

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 en sciences

Option : ELECTROTECHNIQUE

Thèse préparée au Laboratoire de Génie Electrique de Biskra (LGEB)

Intitulé

**Contrôle non linéaire de la machine asynchrone
en vue du diagnostic des défauts en utilisant des
techniques avancées**

Présentée par :

Imadeddine HARZELLI

Soutenue publiquement le 22/10/2020

Devant le jury composé de :

Dr. GOLEA Amar
Dr. BENAKCHA Abdelhamid
Dr. NACERI Farid
Dr. DRID Said
Dr. MOKRANI Lakhdar
Dr. BENCHOUIA Toufik

Professeur
Professeur
Professeur
Professeur
Professeur
Professeur

Président
Rapporteur
Examinateur
Examinateur
Examinateur
Examinateur

Université de Biskra
Université de Biskra
Université de Batna
Université de Batna
Université de Laghouat
Université de Biskra

Remerciements

Tout d'abord, je remercie Dieu Tout Puissant de m'avoir donné le courage, la force et la persévérance d'achever ce travail.

J'aimerais remercier également mes Directeurs de thèse, **BENAKCHA Abdelhamid et MENACER Arezki** (*Que Dieu bénisse son âme*), professeurs à l'Université de Biskra, pour avoir dirigé ce travail, pour la confiance, l'intérêt et la motivation qu'ils ont témoignés tout au long de la réalisation de ce travail.

J'adresse mes sincères remerciements aux membres du Jury.

Je remercie vivement Monsieur **GOLEA Amar**, professeur à l'Université de Biskra, pour m'avoir fait l'honneur de présider le Jury de cette thèse.

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

J'exprime également ma gratitude à Monsieur **NACERI Farid** et Monsieur **DRID Said**, professeurs à l'Université de Batna, pour avoir accepté d'examiner ce travail.

Je tiens à remercier sincèrement Monsieur **MOKRANI Lakhdar**, professeur à l'Université de Laghouat, pour avoir accepté d'examiner ce travail.

Ma gratitude va également à mon cher collègue **AMEID Tarek**, Docteur à l'Université d'Artois de Béthune (France), de m'avoir épaulé durant la réalisation et l'accomplissement de ce travail.

Enfin, ce travail n'aurait pu voir le jour sans le soutien de mes collègues, mes amis et de toute personne ayant participé de près ou de loin à la réalisation de cette thèse : je vous remercie du fond du cœur.

Dédicaces

Je dédie cette thèse à :

- *mes chers parents pour leur amour et leur soutien. Que Dieu leur procure bonne santé et longue vie,*
- *celui que j'aime beaucoup et qui m'a soutenu tout au long de ce travail,*
 - *tous mes frères et sœurs,*
 - *toute ma famille et tous mes amis,*
- *tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour que ce travail aboutisse,*

je vous dis merci.

Liste des figures

Figure I.1 :	Principales étapes de conception d'un dispositif de surveillance	09
Figure I.2 :	Dimensions du roulement à billes	11
Figure I.3 :	Défauts d'excentricité : (a) statique, (b) dynamique, (c) mixte	13
Figure I.4 :	Différents types de défauts d'enroulement statorique	14
Figure I.5 :	Rupture d'une barre et d'une portion d'anneau de court-circuit	15
Figure I.6 :	Principe de l'estimation d'état	20
Figure I.7 :	Génération des résidus	21
Figure I.8 :	Principe des techniques d'identification	21
Figure II.1 :	Structure de la cage de rotor de la machine asynchrone	32
Figure II.2 :	Induction magnétique produite par une maille rotorique	33
Figure II.3 :	Position de la maille "k" par rapport à la bobine statorique de la phase "a"	34
Figure II.4 :	Schéma électrique équivalent d'une maille rotorique	36
Figure II.5 :	Modèle multi-enroulement équivalent de la cage rotorique	38
Figure II.6 :	Vitesse et couple, courant statorique de la machine asynchrone à l'état : (a) sain, (b) avec cassure de deux barres adjacentes	42
Figure II.7 :	FFT du courant statorique : (a) machine sain, (b) machine avec deux barres cassées adjacentes	44
Figure II.8 :	Modèle général de court-circuit dans le repère de Park lié au rotor	45
Figure II.9 :	Grandeur électrique et mécanique pour un fonctionnement avec défaut de court-circuit de 10 % de spires sur la phase a	46
Figure II.10 :	FFT du courant statorique pour la machine avec un court-circuit entre spires (10%)	47
Figure II.11 :	Excentricité statique dans une machine asynchrone	47
Figure II.12 :	Grandeur électrique et mécanique pour un fonctionnement avec défaut d'excentricité statique ($\varepsilon_s = 0,2$)	48
Figure II.13 :	FFT du courant statorique pour la machine avec défaut d'excentricité statique ($\varepsilon_s = 0,2$)	50
Figure II.14 :	Grandeur électrique et mécanique pour un fonctionnement avec défauts simultanés	51
Figure II.15 :	FFT du courant statorique pour la machine avec défaut mixte stator/rotor	52
Figure III.1 :	Représentation d'état	61
Figure III.2 :	Schéma bloc du système linéarisé	64
Figure III.3 :	Schéma bloc du système linéarisé en boucle fermé	67
Figure III.4 :	Structure de la commande non linéaire (linéarisation entrée-sortie)	72
Figure III.5 :	Régulation de vitesse par la commande linéarisation entrée-sortie	75
Figure III.6 :	Schéma d'un onduleur de tension triphasé	76
Figure III.7 :	Vecteurs de tension créés par l'onduleur de tension dans la repère (α, β)	78
Figure III.8 :	Génération d'une MLI naturelle pour un signal de la porteuse	78

Figure III.9 :	Principales étapes de surveillance des défauts dans la machine asynchrone	80
Figure III.10 :	Caractéristiques électriques et mécaniques issues de la commande par linéarisation entrée-sortie à l'état sain	81
Figure III.11 :	Vitesse rotorique avec inversion de sens de rotation : Essais à faible vitesse	82
Figure III.12 :	Logique de détection	84
Figure III.13 :	Allure du signal résidu	84
Figure III.14 :	Machine saine : (a) Vitesse rotorique, (b) Résidu de vitesse rotorique, (c) Norme du résidu de vitesse rotorique	84
Figure III.15 :	Machine saine : (a) Courant statorique, (b) Résidu de courant statorique, (c) Norme du résidu de courant statorique	85
Figure III.16 :	Cassure de barres rotorique (N_{bb1}, N_{bb2}) : (a) Vitesse rotorique, (b) Résidu de vitesse rotorique, (c) Norme du résidu de vitesse rotorique	86
Figure III.17 :	Cassure de barres rotorique (N_{bb1}, N_{bb2}) : (a) Courant statorique, (b) Résidu de courant statorique, (c) Norme du résidu de courant statorique	86
Figure III.18 :	Court-circuit entre spires d'une phase statorique (n_{cc2}, n_{cc3}) : (a) Vitesse rotorique, (b) Résidu de vitesse rotorique, (c) Norme du résidu de vitesse rotorique	87
Figure III.19 :	Court-circuit entre spires d'une phase statorique (n_{cc2}, n_{cc3}) : (a) Courant statorique, (b) Résidu de courant statorique, (c) Norme du résidu de courant statorique	88
Figure III.20 :	Excentricité statique ($\varepsilon_{s10}, \varepsilon_{s20}$) : (a) Vitesse rotorique, (b) Résidu de vitesse rotorique, (c) Norme du résidu de vitesse rotorique	88
Figure III.21 :	Excentricité statique ($\varepsilon_{s10}, \varepsilon_{s20}$) : (a) Courant statorique, (b) Résidu de courant statorique, (c) Norme du résidu de courant statorique	89
Figure III.22 :	Défaut mixte ($N_{bb1}n_{cc2}\varepsilon_{s10}, N_{bb2}n_{cc3}\varepsilon_{s20}$) : (a) Vitesse rotorique, (b) Résidu de vitesse rotorique, (c) Norme du résidu de vitesse rotorique	90
Figure III.23 :	Défaut mixte ($N_{bb1}n_{cc2}\varepsilon_{s10}, N_{bb2}n_{cc3}\varepsilon_{s20}$) : (a) Courant statorique, (b) Résidu de courant statorique, (c) Norme du résidu de courant statorique	90
Figure IV.1 :	Structure des réseaux MLP	99
Figure IV.2 :	Architecture de l'ANFIS	100
Figure IV.3 :	Architecture de MANFIS	103
Figure IV.4 :	Courant statorique et son enveloppe de la machine asynchrone	105
Figure IV.5 :	Spectre de l'enveloppe du courant statorique de la machine à l'état sain à charge nominale	105
Figure IV.6 :	Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut cassure de barres rotorique : (a) Une barre cassée (N_{bb1}), (b) Deux barres cassées (N_{bb2})	106
Figure IV.7 :	Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut d'une barre cassée (N_{bb1}) : (a) Charge nominale, (b) Demi-charge, (c) Faible charge	107

Figure IV.8 :	Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut de court-circuit sur as : (a) Deux spires court-circuitées (n_{cc2}), (b) Trois spires court-circuitées (n_{cc3})	108
Figure IV.9 :	Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut de court-circuit de 4 spires sur la phase as (n_{cc4}) : (a) Charge nominale, (b) Demi-charge, (c) Faible charge	109
Figure IV.10 :	Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut excentricité statique : (a) $\epsilon_s = 10\%$ (ϵ_{s10}), (b) $\epsilon_s = 20\%$ (ϵ_{s20})	110
Figure IV.11 :	Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut d'excentricité statique ($\epsilon_s = 30\%$) : (a) Charge nominale, (b) Demi-charge, (c) Faible charge	111
Figure IV.12 :	Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut mixte : (a) $N_{bb1n_{cc2}\epsilon_{s10}}$, (b) $N_{bb2n_{cc3}\epsilon_{s20}}$	112
Figure IV.13 :	Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut mixte ($N_{bb2n_{cc3}\epsilon_{s20}}$) : (a) Charge nominale, (b) Demi-charge, (c) Faible charge	113
Figure IV.14 :	Architecture neuronale globale du système de diagnostic pour la machine asynchrone	114
Figure IV.15 :	Séquence d'apprentissage pour les entrées du réseau RN	116
Figure IV.16 :	Evolution de l'EQMA du réseau RN	117
Figure IV.17 :	Sorties et erreurs d'apprentissage du RN	118
Figure IV.18 :	Sorties et erreurs de test du RN pour des défauts simple	120
Figure IV.19 :	Sorties et erreurs de test du RN pour des défauts mixte (deux défauts)	121
Figure IV.20 :	Sorties et erreurs de test du RN pour des défauts mixte (trois défauts)	122
Figure IV.21 :	Architecture MANFIS du système de diagnostic de la machine asynchrone	123
Figure IV.22 :	Séquence d'apprentissage pour les entrées du réseau MANFIS	125
Figure IV.23 :	Structure de chacun de deux ANFIS dans le système MANFIS	126
Figure IV.24 :	Sorties et erreurs d'apprentissage du MANFIS	127
Figure IV.25 :	Sorties et erreurs de test du MANFIS pour des défauts simple	129
Figure IV.26 :	Sorties et erreurs de test du MANFIS pour des défauts mixte (deux défauts)	130
Figure IV.27 :	Sorties et erreurs de test du MANFIS pour des défauts mixte (trois défauts)	131

Liste des tableaux

Tableau I.1 :	Possibilité d'apparition de défaut sur le moteur asynchrone	10
Tableau II.1 :	Fréquences de défaut calculées et déduites, cas d'une cassure adjacente de deux barres rotorique	43
Tableau II.2 :	Fréquences de défaut calculées et déduites, cas d'un défaut d'excentricité statique ($\epsilon_s = 0,2$)	49
Tableau III.1 :	Sévérités des $\ r_\omega\ $ pour les différents défauts	91
Tableau III.2 :	Sévérités des $\ r_i\ $ pour les différents défauts	91
Tableau IV.1 :	Comparaison erreurs de test entre RN et MANFIS	131

Notations et symboles

f_{cc}	fréquence de court-circuit [Hz]
f_s	fréquence d'alimentation [Hz]
g	glissement
k	entier naturel (=1, 2, 3...)
p	nombre de pair de pôles
f_{bc}	fréquence défaut de barre cassée [Hz]
f_{exe}	fréquence défaut d'excentricité [Hz]
f_{roul}	fréquence défaut des roulements [Hz]
f_v	fréquences caractéristiques des vibrations [Hz]
D_b	diamètre de la bille [m]
D_p	diamètre du palier [m]
β	angle de contact [rd]
N_s	nombre de spires statoriques par phase
n_{ccq}	Nombre de spires en court-circuit
θ_{ccq}	Angle du bobinage en court-circuit
$Q(\theta_{ccq})$	Matrice situant l'angle du bobinage en court-circuit
i_s	courant d'une phase statorique [A]
θ	position [rd]
e	épaisseur de l'entrefer [m]
ε_s	Degré d'excentricité statique
O_s	Centre du stator
O_c	Centre autour duquel tourne la trace O_r du rotor
O_r	Trace du rotor excentré
μ_0	perméabilité magnétique de l'air [$H.m^{-1}$]
B_s	induction magnétique créée dans l'entrefer par le courant statorique [T]
r	rayon moyen de l'entrefer [m]
l	longueur active du circuit magnétique [m]
L_{sp}	inductance propre statorique [H]
L_{sf}	inductance de fuite rotorique [H]

N_r	nombre de barres rotoriques
L_b	inductance d'une barre rotorique [H]
L_e	inductance total de l'anneau de court-circuit [H]
L_{sc}	inductance cyclique statorique [H]
L_{rc}	inductance cyclique rotorique [H]
R_e	résistance totale de l'anneau de court-circuit [Ω]
I_e	courant dans l'anneau de court-circuit [A]
i_{bk}	courant de la barre k [A]
i_{rk}	courant de maille rotorique k [A]
i_{ek}	courant dans une portion d'anneau k [A]
i_a, i_b, i_c	courants des phases statoriques [A]
α	angle électrique entre deux mailles rotoriques [rd]
M_{sr}	mutuelle cyclique entre le stator et rotor [H]
ω_s	pulsation des grandeurs statoriques [rd/s]
ω_r	vitesse de rotation mécanique [rd/s]
R_r	résistance de l'enroulement rotorique [Ω]
R_s	résistance de l'enroulement statorique [Ω]
d, q	indices pour les composantes de Park directe et quadrature, respectivement
α, β	indices pour les composantes de Clarke
s, r	indices stator et rotor respectivement
C_e	couple électromagnétique [N.m]
C_r	couple mécanique résistant [N.m]
J	moment d'inertie [kg.m ²]
R_{bfk}	résistance de la barre défaillante k [Ω]
R_b	résistance d'une barre rotorique à l'état sain [Ω]
x	vecteur d'état
u	vecteur de commande
$\Phi_{dr,qr}$	flux rotoriques diphasés dans le repère (d, q) [Wb]
$\Phi_{\alpha r, \beta r}$	flux rotoriques diphasés dans le repère (α, β) [Wb]
T_r	constante de temps rotorique
T_s	constante de temps statorique
y	vecteur de sortie

