Industrial Electronics*, Vol. 55, pp. 4277-4289, Dec. 2008.
- [BOU 09] M.Bouzid, *Diagnostic de défauts de la machine asynchrone par réseaux de neurones*, Thèse de Doctorat, Université de El Manar, Ecole nationale d'ingénieurs de Tunis ,2009.
- [BOU 10] M.Bouzid, G.Champenois, N.Bellaj, K.Jelassi, "Automatic and robust diagnosis of broken rotor bars fault in induction motor", XIX International Conference on Electrical Machines - ICEM 2010, Rome.
- [BOU 11] A. Bouzida, O. Touhami, R. Ibtouen, A. Belouchrani, M. Fadel and A. Rezzoug, "Fault Diagnosis in Industrial Induction Machines Through Discrete Wavelet Transform", *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 58, no. 9, pp. 4385-4395, 2011.
- [BOU 15] S.Bourdim, *Contribution au diagnostic des générateurs utilisés dans les systèmes éoliens*, Thèse de Doctorat, Université de Hadj Lakhdar, Batna 14 juin 2015.
- [CAM 86] J.R.Cameron, W.T.Thomson, A.B.Dow, "Vibration and current monitoring for detecting air gap eccentricity in large induction motors", *IEE Proceedings*, Vol. 133, no.3, pp. 155-163, May 1986.
- [CAR 95] J. Caron and J. Hautier, *Modélisation et commande de la machine asynchrone*. Paris: Technip, 1995.
- [CAS 98] M.A.Cash, T.G.Habetler, G.B.Kliman, "Insulation failure prediction in ac machines using line-neutral voltages", *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 34, no. 6, pp. 1234-1239, November/December 1998.
- [CAS03]: R.Casimir, "Diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance des formes", *Thèse de doctorat*, école doctorale d'électronique, d'électrotechnique

- et d'automatique de Lyon, Décembre 2003.
- [CHO 91] M.Y.Chow, S.O.Yee "Using neural networks to detect incipient faults in induction motors", *Journal of Neural Network Computing*, Vol. 2, pp. 26-32, 1991.
- [CHO 93] M.Y.Chow, R.N.Sharpe, J.C.Hung "On the application and design of artificial neural networks for motor fault detection" *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 40, pp.181-196, 1993.
- [CRU 00] S. M. A. Cruz "Stator winding fault diagnosis in three-phase using synchronous motors, by the extended Park's vector approach", *IEEE Trans. Ind. Applicat* 2000.
- [DAS 10] R. Dash et B. Subudhi, "Stator inter-turn fault detection of an induction motor using neuro-fuzzy techniques", *Archives of Control Sciences*, vol. 20, no. 3, 2010.
- [DID 04] G.Didier, *Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillances*, Thèse de Doctorat, U.Nancy, France, 2004.
- [DRE 04] G.Dreyfus, J.M.Martinez, M.Samuelides, M.B.Gordon, F.Badran, S.Thiria, L.Hérault, *Réseaux de neurones : Méthodologie et applications*, Paris: Eyrolles, 2004.
- [FEL98] F.Felippitti, G.francescini, C.Tassoni, S.zond, P.vas, "Ai techniques in induction machines diagnosis including the speed ripple Effect", *IEEE Transaction on Industries Applications*, Vol.34, n°1, pp.98-108, January /February 1998.
- [FIL93] F.Filippetti, G.Franceschini, C.Tassoni, "Neural Networks approach to electric machine on line diagnostics", *EPE BRIGHTON*, pp.213-218, 1993.
- [FIN 00] W.R.Finley, M.M.Hodowanec, W.G.Holter, "An analytical approach to solving motor vibration problems", *IEEE Transactions on Industry Application*, Vol. 363, no. 5, pp. 1467-1480. Sept. /Oct. 2000.
- [FRA 90] P. M. Frank, "Fault Diagnosis in Dynamic Systems Using Analytical and Knowledge Based Redundancy – A survey and New Results", Elsevier, *Automatica*, Vol. 26, N° 3, pp. 459-474, 1990.
- [GAU99] E. Gauthier, *Utilisation des Réseaux de Neurones Artificiel pour la Commande d'un Véhicule Autonome*, Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 1999.
- [GER 97] J. Gertler, "Fault detection and isolation using parity relations", Elsevier, *Control Engineering Practice*, Vol. 5, N° 5, pp. 653–661, 1997.
- [GHA 11] V. Ghate and S. Dudul, "Cascade neural-network-based fault classifier for three-phase induction motor", *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 58, no. 5, pp. 1555-1563,

2011.