$i_{ds,qs}$	courants statoriques diphasés dans le repère (d, q) [A]
$i_{\alpha,\beta s}$	courants statoriques diphasés dans le repère (α, β) [A]
$\hat{}$	valeurs estimées
r_p	degré relatif du système
t	temps [s]
$r_{\omega,i}$	Résidus de la vitesse et du courant

Sigles utilisés

MAS	Machine asynchrone
MLI	Modulation de largeur d'impulsion
Eq	Equation
RN	Réseau de neurones
MLP	Multi-layer perceptron
EQM	Erreur quadratique moyenne
FFT	Transformation de fourie rapide
TH	Transformation de hilbert
MANFIS	Multi output adaptive neuro-fuzzy inference system

Sommaire

Remerciements

Dédicaces

Résumé

Liste des figures

Liste des tableaux

Notations et symboles

Sommaire

Introduction générale 01

Chapitre I : État de l'art sur le diagnostic de défaut dans la machine asynchrone

I.1. Introduction	08
I.2. Définitions et conceptions	08
I.3. Conception d'un système de surveillance	08
I.4. Principaux défauts affectant la machine asynchrone à cage d'écureuil	09
I.4.1. Défaillances mécaniques	10
I.4.1.1. Défauts de roulement	10
I.4.1.2. Défauts d'excentricité	12
I.4.2. Défaillances électriques	13
I.4.2.1. Défauts statorique	13
I.4.2.2. Défauts rotorique	14
I.5. Aperçu sur les méthodes et techniques de diagnostic des défauts	15
I.5.1. Méthodes sans modèle	15
I.5.1.1. Approche signal	16
I.5.1.2. Systèmes experts	17
I.5.2. Méthodes avec modèle	19
I.5.2.1. Techniques à base de l'estimation d'état	20
I.5.2.2. Technique de génération des résidus	20
I.5.2.3. Techniques d'identification	21
I.6. Conclusion	22
I.7. Bibliographie	22

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

II.1. Introduction	30
II.2. Modèle multi-enroulement de la machine	30
II.2.1. Calcul des inductances	30
II.2.1.1. Partie statorique	30
II.2.1.2. Partie rotorique	32
II.2.1.3. Mutuelles inductances entre stator/rotor	34
II.2.2. Mise en équation	35
II.2.2.1. Equations statoriques	35
II.2.2.2. Equations rotoriques	36
II.3. Modèle réduit de la machine asynchrone à cage tenant compte des défauts	38
II.3.1. Modèle réduit de la machine tenant compte des défauts des cassures de barres rotorique	41
II.3.2. Simulation numérique : cas d'un défaut rotorique	42
II.3.3. Modèle réduit de la machine tenant compte du défaut de court-circuit statorique	44
II.3.4. Simulation numérique : cas d'un défaut statorique	46
II.4. Prise en compte du défaut d'excentricité statique de la machine asynchrone	47
II.4.1. Simulation du défaut d'excentricité statique	48
II.5. Prise en compte de trois défauts simultanés dans la machine asynchrone	50
II.5.1. Simulation de trois défauts simultanés	50
II.6. Conclusion	52
II.7. Bibliographie	53

Chapitre III : Détection des défauts de la machine asynchrone commandée par linéarisation entrée-sortie à base de génération de résidus

III.1. Introduction	57
III.2. Commande par linéarisation entrée-sortie	58
III.2.1. Théorie de linéarisation	58
III.2.1.1. Notions mathématiques	58
III.2.1.2. Principe de la technique de linéarisation au sens des entrées-sorties	63
III.2.2. Application de la commande par linéarisation entrée-sortie au moteur asynchrone	67
III.3. Observateur à grand gain	72
III.3.1. Synthèse de l'observateur	73
III.3.2. Application de l'observateur grand gain à la machine asynchrone	74

III.4. Organisation fonctionnelle de la commande par linéarisation entrée-sortie	75
III.4.1. Bloc de défluxage	75
III.4.2. Modélisation de l'onduleur de tension à MLI	76
III.4.2. Commande de l'onduleur de tension à MLI naturelle (sinus-triangle)	78
III.5. Procédures de surveillance des défauts	79
III.6. Résultat de simulation de la commande par linéarisation entrée-sortie de la MAS	80
III.6.1. Fonctionnement sain de la machine	80
III.6.2. Fonctionnement en défaut de la machine asynchrone (Génération de résidus)	82
III.7. Conclusion	92
III.8. Bibliographie	93

Chapitre IV : Diagnostic des défauts de la machine asynchrone par les réseaux de neurones et l'Approche Neuro-Flou rotorique

IV.1. Introduction	97
IV.2. Méthodologie d'utilisation des techniques d'IA dans le domaine du diagnostic	97
IV.2.1. Choix des indicateurs de défauts	98
IV.2.2. Choix des indicateurs de défauts	98
IV.2.2.1. Les réseaux de neurones	98
IV.2.2.2. Le réseau neuro-floue	99
IV.2.3. Construction de la base d'apprentissage et de test	101
IV.2.4. Apprentissage et test du réseau	102
IV.2.4.1. Les réseaux de neurones	102
IV.2.4.2. Le réseau neuro-floue	102
IV.3. Signature des défauts statorique et rotorique	104
IV.3.1. Analyse de l'enveloppe de courant statorique	104
IV.3.2. Analyse spectrale de l'enveloppe du courant statorique	105
IV.4. Diagnostic des défauts par les réseaux de neurones RN	114
IV.4.1. Description du système de diagnostic	114
IV.4.2. Extraction des indicateurs des défauts	114
IV.4.3. Séquence d'apprentissage	115
IV.4.4. Structure du réseau RN	116
IV.4.5. Résultats d'apprentissage	117
IV.4.6. Résultats de test du réseau RN	119
IV.5. Diagnostic des défauts par le réseau neuro-flou MANFIS	122

IV.5.1. Architecture MANFIS du système de diagnostic	122
IV.5.2. Choix des indicateurs de défaut	123
IV.5.3. Génération de la base d'apprentissage	123
IV.5.4. Structure du réseau MANFIS	125
IV.5.5. Résultats d'apprentissage	126
IV.5.6. Résultats de test du réseau MANFIS	128
IV.6. Comparaisons des résultats obtenus par le MANFIS et RN	131
IV.7 Conclusion	132
IV.9 Bibliographie	132
<i>Conclusion générale</i>	135
<i>Annexes</i>	139

Résumé :

Ce travail de thèse est une contribution à l'approche de surveillance des défauts et à la commande par linéarisation entrée-sortie du moteur asynchrone dans un entraînement en boucle fermée. Trois types de défauts sont pris en compte dans la machine: cassures de barres, court - circuits entre spires dans les enroulements statoriques et l'excentricité statique du rotor. L'approche est conçue pour détecter et identifier les défauts simples et mixtes pendant le fonctionnement de la machine en utilisant des techniques avancées. A cette fin, deux procédures sont appliquées à la surveillance des défauts :

- la stratégie basée sur le modèle avec connaissance à priori, qui génère des résidus de vitesse rotorique et du courant statorique via la technique de génération des résidus pour indiquer la présence de défaut au moyen d'un observateur à grand gain dans l'entraînement en boucle fermée. Cependant, cette stratégie n'est pas en mesure de reconnaître le type de défauts, car elle peut être affectée par les perturbations,
- la stratégie basée sur des techniques avancées à savoir les réseaux de neurones (RN) et le réseau neuro - flou (MANFIS) qui sont appliqués afin d'identifier et classer ces défauts. Néanmoins, les techniques avancées ont besoin d'une base de données pertinente pour obtenir des résultats satisfaisants. L'analyse du courant statorique, basée sur la combinaison HFFT de la transformée de Hilbert (TH) et de la transformée de Fourier rapide (FFT), est donc appliquée pour extraire les amplitudes des raies et les utiliser comme données d'entrées pour les réseaux RN et MANFIS.

Les résultats obtenus montrent l'efficacité du système de surveillance des défauts et sa capacité à détecter et classer pratiquement toutes les défaillances mineures dans un entraînement à base d'un moteur asynchrone.

Mots clés : Moteur asynchrone ; Commande par linéarisation entrée-sortie ; Surveillance des défauts ; génération des résidus ; Réseau de neurones (RN) ; réseaux neuro-flou (MANFIS) ; Transformation de Hilbert (TH).

Abstract:

This thesis presents a contribution to the fault monitoring approach and input-output feedback linearization control of the induction motor in the closed-loop drive. Three kinds of faults are considered in the machine: broken rotor bars, stator inter-turn short circuit and static eccentricity faults. This approach has been employed to detect and identify simple and mixed defects during motor operation by utilizing advanced techniques. To achieve it, two procedures are applied for the fault monitoring:

- the model-based strategy, which is used to generate the residuals rotor speed and stator current signals via residual generation technique to indicate the presence of possible failures, by means the high gain observer in the closed-loop drive. However, this strategy is not able to recognize the type of faults but it can be affected by the disturbances,
- the strategy based on advanced techniques, namely neural networks (RN) and the neuro-fuzzy network (MANFIS) which are applied in order to identify and classify these defects. However, advanced techniques need a relevant database to obtain satisfactory results. The stator current analysis, based on the HFFT combination of the *Hilbert* transform (TH) and the fast *Fourier* transform (FFT), is therefore applied to extract the amplitudes of the lines and use them as input data for the RN and MANFIS networks.

The obtained results show the efficiency of the fault monitoring system and its ability to detect and diagnosis any minor faults in a closed loop of the induction motor.

Keywords: Induction motor; Input-output feedback linearization control; Fault monitoring; Residual generation; Neural network (NN); Neuro-fuzzy network (MANFIS); Hilbert transform (HT).

ملخص:

موضوع الأطروحة يندرج في إطار المساهمة في نهج مراقبة الأعطال والتحكم خطي في المدخلات والمخرجات للمحرك كهربائي غير المتزامن بحلقة مغلقة. تؤخذ في عين الاعتبار ثلاثة أنواع من العيوب في المحرك الكهربائي: الكسر في أعمدة الدوار، دائرة قصر في لفائف المحرك و الانحراف الثابت من الدوار. هذا النهج استعمل لاكتشاف وتحديد الأخطاء البسيطة والمختلطة أثناء تشغيل المحرك الكهربائي باستخدام التقنيات المتقدمة. لإنجاز ذلك، تم تطبيق إجراءات للكشف عن الأعطاب:

- الاستراتيجية القائمة على النموذج مع معرفة مسبقة، والذي يولد بدوره البقايا كل من السرعة الدوار والتيار الكهربائي عبر تقنية توليد البقايا وذلك للكشف عن وجود العطب، بمساهمة المراقب ثابت كبير في الحلقة المغلقة للمحرك. ومع ذلك، فإن هذه الاستراتيجية ليست قادرة على التعرف على نوع العيوب لأنها يمكن أن تتأثر بالاضطرابات مختلفة.
- تطبيق التقنيات المتقدمة المتمثل في الشبكات العصبية (RN) والشبكة العصبية المبهمة (MANFIS) لتحديد هذه الاعطاب وتصنيفها. بينما، تحتاج التقنيات المتقدمة إلى قاعدة بيانات ذات صلة لتحقيق نتائج مرضية. من أجل ذلك، تم تطبيق التحليل المزدوج HFFT لأتيار الكهربائي القائم على تحليل الموجات (TH) وتحليل الطيفي (FFT) لاستخراج المؤشرات واستخدامها كبيانات إدخال للشبكات RN وMANFIS. توضح النتائج التي تم الحصول عليها فعالية نظام مراقبة الأعطال وقدرته على الكشف والتشخيص جميع حالات العطب حتى الطقيفة للمحرك الكهربائي غير المتزامن في الحلقة المغلقة.

كلمات المفتاحية: المحرك غير متزامن; تحكم خطي في المدخلات والمخرجات; مراقبة الأعطال; توليد البقايا; الشبكة العصبية (RN); والشبكة العصبية المبهمة (MANFIS); تحليل الموجات (HT).



Introduction générale

Introduction générale

Dans les entraînements électriques des applications industrielles qui sollicitent une robustesse et de bonnes performances (facilité d'entretien, adaptation pour diverses applications de service, faible coût d'achat,...), la machine asynchrone à cage d'écureuil trouve largement sa place dans le milieu industriel.

La machine asynchrone est sensible à diverses conditions indésirables pendant son fonctionnement. L'accumulation de ces conditions provoque des défauts potentiels dans différentes parties de la machine qui influent sur la sécurité de production, la qualité du service et la rentabilité. A cause de la structure interne de ces machines, ces défauts peuvent être d'origine mécanique comme l'excentricité du rotor [1], le défaut d'accouplement, l'usure des roulements [2] etc., ou d'origine électrique et magnétique comme le court-circuit dans le bobinage statorique [3], la cassure des dents, le défaut d'anneaux [4], la rupture ou cassure des barres rotoriques. Les imperfections peuvent aussi être dues à d'autres éléments de l'entraînement. On peut citer par exemple des défauts dans l'alimentation, dans la charge ou dans les réducteurs mécaniques. Une étude détaillée et approfondie des trois types de défauts est effectuée dans cette thèse car la cassure des barres rotoriques, le court-circuit entre spires statoriques et l'excentricité du rotor provoquent des fluctuations qui se traduisent par des vibrations mécaniques. La sévérité de ces défauts conduit à l'endommagement de la machine [5]. Par conséquent, il est très intéressant de développer des systèmes de surveillance pour détecter et diagnostiquer de manière anticipée les défauts pouvant surgir dans ce type de machine. Ce domaine de surveillance a attiré l'attention des chercheurs au cours des dernières années en raison de son influence sur le bon fonctionnement de nombreux processus industriels. Une détection précoce et un diagnostic correct du défaut au début de son apparition peut permettre une maintenance rapide et un temps d'arrêt court pour le procédé considéré. Ils préviennent également des conséquences nocives, parfois destructrices et réduisent des pertes financières [6].

Durant ces dernières années, de nombreuses techniques de détection et de diagnostic de défauts ont été proposées dans la littérature à cause de la diversité des problèmes rencontrés. De plus, les techniques développées pour le diagnostic des machines asynchrones en boucle ouverte ne sont pas toujours efficaces lorsque la structure de commande de la machine devient complexe. Par ailleurs, le choix d'une méthode de diagnostic dépend de l'information que l'on veut obtenir du système. Les approches de diagnostic peuvent donc être subdivisées en deux grandes catégories : les méthodes internes qui se basent sur l'existence d'un modèle formel de l'équipement à surveiller

(sans connaissance à priori) et les méthodes externes qui se basent uniquement sur l'analyse des variables de surveillance ainsi que sur les connaissances (à priori) des experts humains.

Les méthodes internes avec connaissance à priori sont naturellement tributaires de l'existence ainsi que de la qualité d'une modélisation mathématique de l'équipement. Le modèle établi servira de référence pour définir le fonctionnement normal à travers le suivi des paramètres et des grandeurs de la machine, au moyen d'algorithmes d'observation. Tout écart entre le modèle et le processus réel sera synonyme de défaillance. Ainsi, les approches modèles ont été appliquées avec succès à de nombreux processus pour moteurs à courant alternatif, particulièrement pour la machine asynchrone pour la détection des défauts en ligne dans la boucle fermée [7], [8]. Dans le présent travail, la méthode de génération des résidus sera appliquée.

Les méthodes externes, dont l'approche sans modèle [9]–[13], sont subdivisées en deux parties.

La première partie correspond aux outils de traitement de bas niveau parce qu'ils sont en contact direct avec le signal en provenance du capteur. Ces outils sont basés sur le traitement des signaux et ont une grande importance pour le diagnostic des différents défauts de la machine asynchrone. Le diagnostic se fait par le biais du traitement des signaux mesurés (courants, tensions, vitesse, couples, vibrations, température). Le diagnostic commence par l'analyse de la signature du courant de la machine (MCSA) à travers le contenu spectral du courant statorique. Cette analyse est significative pour les machines électriques fonctionnant à la fois à vitesse constante et à charge nominale. On utilise pour cela la transformée de *Fourier* rapide (FFT) [14], [15]. Les conditions transitoires sont les plus difficiles à gérer et plusieurs méthodes ont été proposées pour faire face à cette situation comme la transformée de *Fourier* à fenêtre glissante [16], la transformée en ondelette [17] et la transformée de *Hilbert* (TH) [18].

La deuxième partie est celle des techniques dites de haut niveau dont les outils sont plutôt orientés vers la communication avec l'expert. Celles-ci représentent des techniques de l'intelligence artificielle et servent comme outil de base pour l'aide à la décision de maintenance. On y trouve les réseaux de neurones [19], la logique floue [20] et les réseaux de neurones flous [21]. Leurs entrées peuvent être obtenues soit à partir des données brutes venant directement des variables indicatrices des défauts, soit à partir des données traitées venant des sorties des traitements de bas niveau. Le présent travail est basé sur l'utilisation des réseaux de neurones artificiels et les réseaux neuro-flous.

Il existe de nombreuses méthodes dédiées à la commande des moteurs asynchrones en boucle fermée, afin de s'assurer de la continuité de service malgré la présence des défauts. Pour cette situation, le défaut peut apparaître comme une perturbation de la boucle de contrôle où le régulateur, introduit dans le schéma de commande, corrige et compense l'effet de défaut. Pour cela, plusieurs techniques ont été proposées.

La méthode la plus simple reste incontestablement, celle en $V/f=constante$ (la tension /la fréquence). C'est une commande scalaire qui impose une relation constante entre la tension stator et la fréquence [22]. Elle utilise généralement un capteur de tension continue et un capteur de vitesse est nécessaire. Cependant, les performances dynamiques de cette commande sont médiocres. Elle n'est donc pas efficace en termes de réponse de couple et de vitesse, puisque le couple et le flux sont des grandeurs difficilement mesurables. En revanche, une commande vectorielle offre de meilleures performances au moteur durant les phases transitoires et permanentes. La structure de commande est tout de même complexe et coûteuse par rapport à celle de la commande scalaire. Néanmoins, cette commande doit encore relever un autre défi, celui de sa sensibilité aux incertitudes et variations des paramètres de la machine asynchrone. Il convient de noter que ces incertitudes sont causées par des erreurs de modélisation ou des variations instantanées qui dépendent de la température ou de la saturation [23]. Il faut concevoir des algorithmes de commande assurant la robustesse du comportement du processus face à ces variations.

Les commandes non linéaires peuvent offrir plusieurs avantages par rapport aux commandes linéaires. Parmi les recherches d'intérêt dans le domaine des techniques de contrôle non linéaires, on peut citer la commande mode par glissant [24], la commande de linéarisation entrée/sortie [25] et la commande Backstepping [26]. La commande par linéarisation entrée/sortie, utilisée dans ce travail, fournit une bonne performance en régime permanent et en régime transitoire, même en présence de variations des paramètres et de perturbations du couple de charge [27], [28]. En outre, elle offre également un bon découplage entre les variables du système. Cependant, elle nécessite la connaissance du flux rotorique. Pour ce faire, plusieurs structures d'observateurs ont été proposées dans la littérature pour estimer les paramètres et variables de la machine tel que l'observateur modèle référence du system adaptatif (MRAS) [29], observateur à mode glissant [30], observateur de *Luenberger* [31] et observateur à grand gain [32], [33] qui est utilisé dans ce travail. De plus, il peut également être utilisé pour la technique de détection de défaut [34].

• Objectifs de la thèse

Le principal objectif de cette thèse est d'apporter une contribution au contrôle et à la surveillance des défauts du moteur asynchrone dans un entraînement en boucle fermée. Le modèle réduit de la machine asynchrone est dédié à la simulation de trois types de défauts : cassure des barres rotoriques, courts-circuits entre spires statoriques et excentricité statique. La mise en œuvre du contrôle par linéarisation entrée-sortie à l'aide de l'observateur à grand gain est proposée afin d'estimer la vitesse et le flux du rotor ainsi que le courant statorique dans les états sains et avec défauts des machines asynchrones. La stratégie basée sur la méthode génération des résidus est utilisée pour la détection rapide des défauts invisibles en utilisant des observateurs à grand gain au moyen du résidu de vitesse rotorique et du résidu du courant statorique. De plus, la technique HFFT

(TH et FFT) est appliquée afin d'extraire l'amplitude des fréquences de défaut de l'enveloppe du courant statorique et de les utiliser comme des données d'entrées pour les réseaux de neurones et les réseaux neuro-flous sous différentes charges et sévérités de défauts. Les résultats des simulations montrent l'intérêt de la méthode proposée pour la surveillance des défauts dans l'entraînement en boucle fermée de la machine asynchrone.

- **Structure de la thèse**

Pour mener cette étude, le contenu de la thèse est organisé en quatre chapitres:

- Le premier chapitre est consacré à une synthèse sur les diverses défaillances et techniques de diagnostic de la machine asynchrone. Au cours de ce chapitre une prospection bibliographique est effectuée pour essayer de se focaliser sur un certain nombre de travaux effectués sur les méthodes et techniques de diagnostic à base d'approches avec et sans modèles.

- Le deuxième chapitre est consacré à la présentation du modèle mathématique de la machine à induction tenant compte du défaut de cassure de barres, courts-circuits entre spires statoriques et excentricité statique. Le modèle utilisé de la machine est un modèle réduit issu d'une transformation du modèle multi enroulements permettant la représentation de la cage rotorique par un circuit maillé dans lequel les défauts sont introduits. Le diagnostic des défauts est basé sur l'analyse par la FFT en régime stationnaire du signal du courant statorique.

- Le troisième chapitre présente la commande par linéarisation entrée-sortie en utilisant l'observateur à grand gain pour l'estimation de la vitesse et du flux rotorique en considérant ainsi le courant statorique de la machine à l'état sain et à l'état avec défaut. La procédure de la surveillance considérée pour la détection des défauts en ligne et en boucle fermée se base sur l'approche modèle par la technique génération des résidus à l'aide de l'observateur à grand gain à travers le suivi des résidus du courant statorique et ceux de la vitesse rotorique. Dans ce chapitre les performances du système de commande ainsi que l'efficacité des techniques de détection sont établies en simulation.

- Le quatrième et dernier chapitre est réservé au diagnostic et à la classification automatique de l'état de la machine asynchrone en se basant sur les réseaux de neurones et les réseaux neuro-flous. Ce système permet de diagnostiquer et de classer les défauts cassure de barres rotoriques, courts-circuits entre spires statoriques, excentricité statique et les défauts mixtes. Les résultats obtenus par le réseau neuro-flous ont été comparés avec ceux obtenus avec le réseau de neurones.

Finalement, le travail est terminé par une conclusion générale qui résume le travail réalisé et les perspectives de recherche ouvertes par cette étude.

Bibliographie

- [1] B. L. Rajalakshmi Samaga and K. P. Vittal, "Comprehensive study of mixed eccentricity fault diagnosis in induction motors using signature analysis," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 35, no. 1, pp. 180–185, 2012.

-
- [2] K. C. D. Kompella, V. G. R. Mannam, and S. R. Rayapudi, "DWT based bearing fault detection in induction motor using noise cancellation," *J. Electr. Syst. Inf. Technol.*, vol. 3, no. 3, pp. 411–427, Dec. 2016.
- [3] A. Guezmil, H. Berriri, R. Pusca, A. Sakly, R. Romary, and M. F. Mimouni, "Detecting Inter-Turn Short-Circuit Fault in Induction Machine Using High-Order Sliding Mode Observer: Simulation and Experimental Verification," *J. Control. Autom. Electr. Syst.*, vol. 28, no. 4, pp. 532–540, Aug. 2017.
- [4] M. O. Mustafa, D. Varagnolo, G. Nikolakopoulos, and T. Gustafsson, "Detecting broken rotor bars in induction motors with model-based support vector classifiers," *Control Eng. Pract.*, vol. 52, pp. 15–23, Jul. 2016.
- [5] A. Menacer, "Contribustion a l'identification des parametres et des etats d'une machine a induction pour diagnostic et developpement de commande robuste: robustesse vis-à-vis de défaut," Thèse Doctorat, Université de Batna/Poitier, 2007.
- [6] A. Bellini, F. Filippetti, C. Tassoni, and G. A. Capolino, "Advances in diagnostic techniques for induction machines," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 55, no. 12, pp. 4109–4126, 2008.
- [7] F. Karami, J. Poshtan, and M. Poshtan, "Detection of broken rotor bars in induction motors using nonlinear Kalman filters," *ISA Trans.*, vol. 49, no. 2, pp. 189–195, Apr. 2010.
- [8] M. Wolkiewicz, G. Tarchala, T. Orłowska-Kowalska, and C. T. Kowalski, "Online Stator Interturn Short Circuits Monitoring in the DFOC Induction-Motor Drive," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 63, no. 4, pp. 2517–2528, Apr. 2016.
- [9] G. Didier, "Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillances," Thèse de Doctorat, U.Nancy, France, 2004.
- [10] 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, 2001.
- [11] 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, 2003.
- [12] 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, 1999.
- [13] 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, 2003.
- [14] A. Menacer, M. d N. T-Said, A. Benakcha, and S. Drid, "Stator Current Analysis of Incipient Fault into Asynchronous Motor Rotor Bars using Fourier Fast Transform," *J. Electr. Eng.*, vol. 55, no. 5, pp. 122–130, 2004.

- [15] H. Henao *et al.*, “Trends in Fault Diagnosis for Electrical Machines: A Review of Diagnostic Techniques,” *IEEE Ind. Electron. Mag.*, vol. 8, no. 2, pp. 31–42, Jun. 2014.
- [16] M. A. Moussa, M. Boucherma, and A. Khezzer, “A Detection Method for Induction Motor Bar Fault Using Sidelobes Leakage Phenomenon of the Sliding DFT,” *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. PP, no. 99, pp. 1–13, 2016.
- [17] J. A. Corral-Hernández and J. A. Antonino-Daviu, “Influence of the Start-up System in the Diagnosis of Faults in the Rotor of Induction Motors using the Discrete Wavelet Transform,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 83, no. Seit, pp. 807–815, 2016.
- [18] R. Puche-Panadero, M. Pineda-Sanchez, M. Riera-Guasp, J. Roger-Folch, E. Hurtado-Perez, and J. Perez-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, pp. 52–59, Mar. 2009.
- [19] B. Bessam, A. Menacer, M. Boumehraz, and H. Cherif, “Detection of broken rotor bar faults in induction motor at low load using neural network,” *ISA Trans.*, vol. 64, pp. 241–246, Sep. 2016.
- [20] S. E. Zouzou, W. Laala, S. Guedidi, and M. Sahraoui, “A Fuzzy Logic Approach for the Diagnosis of Rotor Faults in Squirrel Cage Induction Motors,” in *2009 Second International Conference on Computer and Electrical Engineering*, 2009, vol. 2, pp. 173–177.
- [21] Z. Ye, A. Sadeghian, and B. Wu, “Mechanical fault diagnostics for induction motor with variable speed drives using Adaptive Neuro-fuzzy Inference System,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 76, no. 9–10, pp. 742–752, Jun. 2006.
- [22] S. Solvar, V. Le, M. Ghanes, J-P. Barbot, and G. Santomena, “Observateur à mode glissant d’ordre 2 pour la machine asynchrone sans capteur mécanique,” in *Communication dans un congrès CIFA, Nancy France*, 2010.
- [23] D. Casadei, F. Profumo, and A. Tani, “FOC and DTC: two viable schemes for induction motors torque control,” *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 17, no. 5, pp. 779–787, Sep. 2002.
- [24] T. Hicham, “Contrôle par mode glissant: Observation et estimation paramétrique d’une machine à induction avec défauts,” Thèse de Doctorat, Université de Biskra, 2016.
- [25] F. Alonge, M. Cirrincione, M. Pucci, and A. Sferlazza, “Input-output feedback linearization control with on-line MRAS-based inductor resistance estimation of linear induction motors including the dynamic end effects,” *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 52, no. 1, pp. 254–266, 2016.
- [26] M. Fateh and R. Abdellatif, “Comparative study of integral and classical backstepping controllers in IFOC of induction motor fed by voltage source inverter,” *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 42, no. 28, pp. 17953–17964, Jul. 2017.
- [27] R. N. MISHRA and K. B. MOHANTY, “Implementation of feedback-linearization-modelled induction motor drive through an adaptive simplified neuro-fuzzy approach,” *Sādhanā*, vol. 42, no. 12, pp. 2113–2135, Dec. 2017.

- [28] P. Li, J. Wang, F. Wu, and H. Li, “Nonlinear controller based on state feedback linearization for series-compensated DFIG-based wind power plants to mitigate sub-synchronous control interaction,” *Int. Trans. Electr. Energy Syst.*, vol. 29, no. 1, p. e2682, Jan. 2019.
- [29] S. Yang, X. Li, Z. Xie, and X. Zhang, “A combined speed estimation scheme for indirect vector-controlled induction motors,” *Electr. Eng.*, vol. 100, no. 4, pp. 2243–2252, Dec. 2018.
- [30] A. Ammar, A. Bourek, and A. Benakcha, “Nonlinear SVM-DTC for induction motor drive using input-output feedback linearization and high order sliding mode control,” *ISA Trans.*, vol. 67, pp. 428–442, Mar. 2017.
- [31] M. Bahloul, L. Chrifi-Alaoui, A. N. Vargas, M. Chaabane, and S. Drid, “Online robust estimation of flux and load torque in induction motors,” *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 94, no. 5–8, pp. 2703–2713, Feb. 2018.
- [32] H. K. Khalil, “Cascade high-gain observers in output feedback control,” *Automatica*, vol. 80, pp. 110–118, Jun. 2017.
- [33] Y. Wang, L. Zhou, S. A. Bortoff, A. Satake, and S. Furutani, “An approximate high gain observer for speed-sensorless estimation of induction motors,” *IEEE/CAA J. Autom. Sin.*, vol. 6, no. 1, pp. 53–63, Jan. 2019.
- [34] Y. Rkhissi-Kammoun, J. Ghommam, M. Boukhnifer, and F. Mnif, “Two current sensor fault detection and isolation schemes for induction motor drives using algebraic estimation approach,” *Math. Comput. Simul.*, vol. 157, pp. 39–62, Mar. 2019.