- [GRE 97] G. Grellet, G. Clerc, *Actionneurs électriques. Principes, modèles et commande*, Eyrolles, Paris, 1997.
- [GUA 08] M.R.Guasp, J.A.A.Daviu, R.P.Panadero, J.P.Crus, "A general approach for the transient detection of slip dependent fault components based on the discrete wavelet transform", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol.55, N° 12, December 2008.
- [GUE 13] S. Guedidi, S. Zouzou, W. Laala, K. Yahia and M. Sahraoui, "Induction motors broken rotor bars detection using MCSA and neural network: experimental research", *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, vol. 4, no. 2, pp. 173-181, 2013.
- [HEM 05] K. E. Hemsas, *Développement d'un nouveau modèle de la machine asynchrone pour la commande et la surveillance*, Thèse de doctorat, Université Farhat Abbas Sétif, 2005.
- [HEN 03] H. Henao, C.Demian, G.A.Capolino, "A frequency-domain detection of stator winding faults in induction machines using an external flux sensor", *IEEE Trans. Ind. Appl.*, Vol. 39, pp. 1272–1279, Sept/Oct. 2003.
- [ISE 93] R.Isermann, "Fault diagnosis of machines via parameter estimation and knowledge processing—Tutorial paper", *Automatica*, vol. 29, no. 4, pp. 815-835, 1993.
- [JAN 93] J. Jang, "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 23, no. 3, pp. 665-685, 1993.
- [JAN 97] J. Jang, C. Sun, E. Mizutani, *Neuro-fuzzy and soft computing*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 1997.
- [KHA 09] A.Khezzar, M.E.K.Oumaamar, M.Hadjami, M.Boucherma, H.Razik, "Induction Motor Diagnosis Using Line Neutral Voltage Signatures", *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, Vol. 56, no. 11, pp. 4581-4591, Nov. 2009.
- [KOL 07] S.R.kolla, S.D.Altman, "Artificial neural network based fault identification scheme implementation for a three-phase induction motor" *ISA Transactions*, Vol. 46, Issue 2, pp. 261-266, April 2007.
- [KOU 12] Y.Kourid, *Génération des résidus par les outils de l'intelligence artificielle pour le diagnostic des systèmes complexes*, Thèse de doctorat, Université Badji Mokhtar Annaba, 2012.

- [LEG 96] S. E. Legowski, A. H. M. Sadrul Ula, Andrzej M. Trzynadlowski, "Instantaneous power as Medium for the signature analysis of induction motors", *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 32, no.4, pp. 904-909, July/August 1996.
- [LIU 04] Z. Liu, X. Zhang, X. Yin, Z. Zhang, "Rotor cage fault diagnosis in induction motors based on spectral analysis of current Hilbert modulus", *Proc. IEEE Power Eng. Soc. Gen. Meeting*, Jun. 3–10, vol. 2, pp. 1500–1503, 2004.
- [MAI 92] R. Maier, "Protection of squirrel-cage motor utilizing instantaneous power and phase information", *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 28, no. 2, pp. 376-380, March/April 1992.
- [MAR 07] J. Martins, V. Pires and A. Pires, "Unsupervised Neural-Network-Based Algorithm for an On-Line Diagnosis of Three-Phase Induction Motor Stator Fault", *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 54, no. 1, pp. 259-264, 2007.
- [MED12] A.Medoued, *Surveillance et diagnostic des défauts des machines électriques : applications aux moteurs asynchrones*, Thèse de Doctorat, Université du 20 Août 1955, Skikda, 08 Mars 2012.
- [MEN 07] A. Menacer, *Contribution à l'identification des paramètres et des états d'une machine à induction pour diagnostic et développement de commande robuste: robustesse vis-à-vis de défauts*, thèse de doctorat, université de Batna, Decembre 2007.
- [MOO 12] S.S.Moosavi, A. Djerdir, Y.A.Amirat, D.A.Khaburi, "Fault detection in 3-phase traction motor using artificial neural networks", *IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC)*, pp. 1-6, 2012
- [MUL 03] G. H. Muller, C. F. landy, "A novel method to detect rotor bars in squirrel cage induction motors when interbar currents are present", *IEEE Power Engineering Society Meeting*, Vol. 3, pp 4, July 2003.
- [NAR 07] C.V.I.Narvaez, *Diagnostic par techniques d'apprentissage Floues: Conception d'une méthode de validation et d'optimisation des partitions*, Thèse de Doctorat, Université de Toulouse, France 25 Octobre 2007.
- [OND 06] O. Ondel, *Diagnostic par reconnaissance des formes: Application a un ensemble convertisseur-machine asynchrone*, Thèse de Doctorat, Ecole Centrale de Lyon, Octobre 2006.
- [OUM 07] M.E.K.Oumaamar, A.Khezzar, M. Boucherma, H. Razik, R.N.Andriamalala,

- L.Baghli, "Neutral voltage analysis for broken rotor bars detection in induction motors using Hilbert transform phase", *Proc. IEEE IAS'07 Annual Meeting Conf.*2007, pp.1940-1947.
- [PAN 09] R.P.Panadero, M.P.Sanchez, M.R.Guasp, J.R.Folch, H.Perez, J.P.Cruz, "Improved resolution of the MCSA method via Hilbert transform, enabling the diagnosis of rotor asymmetries at very low slip", *IEEE Trans.Energy Convers* , Vol. 24, no.1, March 2009.
- [PAR 04] M. Parizeau, *Réseaux de neurones*, Edition université de Laval, 2004.
- [PER 03] L. Personnaz, "Réseaux de neurones formels pour la modélisation, la commande et la classification", *CNRS Edition*, Paris, 2003.
- [PRI 13] M. Prieto, G. Cirrincione, A. Espinosa, J. Ortega and H. Henao, "Bearing fault detection by a novel condition-monitoring scheme based on statistical-time features and neural networks", *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 60, no. 8, pp. 3398-3407, 2013.
- [RAJ 08] S.Rajakarunakaran, P.Venkumar, K.Devaraj, K.S.P.Rao, "Artificial neural network approach for fault detection in rotary system", *Applied Soft Computing*, Vol. 8, Issue 1, pp. 740-748, January 2008.
- [RAZ 02] H. Razik, "Contenu spectral du courant absorbé par la machine asynchrone en cas de défaillance, un état de l'art", *La revue 3EI*, n°29, pp.48-52, juin 2002.
- [RAZ 04] H.Razik, G.Didier, "A novel method of induction motor diagnosis using the line neutral voltage", *EPE-PEMC*, September 2004.
- [RIT 04] Q. F. Lu, E. Ritchie, Z. T. Cao, "*Experimental Study of MCSA to Detect Stator Winding Inter-turn Short Circuit Faults on Cage Induction Motors*", Proceedings of the ICEM, 2004.
- [SAH 10] M.Sahraoui, *Etude comparative des méthodes de diagnostic des machines asynchrones*, Thèse de Doctorat, Université de Biskra, Déc. 2010.
- [SCH 99] E.Schaeffer, *Diagnostic des machines asynchrones: modèles et outils paramétriques dédiés à la simulation et à la détection de défauts*, Thèse de Doctorat, Ecole Centrale de Nantes, France, décembre 1999.
- [SIL 08] A.M.D.Silva, R.J.Povinelli, N.A.O.Demerdash "Induction machine broken bar and stator short-circuit fault diagnostics based on three-phase stator current envelopes", *IEEE Trans. Ind. Elect*, Vol. 55, No. 3, pp.1310-1318, March 2008.
- [STA 04] J.R.Stack, T. G. Habetler, R. Harley, "Fault classification and fault signature

- production for rolling element bearings in electric machines", *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 40, n°3, pp. 735-739, May./Jun. 2004.
- [TAL 14] H.Talhaoui, A.Menacer, A.Kessal, R.Kechida , "Fast Fourier and discrete wavelet transforms applied to sensor less vector control induction motor for rotor bar faults diagnosis", *ISA Transactions*, Vol.53, pp.1639–1649, Sept. 2014.
- [TOU 92] C.Touzet, *Les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme*, Masson, Paris, 1992.
- [VEN 03] V.Venkatasubramanian, R.Rengaswamy, S.N.Kavuri, K.Yin, "A review of process fault detection and diagnosis Part III: Process history based methods", *Computers & Chemical Engineering*, Vol. 27, pp.327-346, 2003.
- [YAH 13] K.Yahia, *Contribution au Diagnostic de la Machine Asynchrone Triphasée par une Approche Modèle*, Thèse de Doctorat, Université de Biskra, 2013.
- [YAN 06] B.S.Yang, K.J.Kim, " Application of dempster–shafer theory in fault diagnosis of induction motors using vibration and current signals", *Mech. Syst. Signal Process*, Vol. 20, no. 2, pp. 403–420, Feb. 2006.
- [ZEM 03] M.R. Zemouri, *Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques : Application à la e-maintenance*, Thèse de Doctorat, Université de Franche-Comté, France, 28 Novembre 2003.
- [ZID 08] F.Zidani, D.Diallo, M.E.H.Benbouzid, R.Nait-Said, "A fuzzy based approach for the diagnosis of fault modes in a voltage-fed PWM inverter induction motor frive", *IEEE Transaction on Industry Electronics*, Vol. 55, n°2, p. 586-593, Feb. 2008.
- [ZWI 95] G. Zwingelstein, *Diagnostic des défaillances, théorie et pratique pour les systèmes industriels*, Hermès, Paris, 1995.