Chapitre I
État de l'art sur le diagnostic de défaut
dans la machine asynchrone

I.1. Introduction

La machine électrique représente une part importante (près de 80 % des moteurs sont des machines asynchrones) des chaînes de production dans les parcs industriels [1]. Elle permet, pour un coût raisonnable, une grande fiabilité et une facilité de mise en œuvre (contrôle de la machine), d'entraîner efficacement des tapis et des bandes (en aluminium, en papier,...). Elle peut aussi être intégrée dans des systèmes comme les machines-outils et les éoliennes. Malgré ses qualités, la machine asynchrone à cage d'écureuil peut présenter des défauts structurels, parmi lesquels la rupture totale ou partielle de barre rotorique, portion d'anneau, court-circuit et défaut d'excentricité [2]. Par conséquent, le besoin de maintenir en exécution le moteur asynchrone à l'aide d'opérations de maintenance reste nécessaire. Un arrêt non planifié est une source importante de pertes financières pour les industriels. Les temps d'arrêt, les opérations de production en attente, les opérations de maintenance et les outils indispensables au diagnostic et à la remise en œuvre des machines asynchrones sont autant de raisons pour optimiser le processus de maintenance destiné aux moteurs asynchrones. Elle constitue une étape essentielle à franchir pour les industriels dans l'objectif d'atteindre un niveau de compétitivité très élevé dans ce contexte particulier de mondialisation.

I.2. Définitions et conceptions

Le diagnostic des procédés industriels a pour objet de trouver la cause d'une défaillance ou d'un défaut. Les concepts terminologiques (définition précise du vocabulaire) adoptés par la norme de normalisation AFNOR (association française de normalisation) est la suivante :

Le diagnostic est l'identification de la cause probable de la (ou des) défaillance(s) à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test.

La maintenance est l'ensemble des activités destinées à maintenir ou à rétablir un bien dans un état ou dans des conditions données de sûreté de fonctionnement, pour accomplir une fonction requise.

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

I.3. Conception d'un système de surveillance

La figure 1.1 présente les différentes étapes de mise en place d'une démarche de surveillance que nous résumons ci-après.

- **Premier étape : Détection**

Les méthodes de détection s'appuient généralement sur des mesures directes ou indirectes de grandeurs liées au système en fonctionnement. L'objectif est de chercher l'apparition de signatures des défauts surveillés et de générer automatiquement, c'est-à-dire sans recours à l'expertise humaine, des indicateurs informant de cette apparition.

- **Deuxième étape : Diagnostic**

L'étape de diagnostic consiste à analyser les données issues de la détection pour tenter d'identifier et de localiser la ou les causes probables de la défaillance. Les méthodes de diagnostic peuvent utiliser toutes les connaissances disponibles sur leur relation de cause à effet. Cette étape fournit des informations permettant de déterminer le degré de criticité du défaut et de cibler les moyens d'action possibles pour le contenir.

- **Troisième étape : Décision d'action**

Enfin, l'étape décisionnelle intervient pour appliquer les actions les plus appropriées afin de répondre aux exigences du cahier des charges de sûreté de fonctionnement (maintien de la fonction, sécurisation, maintenance, ...).

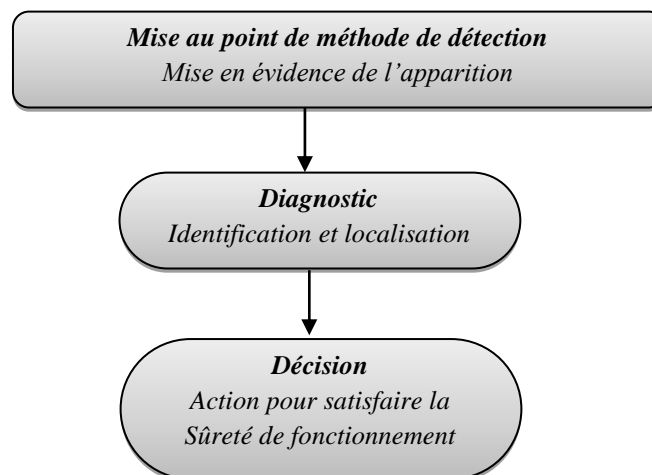


Figure I.1 : Principales étapes de conception d'un dispositif de surveillance

I.4. Principaux défauts affectant la machine asynchrone à cage d'écureuil

De nombreuses défaillances peuvent apparaître sur les machines asynchrones. Elles peuvent être des défauts internes ou/et externes [3]:

- **Défauts internes** sont causés par les constituants de la machine (circuits magnétiques rotorique et statorique, bobinages statoriques, entrefer mécanique, cage rotorique, ...).
- **Défauts externes** sont provoqués, soit par les tensions d'alimentation et la charge mécanique, soit par l'environnement de l'utilisation de la machine.

Une étude est réalisée par l'IEEE pour préciser le pourcentage de différents défauts par rapport au nombre total de défauts. L'étude porte sur différents moteurs dans des applications industrielles. Sous le parrainage d'EPRI, une étude a été menée par "General Electric Company" sur la base du rapport du constructeur du moteur. Selon leur rapport, les principaux défauts du moteur sont présentés dans le tableau I.1 [4].

Étudié par	Défaut de roulement	Défaut statorique	Défaut rotorique	Autres
<i>IEEE</i>	42 %	28 %	8 %	22 %
<i>EPRI</i>	41 %	36 %	9 %	14 %

Tableau I.1 : Possibilité d'apparition de défaut sur le moteur asynchrone

Par ailleurs, ces défauts peuvent être soit d'origine électrique ou mécanique.

1.4.1. Défaillances mécaniques

Plus de 40% de défauts de moteurs asynchrones sont des défauts mécaniques. Ces défauts peuvent être des défauts de roulements, des défauts d'excentricité...

1.4.1.1. Défauts de roulement

Les roulements à billes jouent un rôle très important dans le fonctionnement de tous types de machines électriques. Les défauts de roulements peuvent être causés par un mauvais choix de matériau à l'étape de fabrication [5]. 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. Nous savons que les courants électriques, circulant au niveau des roulements d'une machine asynchrone aux vitesses importantes, peuvent provoquer la détérioration de ces derniers. La figure I.2 présente les dimensions et la géométrie du roulement à billes [6].

La relation entre les vibrations des roulements à billes et le spectre du courant statorique est basée sur le fait que toutes les excentricités interfèrent sur le champ dans l'entrefer de la machine asynchrone. Les harmoniques contenus dans le spectre du courant statorique peuvent être décrits par l'expression suivante [5] :

$$f_{roul} = |f_s \pm k f_v|$$

Où :

f_{roul} : fréquence des roulements,

$k=1, 2, 3, \dots,$

f_v : fréquences caractéristiques des vibrations.

Les fréquences caractéristiques des vibrations dépendent de l'élément du roulement affecté par un défaut et sont liées aux paramètres physiques du roulement tel que diamètre de la bille, diamètre du palier et l'angle de contact.

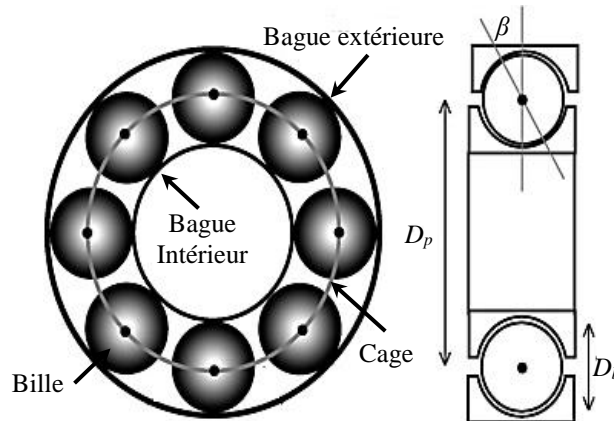


Figure I.2 : Dimensions du roulement à billes

Avec :

D_b : diamètre de la bille,

D_p : diamètre du palier,

β : angle de contact.

Selon [1] les fréquences de vibration qui caractérisent les défauts des roulements à billes sont :

➤ **défaut au niveau d'une bille :**

$$f_b = \frac{D_p}{D_b} f_{rot} \left[1 - \left(\frac{D_b}{D_p} \cos(\beta') \right)^2 \right] \quad (\text{I.1})$$

➤ **défaut sur la bague intérieure :**

$$f_{b.int} = \frac{n_b}{2} f_{rot} \left[1 + \frac{D_b}{D_p} \cos(\beta') \right] \quad (\text{I.2})$$

➤ **défaut sur la bague extérieure :**

$$f_{b.ext} = \frac{n_b}{2} f_{rot} \left[1 - \frac{D_b}{D_p} \cos(\beta') \right] \quad (\text{I.3})$$

Où :

f_{rot} : fréquence de rotation du rotor,

n_b : nombre d'éléments roulants (billes, rouleaux ou aiguilles),

β : angle de contact.

Pour des dimensions courantes, où le nombre de billes est compris entre 6 et 12, il est usuel d'appliquer les deux relations suivantes :

$$\begin{cases} f_{b.int} = 0.6n_b f_{rot} \\ f_{b.ext} = 0.4n_b f_{rot} \end{cases} \quad (I.4)$$

1.4.1.2. Défauts d'excentricité

L'excentricité de la machine est le résultat de la non uniformité d'entrefer. Ce défaut peut survenir à la suite de la flexion de l'arbre, à un mauvais positionnement du rotor par rapport au stator, à l'usure du roulement, ou à un déplacement du noyau statorique...etc. [7], [8]. Trois cas d'excentricité sont généralement considérés (figure I.3) :

- **Excentricité statique** : le rotor est déplacé du centre de l'alésage stator mais tourne toujours autour de son axe.
- **Excentricité dynamique** : le rotor est positionné au centre de l'alésage mais ne tourne plus autour de son axe.
- **Excentricité mixte** : c'est la combinaison d'une excentricité statique et d'une excentricité dynamique.

Les fréquences induites proches du fondamental sont données par [9]–[11] :

$$f_{exc} = f_s \left[1 \pm \frac{k(1-g)}{p} \right] \quad (I.5)$$

Avec :

f_{exc} : fréquence d'excentricité,

f_s : fréquence d'alimentation,

g : glissement,

k : entier naturel ($k=1, 2, 3, \dots$),

p : nombre de paires de pôles.

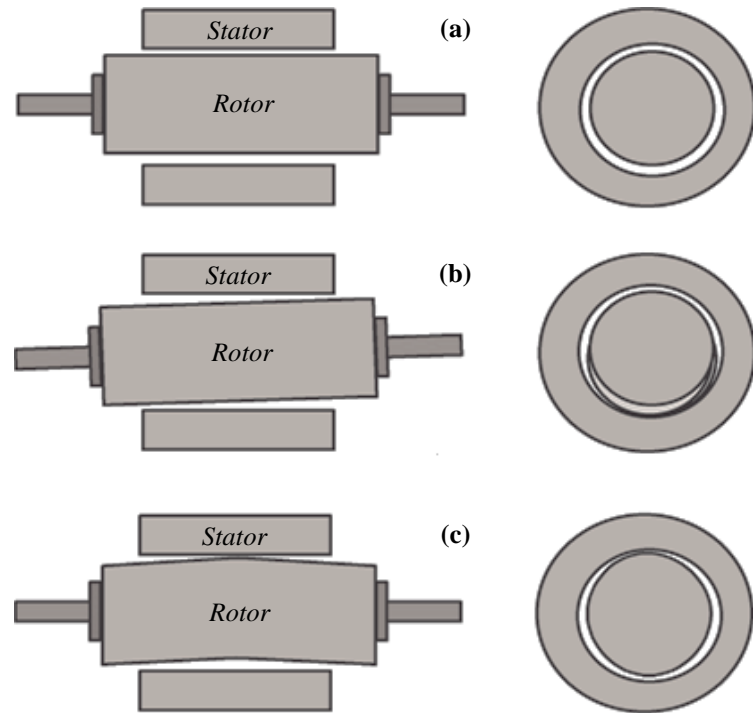


Figure I.3 : Défauts d'excentricité : (a) statique, (b) dynamique, (c) mixte

1.4.2. Défaillances électriques

1.4.2.1. Défauts statoriques

La majeure partie des défauts au stator des machines asynchrones est due aux défauts d'isolement qu'ils manifestent sous la forme d'un court-circuit entre spires, d'un court-circuit entre deux phases, ou d'un court-circuit entre une phase et la carcasse.

À partir d'études théoriques, il a été montré que le courant statorique avait un spectre enrichi par la création d'un court-circuit au stator. Les fréquences additionnelles sont données par la relation suivante [12] :

$$f_{cc} = f_s \left[\frac{k(1-g)}{p} \pm m \right] \quad (I.6)$$

Où :

f_{cc} : fréquence de court-circuit,

m : entier naturel ($m=1, 3, 5$).

Un court-circuit entre spires de la même phase est un défaut assez fréquent. Cette défaillance a pour origine un ou plusieurs défauts d'isolement dans l'enroulement concerné. Il entraîne une augmentation des courants statoriques dans la phase affectée. Une légère variation de l'amplitude sur les autres phases modifie le facteur de puissance et amplifie les courants dans le circuit rotorique. De plus, le court-circuit entre phases peut arriver en tout point du bobinage. Cependant

les répercussions ne seront pas les mêmes selon la localisation. Cette caractéristique rend difficile une analyse de l'incidence de ce défaut sur le système. L'apparition d'un court-circuit, proche de l'alimentation entre phases, induit des courants très élevés qui conduisent à la fusion des conducteurs d'alimentation et/ou à la disjonction par les protections. D'autre part, un court-circuit proche du neutre entre deux phases engendre un déséquilibre sans provoquer la fusion des conducteurs [13].

Un court-circuit entre l'enroulement et la carcasse n'a pas d'importance du point de vue matériel. Excepté les effets capacitifs, la carcasse prend alors le potentiel de l'enroulement à l'endroit du court-circuit. Par contre, au niveau de la sécurité des personnes, ce type de défauts peut être très dangereux et il est alors nécessaire de mettre en place des dispositifs de protection (disjoncteurs différentiels). Les différents court-circuits qui peuvent apparaître dans la machine sont représentés par la figure I.4.

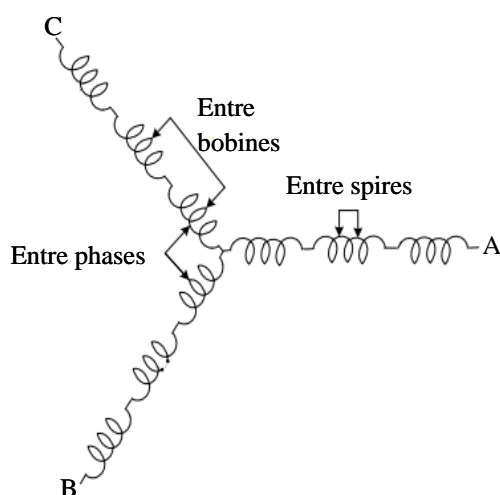


Figure I.4 : Différents types de défauts d'enroulements statoriques

I.4.2.2. Défauts rotoriques

Un rotor bobiné peut être affecté par les mêmes défauts que le stator. Pour un rotor à cage, les défauts se résument à la rupture de barres (figure I.5) ou à la rupture d'anneaux de court-circuit [12], [14]. Ces ruptures de barres ou de portions d'anneau peuvent être dues, par exemple, à une surcharge mécanique (démarrages fréquents,...), à un échauffement local excessif ou encore à un défaut de fabrication (bulles d'air ou mauvaises soudures).

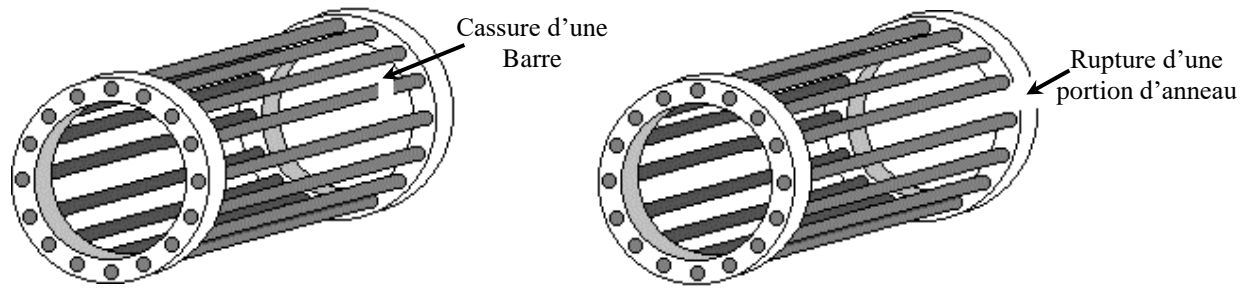


Figure I.5 : Rupture d'une barre et d'une portion d'anneau de court-circuit

L'apparition de ces types de défauts n'induit pas un arrêt de la machine, du fait que le courant qui traverse la barre cassée se répartit sur les barres adjacentes. Par conséquent, il peut y avoir des effets secondaires graves. Le mécanisme de défaut peut entraîner des parties cassées de la barre frappant les enroulements d'extrémité ou le noyau statorique. Cela peut causer de graves dommages mécaniques à l'isolation et une défaillance de l'enroulement qui en résulte peut entraîner une réparation coûteuse et une perte de production [15], [16].

En effet, si un défaut de rupture de barre apparaît, des harmoniques de flux sont produits et induisent des harmoniques de courant dans l'enroulement statorique aux fréquences :

$$f_{bc} = f_s [1 \pm 2.k .g] \quad (I.7)$$

Avec :

f_{bc} : fréquence de la barre cassée,

f_s : fréquence d'alimentation,

g : glissement,

k : entier naturel.

I.5. Aperçu sur les méthodes et techniques de diagnostic des défauts

Les machines électriques et particulièrement les machines asynchrones jouent de nos jours un rôle important dans toutes les applications industrielles. Assurer la disponibilité et la sûreté de fonctionnement de celles-ci est une tâche fondamentale. Il est donc nécessaire de développer des systèmes permettant de surveiller et de diagnostiquer l'état de santé de ces dispositifs.

Les méthodes de diagnostic des machines sont classées en deux grandes catégories : les méthodes internes et externes selon l'existence ou non d'un modèle [17], [18].

I.5.1. Méthodes sans modèle

Les méthodes sans modèle peuvent être classées aussi en deux familles. La première se base sur le traitement de signaux (approche signal) issus de capteurs de grandeurs électriques ou bien mécaniques affectées par les défauts [19]. La deuxième utilise les systèmes experts mettant en œuvre des techniques d'intelligence artificielle [20].

I.5.1.1. Approche signal

Les méthodes de traitement du signal et d'analyse spectrale sont largement appliquées dans l'industrie pour la surveillance des machines tournantes. Dans le présent contexte, pour effectuer le diagnostic d'une défaillance ou d'une dégradation, les opérateurs de la maintenance analysent un certain nombre de signaux issus de la machine. En effet, l'évolution temporelle et le contenu spectral de ces signaux contiennent les informations jugées pertinentes par les spécialistes pour la détection des anomalies qui affectent le bon fonctionnement de cette machine [21]. Le diagnostic à travers cette approche nécessite une bonne connaissance des défauts et leurs signatures. Parmi les méthodes de l'approche signal utilisées, on cite les méthodes des transformées suivantes.

a) Transformée de Fourier rapide (FFT)

La FFT est un outil mathématique largement utilisé lorsque l'analyse des signaux dans le domaine fréquentiel est nécessaire. De plus, elle est plus appropriée pour l'analyse en régime permanent. Pour les applications où les signaux dans le domaine temporel et les coefficients dans le domaine fréquentiel sont tous discrets, la transformée est appelée FT discrète (DFT) et peut être calculée en utilisant le FT rapide (FFT) pour une implémentation rapide. La FFT est définie comme un produit scalaire où la composante à la fréquence f d'un signal temporel $x(t)$ s'exprime par [22], [23]:

$$x(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi f \cdot t} dt \quad (\text{I.8})$$

L'analyse par la transformée de *Fourier* rapide est très employée pour la détection du défaut par génération des caractéristiques liées aux défauts de différents signaux comme le courant et la vibration [24].

Dans [25], [26] la FFT est utilisée afin de détecter la cassure des barres rotoriques, courts-circuits statoriques et excentricité rotorique respectivement via l'analyse directe du courant statorique MCSA (Motor Current Signal Analysis). [27], [28] ont proposé l'analyse MCSA-FFT comme un outil fiable pour la détection de défauts multiples du moteur à induction.

L'efficacité de la FFT pour la détection en régime permanent est prouvée. Cependant, l'inconvénient majeur de cette approche est dans les régimes transitoires, en fonctionnement à vide ou avec des défauts simultanés [29].

b) Transformée en ondelette

Contrairement à la FFT, la transformée en ondelettes (TO) permet plus de choix sur la fonction de base pour correspondre à un symptôme de défaut spécifique, ce qui est bénéfique pour l'extraction de caractéristiques de défauts. La théorie des ondelettes est également un type de

transformée de produit interne qui analyse les contenus non stationnaires dans le signal à l'aide d'une base d'ondelettes prédéterminée [30].

De nombreux chercheurs [31]–[33] ont utilisé une TO en tant qu'élément extracteur de plusieurs défauts de la machine à induction. [31] a montré comment détecter les défauts de roulement en analysant le courant statorique de la machine en se basant sur la TOD. Les auteurs dans [32] a démontré le succès de la TOD dans le diagnostic des défauts de court-circuit. Le travail dans [34] présente une méthode de la détection et du diagnostic de défaut des cassures de barres rotoriques basés sur les coefficients de TO lorsque la machine asynchrone fonctionne avec variation de charge.

c) Transformée de Hilbert

La transformée de *Hilbert* (TH) est utilisée pour obtenir un signal analytique à partir d'un signal réel. Elle peut être utilisée dans le processus de détection des différents types de défauts par l'analyse du courant transitoire de démarrage et en régime stationnaire. La TH offre une faible sensibilité au niveau de la charge du moteur par rapport au courant permanent. En outre, des conclusions fiables sont obtenues à partir de l'analyse des données, même à faible ou sans charge mécanique [35].

La combinaison de la TH et d'autres méthodes de traitement du signal est suggérée pour obtenir un bon outil de détection des défaillances. Dans ce contexte, de nombreux travaux sont trouvés dans la littérature sur l'utilisation de cet outil. Dans [36], une amélioration de la résolution de la méthode FFT via la TH est présentée, permettant le diagnostic des défauts statoriques et rotoriques à très faible glissement. Cette méthode consiste en l'algorithme de sélection d'échantillon approprié d'une transformation de *Hilbert* du courant statorique échantillonné et d'une analyse spectrale par FFT du module résultant pour atteindre MCSA efficacement. Une signature de défaut basée sur une combinaison améliorée de la TH et de la transformation de *Park* a été proposée dans [37] pour la détection des cassures des barres rotoriques. A partir de cette combinaison, deux signatures de défauts ont été réalisées : le vecteur d'espace du module de *Hilbert* et le vecteur d'espace de phase de *Hilbert*. Ces deux signatures sont ensuite analysées à l'aide de la FFT. Le travail dans [38] est appliqué à une analyse du courant statorique de la machine asynchrone par la TH afin de détecter les caractéristiques liées au défaut de roulement.

I.5.1.2. Systèmes experts

Ces dernières années, la surveillance et la détection de défaut des machines électriques se sont éloignées des techniques traditionnelles pour s'orienter vers des techniques dites d'intelligence artificielle (IA). L'IA est une approche efficace pour modéliser des systèmes non linéaires complexes en utilisant certaines structures et règles basées sur la connaissance a priori du système.

Il met moins l'accent sur la structure physique et les résultats intermédiaires du système, mais tente d'émuler la relation d'entrée/sortie directement. Parmi ces méthodes, on peut citer : la logique floue, les réseaux de neurones et la combinaison neuro-floue [39]–[41].

a) Logique floue

La détection du défaut dans la machine asynchrone par la méthode de la logique floue s'effectue par l'interprétation de l'état de la machine sous forme des paramètres linguistiques ; car ils sont les principaux outils de la logique floue et leurs valeurs sont des mots ou des phrases dans un langage naturel ou artificiel, employant un moyen de manipulation systématique de concepts vagues et imprécis. Par exemple, l'amplitude du courant du stator (i_s) est utilisée comme paramètre pour les sous-ensembles flous et la fonction d'appartenance correspondante est construite pour ce paramètre. L'inférence floue est conçue et supportée en utilisant une base de connaissances constituée de règles et de bases de données [16].

Le travail [42] décrit l'application d'une approche de logique floue au diagnostic du stator de la machine à induction. L'approche floue est basée sur les modèles du courant statorique de Concordia. Dans l'article [43], les auteurs ont présenté une technique pour analyser les signaux du courant et de vitesse à travers la transformée en ondelette continue et la logique floue pour la détection précise de défaut des cassures de barres rotoriques. Le travail [44] utilise aussi la logique floue pour la détection et l'estimation de la gravité du défaut.

b) Réseaux de neurones

Les réseaux neuronaux (RN) sont les types d'IA les plus courants et ont été largement utilisés dans la littérature. Les RN sont une famille de modèles statistiques non linéaires et d'algorithmes d'apprentissage ayant pour but d'imiter les comportements des neurones connectés dans les systèmes neuronaux biologiques. Ils se sont développés et ont évolué sur une longue période de temps [45].

Un réseau de neurones comprend un certain nombre de couches de neurones interconnectés : couches d'entrées, couches cachées et couches de sortie. L'entrée, représentée par les nœuds de sources, fournit des poids d'accès physiques pour l'application des signaux d'entrées. Les neurones dans la couche cachée se comportent en détecteurs de caractéristiques, tandis que les neurones dans la couche de sortie présentent à l'utilisateur les conclusions obtenues par le réseau, ou la réponse aux signaux des entrées. Une loi d'apprentissage permet d'ajuster les poids des connexions afin d'avoir les performances désirées.

L'initialisation du réseau de neurones est un processus itératif d'ajustement des poids et des biais de manière à minimiser un critère d'erreur. Elle constitue la phase d'apprentissage. Le processus d'apprentissage est une phase très importante pour la réussite d'une opération de

détection et de diagnostic par RN. Cette opération dépend énormément du choix des entrées pertinentes du réseau (les indicateurs de défauts) et du choix du type de l'architecture du réseau. Dans la littérature, nous pouvons trouver une variété d'indicateurs de défaut utilisés comme entrées du réseau pour détecter ou localiser un défaut. Nous pouvons citer les signatures vibratoires [46], les courants et la vitesse du moteur [47], les courants et les tensions [48] et la forme de la représentation du vecteur de *Park*, les déphasages entre le courant de ligne et la tension de phase [49]. En outre, [50] propose une technique efficace basée sur l'approche réseau de neurones et la H-FFT pour le diagnostic de rupture des barres rotoriques et court - circuits entre spires statoriques et excentricité statique du rotor dans des machines asynchrones à faible charge. Dans [51], le RN est entraîné par l'utilisation des valeurs efficaces des coefficients TOD de la composante q du courant statorique et le glissement du moteur à induction pour détecter les barres du rotor cassé. L'article [52] a proposé le RN et la TOD pour la détection et la localisation de défaut de court-circuit entre spires, avec l'énergie de la TOD utilisée comme entrée pour le RN perceptron multicouches à action directe, entraîné par rétro-propagation. Dans l'article [53], l'auteur présente une technique d'identification des défauts statoriques dans la machine asynchrone au moyen de techniques d'analyse principale de composante, tel que les réseaux neuronaux appliqués pour extraire des caractéristiques à partir du courant statorique et attribués comme des entrées de RN.

c) Neuro - floue

La technique neuro-floue est la combinaison des deux techniques précédentes. [54] et [55] ont montré que cette combinaison est très intéressante pour le diagnostic et la surveillance de machines asynchrones. En effet, les réseaux de neurones adaptatifs peuvent générer le système flou correspondant d'une manière autonome. Cette génération des règles est faite à partir des exemples d'apprentissage, minimisant ainsi l'intervention de l'expert lors de la formulation des règles conditionnelles. La technique neuro-floue dans l'article [56] est utilisée afin de détecter les ruptures des barres rotoriques par FTT afin d'extraire les caractéristiques à partir du spectre de la densité du flux magnétique. Ces caractéristiques sont considérées comme entrées pour la technique proposée.

I.5.2. Méthodes 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. La comparaison des paramètres mesurés représentant le fonctionnement du système et des paramètres calculés par les modèles (ou des paramètres estimés) permet la détection ainsi que l'identification de la défaillance susceptible de se produire. Ces techniques supposent la connaissance de la plage de variation de ces modèles et de leurs paramètres selon les conditions de fonctionnement du système [57]. Ces techniques peuvent être classées en trois catégories citées ci-

après.

I.5.2.1. Techniques à base de l'estimation d'état

Ces méthodes utilisent les observateurs pour la reconstruction de l'état du système en connaissant son modèle mathématique. Généralement, les observateurs sont utilisés dans les systèmes du contrôle pour réduire l'incohérence entre les résultats des systèmes modélisés et ceux issus des mesures sur systèmes réels. Cette incohérence est causée par des erreurs de bruit ou de modèle. Ces observateurs peuvent être utilisés pour le diagnostic et la détection des défauts si les paramètres du processus sont connus et les défauts peuvent être modélisés comme des changements de variables d'état du système surveillé. La figure I.6 représente le schéma de principe de l'estimation d'état à partir des grandeurs mesurées [15], [58].

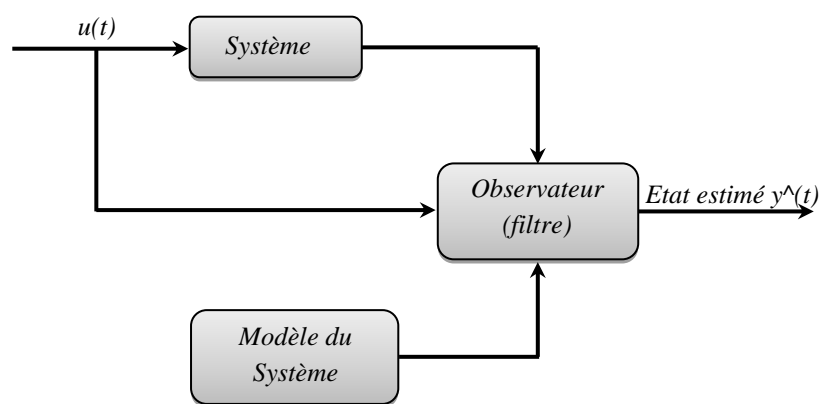


Figure I.6 : Principe de l'estimation d'état

De nombreux chercheurs ont concentré leur attention sur l'utilisation d'un observateur pour la détection des défauts. Les cassures de barres provoquent une augmentation dans la résistance rotorique apparente. En se basant sur cette hypothèse, [59], [60] ont utilisé le filtre de *Kalman* étendu pour estimer la résistance rotorique en boucle ouverte laquelle est comparée à sa valeur nominale pour détecter les ruptures de barres. Dans l'article [61], l'observateur à mode glissant est utilisé pour la détection en ligne du défaut de cassure de barres rotoriques.

I.5.2.2. Technique de génération des résidus

Le principe de la détection de défauts utilisant les observateurs est basé sur la génération des signaux résiduels qui sont sensibles à une erreur. Ces signaux résiduels sont utilisés comme indicateurs d'occurrence de défaut. Généralement, les résidus sont la différence entre les sorties mesurées et celles estimées par l'observateur (figure I.7). A l'état sain, c'est-à-dire sans incertitudes, sans perturbations, sans dynamique non modélisée, les résidus sont proches de zéro et deviennent rapidement non nuls lorsque le défaut prend naissance [62].

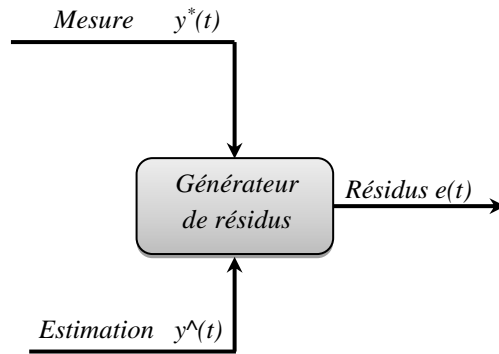


Figure I.7 : Génération des résidus

Dans les recherches de [63], [64], les auteurs ont utilisé la vitesse résiduelle du rotor, pour la détection rapide de défauts. Cela a donné de bons résultats. D'autre part, la stratégie susmentionnée peut utiliser le courant résiduel du stator, comme proposé dans certaines études [65], [66]. En outre, une étude de [67] a proposé une technique permettant de détecter les défauts en fonction du courant et de la vitesse des résidus à l'aide de l'observateur MRAS (model reference adaptive system).

I.5.2.3. Techniques d'identification

L'identification est la détermination à partir de la connaissance des signaux des entrées et des sorties d'un modèle mathématique appartenant à une classe donnée pour lequel les comportements dynamiques ou statiques sont équivalents à ceux du processus au sens d'un critère donné (figure I.8) [68]. Le processus de diagnostic peut donc se faire suivant les étapes suivantes :

- Choix d'un modèle mathématique ;
- Choix des signaux d'entrée et de sortie ;
- Critère de similitude entre le modèle et le processus.

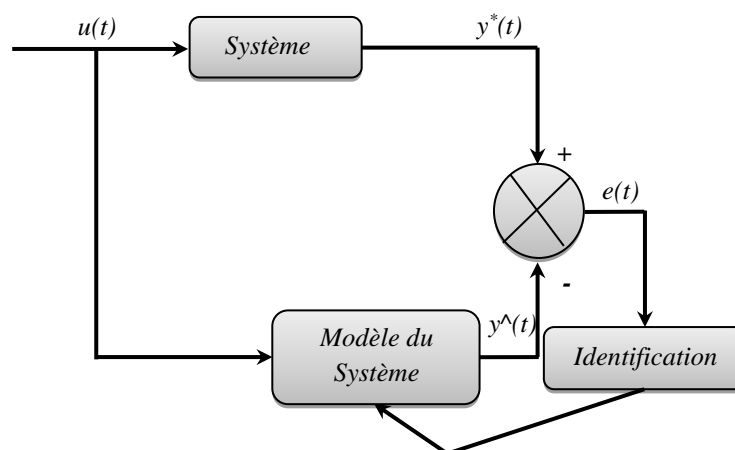


Figure I.8 : Principe des techniques d'identification

I.6. Conclusion

Ce chapitre est consacré à une présentation de l'état de l'art concernant les méthodes de surveillance des machines électriques particulièrement la machine asynchrone. Les principaux éléments d'une démarche de surveillance d'un processus sont également définis. Nous avons présenté ensuite les différentes défaillances (court-circuit, rupture des barres, excentricité,...) pouvant se manifester dans la machine asynchrone en se basant sur un modèle mathématique. Pour cela, il faut disposer d'un bon modèle décrivant le comportement dans l'état sain et avec défaut. Ce modèle mathématique fera l'objet du second chapitre.

I.7. Bibliographie

- [1] M. Julien, "Reconnaissance des défauts de la machine asynchrone : application des modèles d'intelligence artificielle," Thèse Doctorat, Université du Québec à Chicoutimi, Canada, 2017.
- [2] A. Medoued, "Surveillance et diagnostic des défauts des machines électriques : applications aux moteurs asynchrones," Thèse Doctorat, Université du 20 Août 1955-Skikda, Algeria, 2012.
- [3] S. Bennedjai, "Contribution à l'amélioration de la sûreté d'exploitation des moteurs à induction," Thèse Doctorat, Université Badji Mokhtar Annaba, Algeria, 2016.
- [4] S. Karmakar, S. Chattopadhyay, M. Mitra, and S. Sengupta, *Induction Motor Fault Diagnosis*, Book. Singapore: Springer Singapore, 2016.
- [5] S. Belhamdi, "Diagnostic Des Défauts De La Machine Asynchrone Contrôlée Par Différentes Techniques De Commande," 2014.
- [6] M. Blodt, P. Granjon, B. Raison, and G. Rostaing, "Models for Bearing Damage Detection in Induction Motors Using Stator Current Monitoring," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 55, no. 4, pp. 1813–1822, Apr. 2008.
- [7] H. Talhaoui, A. Menacer, and R. Kechida, "Mixed eccentricity fault diagnosis in the sensorless field oriented control induction motor using DWT technique," in *2015 IEEE 10th International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED)*, 2015, pp. 97–103.
- [8] M. Y. Kaikaa, M. Hadjami, and A. Khezzar, "Effects of the simultaneous presence of static eccentricity and broken rotor bars on the stator current of induction machine," 2014.
- [9] M. E. K. Oumaamar, Y. Maouche, M. Boucherma, and A. Khezzar, "Static air-gap eccentricity fault diagnosis using rotor slot harmonics in line neutral voltage of three-phase squirrel cage induction motor," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 84, pp. 584–597, Feb. 2017.
- [10] C. Andrian, "Méthode Globale De Diagnostic Des Machines Electriques," Thèse Doctorat, Université d'Artois, Lille de Nord de France, 2012.

- [11] D. Z. Li, W. Wang, and F. Ismail, "An Intelligent Harmonic Synthesis Technique for Air-Gap Eccentricity Fault Diagnosis in Induction Motors," *Chinese J. Mech. Eng.*, vol. 30, no. 6, pp. 1296–1304, Nov. 2017.
- [12] R. Hubert, "Le Contenu Spectral Du Courant Absorbé Par La Machine Asynchrone En Cas De Défaillance, Un Etat De L'art," Nancy, pp. 48–52, Jun-2002.
- [13] A. Guezmil, H. Berriri, R. Pusca, A. Sakly, R. Romary, and M. F. Mimouni, "Detecting Inter-Turn Short-Circuit Fault in Induction Machine Using High-Order Sliding Mode Observer: Simulation and Experimental Verification," *J. Control. Autom. Electr. Syst.*, vol. 28, no. 4, pp. 532–540, Aug. 2017.
- [14] Y. Cekic and L. Eren, "Broken rotor bar detection via four-band wavelet packet decomposition of motor current," *Electr. Eng.*, vol. 100, no. 3, pp. 1957–1962, Sep. 2018.
- [15] M. M. A. Bin Hasan, "Current based condition monitoring of electromechanical systems : Model-free drive system current monitoring: faults detection and diagnosis through statistical features extraction and support vector machines classification," doctoral thesis, University of Bradford, 2012.
- [16] D. V. Ramana and S. Baskar, "Diverse fault detection techniques of three-phase induction motor — A review," in *2016 International Conference on Emerging Technological Trends (ICETT)*, 2016, pp. 1–8.
- [17] S. Duvvuri and K. Detroja, "Model-based broken rotor bars fault detection and diagnosis in squirrel-cage induction motors," in *2016 3rd Conference on Control and Fault-Tolerant Systems (SysTol)*, 2016, pp. 537–539.
- [18] H.-C. Chang, S.-C. Lin, C.-C. Kuo, and C.-F. Hsieh, "Induction Motor Diagnostic System Based on Electrical Detection Method and Fuzzy Algorithm," *Int. J. Fuzzy Syst.*, vol. 18, no. 5, pp. 732–740, Oct. 2016.
- [19] H. Talhaoui, A. Menacer, A. Kessal, and A. Tarek, "Experimental diagnosis of broken rotor bars fault in induction machine based on Hilbert and discrete wavelet transforms," *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 95, no. 1–4, pp. 1399–1408, Mar. 2018.
- [20] M. M. M. Islam and J.-M. Kim, "Time–frequency envelope analysis-based sub-band selection and probabilistic support vector machines for multi-fault diagnosis of low-speed bearings," *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.*, vol. 0, no. 0, pp. 1–16, Oct. 2017.
- [21] M. Singh and A. G. Shaik, "Faulty bearing detection, classification and location in a three-phase induction motor based on Stockwell transform and support vector machine," *Measurement*, vol. 131, pp. 524–533, Jan. 2019.
- [22] J. Rangel-Magdaleno, H. Peregrina-Barreto, J. Ramirez-Cortes, and I. Cruz-Vega, "Hilbert spectrum analysis of induction motors for the detection of incipient broken rotor bars,"

- Measurement*, vol. 109, pp. 247–255, Oct. 2017.
- [23] Y. Maouche, M. E. K. Oumaamar, M. Boucherma, A. Khezzar, and H. Razik, “The Propagation Mechanism of Fault Signatures in Squirrel Cage Induction Motor Drives,” *J. Electr. Eng. Technol.*, vol. 14, no. 1, pp. 121–133, Jan. 2019.
- [24] P. Shi, Z. Chen, Y. Vagapov, and Z. Zouaoui, “A new diagnosis of broken rotor bar fault extent in three phase squirrel cage induction motor,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 42, no. 1–2, pp. 388–403, Jan. 2014.
- [25] A. Menacer, S. Moreau, A. Benakcha, and M. Nait Said, “Effect of the Position and the Number of Broken Bars on Asynchronous Motor Stator Current Spectrum,” in *2006 12th International Power Electronics and Motion Control Conference*, 2006, pp. 973–978.
- [26] R. Kechida, A. Menacer, and A. Benakcha, “Fault Detection of Broken Rotor Bars Using Stator Current Spectrum for the Direct Torque Control Induction Motor,” *World Acad. Sci. Eng. Technol.*, vol. 4, no. 6, pp. 1230–1235, 2010.
- [27] M. E. H. Benbouzid, H. Nejari, R. Beguenane, and M. Vieira, “Induction motor asymmetrical faults detection using advanced signal processing techniques,” *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 14, no. 2, pp. 147–152, Jun. 1999.
- [28] P. S. Panigrahy, P. Konar, and P. Chattopadhyay, “Broken bar fault detection using fused DWT-FFT in FPGA platform,” in *2014 International Conference on Power, Control and Embedded Systems (ICPCES)*, 2014, pp. 1–6.
- [29] K. N. Gyftakis, D. V. Spyropoulos, J. C. Kappatou, and E. D. Mitronikas, “A novel approach for broken bar fault diagnosis in induction motors through torque monitoring,” *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 28, no. 2, pp. 267–277, 2013.
- [30] J. Chen *et al.*, “Wavelet transform based on inner product in fault diagnosis of rotating machinery: A review,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 70–71, pp. 1–35, Mar. 2016.
- [31] K. C. D. Kompella, V. G. R. Mannam, and S. R. Rayapudi, “DWT based bearing fault detection in induction motor using noise cancellation,” *J. Electr. Syst. Inf. Technol.*, vol. 3, no. 3, pp. 411–427, Dec. 2016.
- [32] 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,” *Int. J. Syst. Assur. Eng. Manag.*, vol. 8, no. S1, pp. 478–488, Jan. 2017.
- [33] C. da Costa, M. Kashiwagi, and M. H. Mathias, “Rotor failure detection of induction motors by wavelet transform and Fourier transform in non-stationary condition,” *Case Stud. Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 1, pp. 15–26, Jul. 2015.
- [34] Pu Shi, Zheng Chen, Y. Vagapov, A. Davydova, and S. Lupin, “Broken bar fault diagnosis for induction machines under load variation condition using discrete wavelet transform,” in

- Proceedings of IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS 2014)*, 2014, no. 2, pp. 1–4.
- [35] M. Abd-el-Malek, A. K. Abdelsalam, and O. E. Hassan, “Induction motor broken rotor bar fault location detection through envelope analysis of start-up current using Hilbert transform,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 93, pp. 332–350, Sep. 2017.
- [36] R. Puche-Panadero, M. Pineda-Sanchez, M. Riera-Guasp, J. Roger-Folch, E. Hurtado-Perez, and J. Perez-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, pp. 52–59, Mar. 2009.
- [37] K. Bacha, S. Ben Salem, and A. Chaari, “An improved combination of Hilbert and Park transforms for fault detection and identification in three-phase induction motors,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 43, no. 1, pp. 1006–1016, Dec. 2012.
- [38] M. E. K. Oumaamar, H. Razik, A. Rezzoug, and A. Khezzar, “Line current analysis for bearing fault detection in induction motors using Hilbert transform phase,” in *International Aegean Conference on Electrical Machines and Power Electronics and Electromotion, Joint Conference*, 2011, vol. 2, no. 3, pp. 288–293.
- [39] R. Jigyasu, L. Mathew, and A. Sharma, “Multiple Faults Diagnosis of Induction Motor Using Artificial Neural Network,” vol. 712, D. Singh, B. Raman, A. K. Luhach, and P. Lingras, Eds. Singapore: Springer Singapore, 2019, pp. 701–710.
- [40] R. Liu, B. Yang, E. Zio, and X. Chen, “Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: A review,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 108, pp. 33–47, 2018.
- [41] P. Gangsar and R. Tiwari, “A support vector machine based fault diagnostics of Induction motors for practical situation of multi-sensor limited data case,” *Meas. J. Int. Meas. Confed.*, vol. 135, pp. 694–711, 2019.
- [42] F. Zidani, M. El Hachemi Benbouzid, D. Diallo, and M. S. Nait-Said, “Induction motor stator faults diagnosis by a current concordia pattern-based fuzzy decision system,” *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 18, no. 4, pp. 469–475, Dec. 2003.
- [43] A. Saghafinia, S. Kahourzade, A. Mahmoudi, W. P. Hew, and M. N. Uddin, “On line trained fuzzy logic and adaptive continuous wavelet transform based high precision fault detection of IM with broken rotor bars,” in *2012 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting*, 2012, pp. 1–8.
- [44] C. G. Dias and L. E. Chabu, “A fuzzy logic approach for the detection of broken rotor bars in squirrel cage induction motors,” in *2008 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (IEEE World Congress on Computational Intelligence)*, 2008, pp. 1987–1991.
- [45] K. Chen, C. Huang, and J. He, “Fault detection, classification and location for transmission

- lines and distribution systems: a review on the methods,” *High Volt.*, vol. 1, no. 1, pp. 25–33, Apr. 2016.
- [46] B.-S. Yang and 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.
- [47] M.-Y. Chow, R. N. Sharpe, and J. C. Hung, “On the application and design of artificial neural networks for motor fault detection. II,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 40, no. 2, pp. 189–196, Apr. 1993.
- [48] S. R. Kolla and S. D. Altman, “Artificial neural network based fault identification scheme implementation for a three-phase induction motor,” *ISA Trans.*, vol. 46, no. 2, pp. 261–266, Apr. 2007.
- [49] M. Bouzid, G. Champenois, N. M. Bellaaj, L. Signac, and K. Jelassi, “An Effective Neural Approach for the Automatic Location of Stator Interturn Faults in Induction Motor,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 55, no. 12, pp. 4277–4289, Dec. 2008.
- [50] I. Harzelli, A. Menacer, and T. Ameid, “A fault monitoring approach using model-based and neural network techniques applied to input–output feedback linearization control induction motor,” *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.*, May 2019.
- [51] M. M. Ibrahim and H. J. Nekad, “Broken Bar Fault Detection Based on the Discrete Wavelet Transform and Artificial Neural Network,” in *Asian Transactions on Engineering*, 2013, vol. 03, no. 02, pp. 1–6.
- [52] B. Bessam, A. Menacer, M. Boumehraz, and H. Cherif, “A novel method for induction motors stator inter-turn short circuit fault diagnosis based on wavelet energy and neural network,” in *2015 IEEE 10th International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED)*, 2015, pp. 143–149.
- [53] R. H. C. Palácios, A. Goedtel, W. F. Godoy, and J. A. Fabri, “Fault Identification in the Stator Winding of Induction Motors Using PCA with Artificial Neural Networks,” *J. Control. Autom. Electr. Syst.*, vol. 27, no. 4, pp. 406–418, Aug. 2016.
- [54] S. Altug, Mo-Yuen Chen, and H. J. Trussell, “Fuzzy inference systems implemented on neural architectures for motor fault detection and diagnosis,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 46, no. 6, pp. 1069–1079, 1999.
- [55] M. S. Ballal, Z. J. Khan, H. M. Suryawanshi, and R. L. Sonolikar, “Adaptive Neural Fuzzy Inference System for the Detection of Inter-Turn Insulation and Bearing Wear Faults in Induction Motor,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 54, no. 1, pp. 250–258, Feb. 2007.
- [56] C. G. Dias and C. M. de Sousa, “A Neuro-Fuzzy Approach for Locating Broken Rotor Bars in Induction Motors at Very Low Slip,” *J. Control. Autom. Electr. Syst.*, vol. 29, no. 4, pp.

- 489–499, Aug. 2018.
- [57] A. Menacer, “Contribustion a l’identification des parametres et des etats d’une machine a induction pour diagnostic et developpement de commande robuste: robustesse vis-à-vis de défaut,” Thèse Doctorat, Université de Batna/Poitier, 2007.
- [58] T. Ameid, A. Menacer, I. Harzelli, and H. Talhaoui, “Estimation de la Résistance Rotorique par le Filtre de Kalman Etendu en vue du Diagnostic du Défaut Rotorique de la Machine Asynchrone à Cage Commandée Vectoriellement,” in *THE 9th INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRICAL ENGINEERING And FIRST WORKSHOP ON ROBOTICS AND CONTROLS*, 2016, pp. 1–6.
- [59] M. Rayyam, M. Zazi, and Y. Hajji, “Detection of broken bars in induction motor using the Extended Kalman Filter (EKF),” in *2015 Third World Conference on Complex Systems (WCCS)*, 2015, pp. 1–5.
- [60] M. S. N. Said, M. E. H. Benbouzid, and A. Benchaib, “Detection of broken bars in induction motors using an extended Kalman filter for rotor resistance sensorless estimation,” *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 15, no. 1, pp. 66–70, Mar. 2000.
- [61] L. M. R. Baccarini, J. P. B. Tavares, B. R. de Menezes, and W. M. Caminhas, “Sliding mode observer for on-line broken rotor bar detection,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 80, no. 9, pp. 1089–1095, Sep. 2010.
- [62] M. Dybkowski and K. Klimkowski, “Speed sensor fault detection algorithm for vector control methods based on the parity relations,” in *2017 19th European Conference on Power Electronics and Applications (EPE'17 ECCE Europe)*, 2017, p. P.1-P.5.
- [63] Y. Yu, Y. Zhao, B. Wang, X. Huang, and D. Xu, “Current Sensor Fault Diagnosis and Tolerant Control for VSI-Based Induction Motor Drives,” *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 33, no. 5, pp. 4238–4248, May 2018.
- [64] H. Xiong, Y. Liao, X. Chu, X. Nian, and H. Wang, “Observer based fault tolerant control for a class of Two-PMSMs systems,” *ISA Trans.*, vol. 80, no. May, pp. 99–110, Sep. 2018.
- [65] Y. Yu, Z. Wang, D. Xu, T. Zhou, and R. Xu, “Speed and Current Sensor Fault Detection and Isolation Based on Adaptive Observers for IM Drives,” *J. Power Electron.*, vol. 14, no. 5, pp. 967–979, Sep. 2014.
- [66] M. Manohar and S. Das, “Current Sensor Fault-Tolerant Control for Direct Torque Control of Induction Motor Drive Using Flux-Linkage Observer,” *IEEE Trans. Ind. Informatics*, vol. 13, no. 6, pp. 2824–2833, Dec. 2017.
- [67] C. Chakraborty and V. Verma, “Speed and Current Sensor Fault Detection and Isolation Technique for Induction Motor Drive Using Axes Transformation,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 62, no. 3, pp. 1943–1954, Mar. 2015.

- [68] L. Souad, “Contribution à la Commande et Diagnostic des Défauts Statoriques et Rotoriques de la Machine Asynchrone à Cage d’Ecureuil,” Thèse doctorat, Université des Sciences et de la Technologie d’Oran Mohamed Boudiaf, algeria, 2016.



Chapitre II
Modélisation et diagnostic de la
machine asynchrone à cage avec
défauts rotoriques et statoriques

II.1. Introduction

L'une des étapes les plus importantes, dans le cadre du diagnostic, concerne l'utilisation d'un modèle analytique pour la machine asynchrone. Ce modèle permettra de simuler son fonctionnement à l'état sain ou en défaut. La modélisation permet donc l'observation et l'analyse des différentes évolutions des grandeurs électromécaniques de la machine, d'une part et, d'autre part, l'élaboration d'un diagnostic [1].

Les modèles de la machine asynchrone dédiés aux diverses défaillances, particulièrement la cassure des barres, l'excentricité statique et le court-circuit entre spires statoriques, font l'objet de nombreux travaux de recherche [2]–[4]. Ces modèles doivent pouvoir décrire le fonctionnement de la machine et être aptes à être exploités en commande [1].

Les résultats obtenus en simulation du modèle en boucle ouverte et tenant compte des défauts statoriques et rotoriques sont détaillés dans ce chapitre.

II.2. Modèle multi-enroulements de la machine

Le modèle du rotor de la machine asynchrone à cage est assimilé à un enroulement polyphasé. Ce modèle permet de renseigner sur le comportement de ce système face aux différentes excitations et d'appréhender ainsi les mécanismes régissant son fonctionnement.

Les phénomènes physiques inhérents au fonctionnement du système peuvent être partiellement ou totalement pris en compte dans un modèle. Plus le nombre d'hypothèses est grand, plus le modèle sera simple. Dans ce but, le modèle de la machine asynchrone est élaboré sur la base d'un certain nombre d'hypothèses simplificatrices fortes mais généralement admises [7]:

- la saturation est négligeable dans le circuit magnétique,
- la perméabilité relative du fer est très grande,
- la force magnétomotrice (f.m.m) dans l'entrefer est à répartition sinusoïdale,
- les courants de *Foucault* et les pertes par hystérésis sont négligeables.

II.2.1. Calcul des inductances

II.2.1.1. Partie statorique

On considère que les enroulements statoriques sont régulièrement distribués autour de la périphérie de l'entrefer de telle sorte que l'induction résultante puisse être sinusoïdale. Dans ce cas, l'expression de la FMM sera :

$$F(\theta) = \frac{2N_s}{\pi.p} i_s \cos \theta \quad (\text{II.1})$$

Avec :

θ : Position ;

N_s : Nombre de spires statoriques par phase ;

p : Nombre de paires de pôles ;

i_s : Courant d'une phase statorique.

D'après le théorème d'Ampère on peut écrire :

$$F(\theta) = \oint H dl = \frac{N_s i_s}{p} \quad (\text{II.2})$$

La décomposition de l'induction sera :

$$B_s(\theta) = \frac{2}{\pi} \mu_0 \frac{N_s}{e.p} i_s \cos p\theta \quad (\text{II.3})$$

Avec :

e : Épaisseur d'entrefer (m) ;

$\mu_0 = 4\pi 10^{-7}$: Perméabilité magnétique du vide (H.m^{-1}).

Par conséquent, le flux magnétique dans l'entrefer est obtenu par l'intégration de l'expression (II.3). On peut écrire :

$$\Phi_s = \iint_s B_s ds = \int_{-\frac{\pi}{2p}}^{\frac{\pi}{2p}} B_s r.l d\theta \quad (\text{II.4})$$

Avec :

r : Rayon moyen de l'entrefer ;

l : Longueur.

On obtient :

$$\Phi_s = \frac{4}{\pi} \mu_0 \frac{N_s}{e.p^2} r.l i_s \quad (\text{II.5})$$

Le flux total traversant l'enroulement de la phase "a" est :

$$\Phi_{sa} = N_s i_{as} \cdot \frac{2 \cdot \mu_0 \cdot N_s \cdot r \cdot l}{e \cdot p^2 \cdot \pi} \int_{-\frac{\pi}{2p}}^{\frac{\pi}{2p}} \cos \theta d\theta \quad (\text{II.6})$$

L'expression (II.6) peut donc se mettre sous la forme :

$$\Phi_{sa} = L_{sp} i_{as} \quad (\text{II.7})$$

L'inductance principale de la phase "a" s'écrit :

$$L_{sp} = 4 \cdot \mu_0 \frac{N_s^2 \cdot r \cdot l}{e \cdot p^2 \cdot \pi} \quad (\text{II.8})$$

Le flux de fuite est donné par :

$$\Phi_{fs} = L_{fs} i_{as} \quad (\text{II.9})$$

L'inductance totale de la phase "a" est égale à la somme de l'inductance de magnétisation et de l'inductance de fuite tel que :

$$L_{as} = L_{sp} + L_{fs} \tag{II.10}$$

Puisque les enroulements statoriques sont symétriques, les inductances propres des trois phases sont considérées égales : $L_{as} = L_{bs} = L_{cs}$

II.2.1.2. Partie rotorique

Comme le modèle du rotor est décomposé en circuits élémentaires (mailles), chacun étant constitué de deux barres et des portions d'anneaux les reliant à chaque extrémité. Chaque barre de la cage du rotor est représentée par une résistance R_b en série avec une inductance de fuite L_b . Les portions d'anneau en court-circuit entre deux barres consécutives sont elles aussi représentées par une résistance R_e en série avec une inductance de fuite L_e . Une maille est composée par deux barres court-circuitées par deux portions d'anneau. Par conséquent, la cage est modélisée par un certain nombre de mailles situées à la périphérie du rotor et par une maille représentant l'un des deux anneaux du court-circuit. En effet, avec N_r nombre de barres, la cage contient $2N_r$ nœuds et $3N_r$ branches en se basant sur la théorie des circuits électriques. Par conséquent, le nombre des courants indépendants dans la cage est: $3N_r - (2N_r - 1) = N_r + 1$ [6], [8]. Le schéma équivalent est indiqué sur la figure II.1.

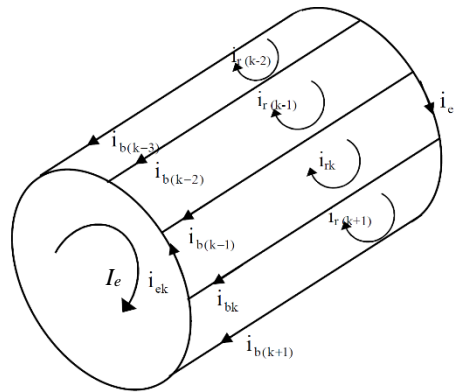


Figure II.1 : Structure de la cage de rotor de la machine asynchrone

La figure II.2 représente, en fonction de θ , l'allure de l'induction magnétique supposée radiale produite par une maille rotorique "k" dans l'entrefer [7], [9].

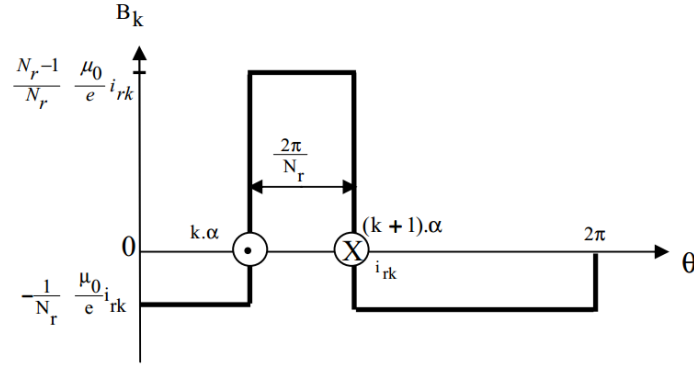


Figure II.2 : Induction magnétique produite par une maille rotorique

Avec :

B_k : Induction magnétique dans l'entrefer produite par une maille rotorique k ;

i_{rk} : Courant dans la boucle k , $k=1, \dots, N_r$;

$\alpha = p \frac{2\pi}{N_r}$: Angle électrique entre deux barres.

Chaque maille rotorique est considérée comme une bobine à une seule spire parcourue par un courant i_{rk} et est le siège d'un flux principal qui s'exprime par :

$$\Phi_{rpk} = \int_{k\alpha}^{(k+1)\alpha} B_{rpk} r.l d\theta \quad (\text{II.11})$$

Donc :

$$\Phi_{rpk} = \left(\frac{N_r - 1}{N_r^2}\right) \frac{\mu_0}{e} 2\pi.r.l.i_{rk} \quad (\text{II.12})$$

L'inductance propre d'une boucle rotorique est :

$$L_{rp} = \left(\frac{N_r - 1}{N_r^2}\right) \frac{\mu_0}{e} 2\pi.r.l \quad (\text{II.13})$$

L'inductance totale de la $k^{\text{ème}}$ maille rotorique est égale à la somme de son inductance principale, des inductances de fuite des deux barres L_b et des inductances de fuites de deux portions d'anneaux de court-circuit L_e fermant la maille k . L'expression est donc donnée par:

$$L_{rr} = L_{rp} + 2L_b + \frac{2L_e}{N_r} \quad (\text{II.14})$$

Les mailles rotoriques sont magnétiquement couplées par l'intermédiaire du flux rotorique d'entrefer. Le flux traversant la $j^{\text{ème}}$ maille et produit par le courant i_{rk} circulant dans la maille k est donné par:

$$\Phi_{jrk} = \int_{j\alpha}^{(j+1)\alpha} \left(-\frac{\mu_0}{e} \frac{1}{N_r} r.l.i_{rk}\right) d\theta \quad (\text{II.15})$$

L'inductance mutuelle entre la $k^{\text{ème}}$ maille et les mailles adjacentes est donnée par :

$$M_{rr} = -\frac{1}{N_r^2} \frac{\mu_0}{e} 2\pi.r.l \quad (\text{II.16})$$

II.2.1.3. Mutuelles inductances entre stator/rotor

La figure II.3 indique les bases géométriques de l'expression du flux mutuel entre l'enroulement d'une phase "a" au stator et un circuit élémentaire "k" au rotor.

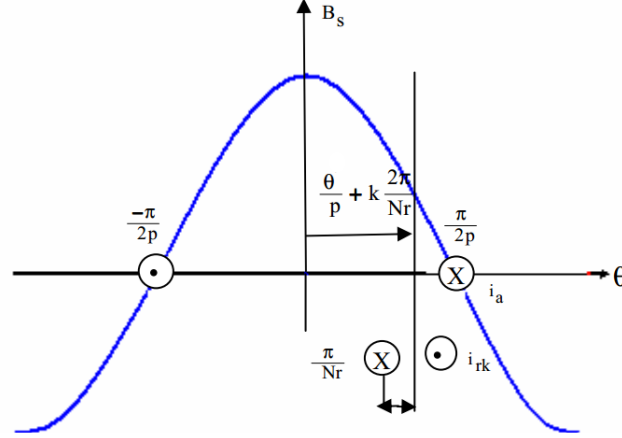


Figure II.3 : Position de la maille "k" par rapport à la bobine statorique de la phase "a"

L'induction produite par la bobine de la phase q dans la $k^{\text{ème}}$ maille rotorique est donnée par :

$$B_{sq} = \frac{2}{\pi} \mu_0 \frac{N_s}{e} i_{sq} \cos(p\theta - q \frac{2\pi}{3}) \quad (\text{II.17})$$

Avec :

$q = (1, 2, 3)$,

i_{sq} : Courant dans une phase au stator (a, b, c).

Le flux traversant la maille k , est donné par :

$$\Phi_{sqrk} = \int_{k\alpha}^{(k+1)\alpha} B_{sq} r.l d\theta \quad (\text{II.18})$$

On obtient :

$$\Phi_{sqrk} = -\frac{2}{\pi} \frac{\mu_0}{e.p} N_s i_{sq} r.l \left[\sin(p\theta - q \frac{2\pi}{3}) \right]_{k\alpha}^{(k+1)\alpha} \quad (\text{II.19})$$

L'expression de l'inductance mutuelle stator-rotor est tirée donc de celle du flux:

$$M_{sqrk} = -M_{sr} \cos(p\theta - q \frac{2\pi}{3} + k\alpha) \quad (\text{II.20})$$

Avec :

$$M_{sr} = \frac{4}{\pi} \frac{\mu_0}{e.p^2} N_s r.l \sin(\frac{\alpha}{2}) \quad (\text{II.21})$$

II.2.2. Mise en équation

Nous utilisons la transformation de *Clarke* pour passer des grandeurs triphasées statorique (a, b, c) aux grandeurs diphasées (α , β). Nous pouvons effectuer la simulation avec deux repères distincts pour le stator et le rotor.

Pour alléger le temps de calcul, on élimine l'angle θ de la matrice de couplage en choisissant le repère le plus approprié et qui est celui du rotor. Dans ce repère, toutes les grandeurs ont une pulsation $g\omega_s$ en régime permanent [9].

II.2.2.1. Equations statorique

Les équations des tensions pour les trois phases du stator peuvent être écrites sous la forme condensée suivante :

$$[V_s] = [R_s][i_s] + \frac{d}{dt}[\Phi_s] \quad (\text{II.22})$$

Après transformation et rotation, les équations électriques dans le repère rotorique s'écrivent :

$$\begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 \\ 0 & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -\omega \\ \omega & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Phi_{ds} \\ \Phi_{qs} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Phi_{ds} \\ \Phi_{qs} \end{bmatrix} \quad (\text{II.23})$$

Avec :

$$\Phi_{sdq} = \begin{bmatrix} L_{sc} & 0 \\ 0 & L_{sc} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} - M_{sr} \begin{bmatrix} \dots & \cos k\alpha & \dots \\ \dots & \sin k\alpha & \dots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{r0} \\ \vdots \\ i_{rk} \\ \vdots \\ i_{r(N_r-1)} \end{bmatrix}$$

(II.24)

Où : $k \in [0, N_r - 1]$, $k \in \mathbb{N}$

Donc :

$$\Phi_{ds} = L_{sc} i_{ds} - M_{sr} [\cos 0\alpha i_{r0} + \cos 1\alpha i_{r1} + \dots + \cos \alpha k i_{rk} + \dots + \cos(N_r - 1)\alpha i_{r(N_r-1)}] \quad (\text{II.25})$$

De la même façon pour Φ_{qs}

$$\Phi_{qs} = L_{sc} i_{qs} - M_{sr} [\sin 0\alpha i_{r0} + \sin 1\alpha i_{r1} + \dots + \sin \alpha k i_{rk} + \dots + \sin(N_r - 1)\alpha i_{r(N_r-1)}] \quad (\text{II.26})$$

Après la dérivation de l'expression (II.24), on aboutit à :

$$\frac{d\Phi_{ds}}{dt} = L_{sc} \frac{di_{ds}}{dt} - M_{sr} \left[\dots \cos k\alpha \dots \right] \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{r0} \\ \vdots \\ i_{rk} \\ \vdots \\ i_{r(N_r-1)} \end{bmatrix} \quad (\text{II.27})$$

Et :

$$\frac{d\Phi_{qs}}{dt} = L_{sc} \frac{di_{qs}}{dt} - M_{sr} \left[\dots \sin k\alpha \dots \right] \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{r0} \\ \vdots \\ i_{rk} \\ \vdots \\ i_{r(N_r-1)} \end{bmatrix} \quad (\text{II.28})$$

II.2.2.2. Equations rotoriques

L'équation de tension d'une maille k rotorique représentée par la figure II.4 peut s'écrire comme suit :

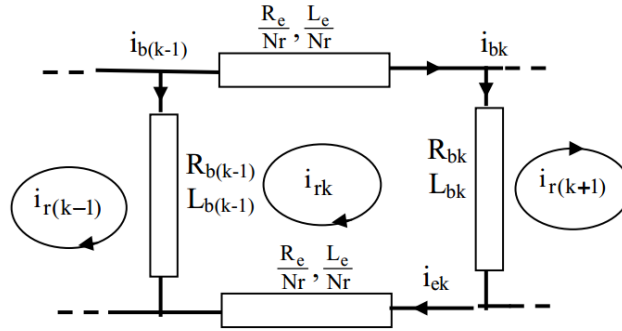


Figure II.4 : Schéma électrique équivalent d'une maille rotorique

$$\frac{R_e}{N_r} i_{rk} - R_{b(k-1)} [i_{r(k-1)} - i_{rk}] + \frac{R_e}{N_r} [i_{rk} - i_e] - R_{bk} [i_{rk} - i_{r(k+1)}] + \frac{d\Phi_{rk}}{dt} = 0 \quad (\text{II.29})$$

Sachant que :

$$i_{bk} = i_{rk} - i_{r(k+1)} ;$$

$$i_{b(k-1)} = i_{r(k-1)} - i_{rk} ;$$

$$i_{ek} = i_{rk} - i_e .$$

L'équation électrique relative à la maille k devient donc:

$$\frac{R_e}{N_r} i_{rk} - R_{b(k-1)} i_{b(k-1)} + \frac{R_e}{N_r} [i_{rk} - i_e] - R_{bk} i_{bk} + \frac{d\Phi_{rk}}{dt} = 0 \quad (\text{II.30})$$

Le flux induit dans la maille rotorique est donné par :

$$\Phi_{rk} = L_{rp} i_{rk} - M_{rr} \sum_{\substack{j=0 \\ j \neq k}}^{N_r-1} i_{rj} - \frac{2}{3} M_{sr} (i_{ds} \cos k\alpha + i_{qs} \sin k\alpha) + \frac{L_e}{N_r} (i_{rk} - i_{ek}) + L_b (-i_{b(k-1)} + i_{bk}) \quad (\text{II.31})$$

On ajoute à l'équation des circuits du rotor l'équation relative à l'anneau de court-circuit suivante :

$$L_e \frac{di_e}{dt} - \frac{L_e}{N_r} \sum_{k=0}^{N_r-1} \frac{di_{rk}}{dt} = - \left(R_e i_e - \frac{R_e}{N_r} \sum_{k=0}^{N_r-1} i_{rk} \right) \quad (\text{II.32})$$

La mise en équation du modèle de la machine conduit à un système complet suivant avec (N_r+3) équations électriques :

$$[L] \frac{d[I]}{dt} = [V] - [R][I] \quad (\text{II.33})$$

Avec :

$$[I] = [i_{ds} \quad i_{qs} \quad i_{r0} \quad \dots \quad i_{rj} \quad \dots \quad i_{r(N_r-1)} \quad i_e]^T ;$$

$$[V] = [V_{ds} \quad V_{qs} \quad 0 \quad \dots \quad 0 \quad \dots \quad 0 \quad 0]^T ;$$

$$[L] = \begin{bmatrix} L_{sc} & 0 & \dots & \dots & \dots & -M_{sr} \cos k\alpha & \dots & \dots & 0 \\ 0 & L_{sc} & \dots & \dots & \dots & -M_{sr} \sin k\alpha & \dots & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & L_{rp} + \frac{2L_e}{N_r} + 2L_b & M_{rr} - L_b & M_{rr} & \dots & M_{rr} & M_{rr} - L_b & -\frac{L_e}{N_r} \\ \vdots & \vdots & M_{rr} - L_b & L_{rp} + \frac{2L_e}{N_r} + 2L_b & M_{rr} - L_b & M_{rr} & \dots & M_{rr} & \vdots \\ -\frac{3}{2}M_{sr} \cos k\alpha & -\frac{3}{2}M_{sr} \sin k\alpha & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & M_{rr} - L_b & M_{rr} & \dots & M_{rr} & M_{rr} - L_b & L_{rp} + \frac{2L_e}{N_r} + 2L_b & -\frac{L_e}{N_r} \\ 0 & 0 & -\frac{L_e}{N_r} & \dots & \dots & \dots & \dots & -\frac{L_e}{N_r} & L_e \end{bmatrix} ;$$

$$[R] = \begin{bmatrix} R_s & -\omega_r L_{sc} & \dots & \dots & M_{sr} \omega_r \sin k\alpha & \dots & \dots & 0 \\ -\omega_r L_{sc} & R_s & \dots & \dots & -M_{sr} \omega_r \cos k\alpha & \dots & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 2\frac{R_e}{N_r} + R_{b0} + R_{b(N_r-1)} & -R_{b0} & 0 & 0 & -R_{b(N_r-1)} & -\frac{R_e}{N_r} \\ 0 & 0 & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & -R_{b(k-1)} & 2\frac{R_e}{N_r} + R_{bk} + R_{b(k-1)} & -R_{bk} & 0 & \vdots \\ 0 & 0 & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & -R_{b(N_r-1)} & 0 & 0 & -R_{b(N_r-2)} & 2\frac{R_e}{N_r} + R_{b(N_r-2)} + R_{b(N_r-1)} & -\frac{R_e}{N_r} \\ 0 & 0 & -\frac{R_e}{N_r} & \dots & \dots & \dots & -\frac{R_e}{N_r} & R_e \end{bmatrix} .$$

L'équation mécanique de la machine, d'une manière générale, s'écrit sous la forme :

$$\frac{d\omega_r}{dt} = \frac{1}{J} (C_e - C_r - F\omega_r) \tag{II.34}$$

Avec :

$$\frac{d\theta_r}{dt} = \omega_r$$

Où θ_r représente la position des grandeurs rotoriques, C_e est le couple électromagnétique, C_r est le couple de charge, J est le moment d'inertie de l'ensemble des masses tournantes et F le coefficient de frottement visqueux.

Le couple électromagnétique est obtenu par dérivation de la co-énergie :

$$C_e = \frac{3}{2} p [i_{sdq}]^T \frac{\partial}{\partial \theta_r} \begin{bmatrix} \dots & -M_{sr} \cos(\theta_r + k\alpha) & \dots \\ \dots & -M_{sr} \sin(\theta_r + k\alpha) & \dots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{rk} \\ \vdots \end{bmatrix} \tag{II.35}$$

On a donc :

$$C_e = \frac{3}{2} p M_{sr} \left\{ i_{ds} \sum_{k=0}^{N_r-1} i_{rk} \sin k\alpha - i_{qs} \sum_{k=0}^{N_r-1} i_{rk} \cos k\alpha \right\} \tag{II.36}$$

II.3. Modèle réduit de la machine asynchrone à cage en tenant compte des défauts

L'élaboration d'un modèle mathématique réduit est obtenue à partir du modèle multi-enroulement de la machine asynchrone dédié au contrôle en boucle fermée et qui tient compte des défauts rotoriques et statoriques. Le modèle prend en compte la géométrie du rotor dont le schéma équivalent est indiqué sur la figure II.5.

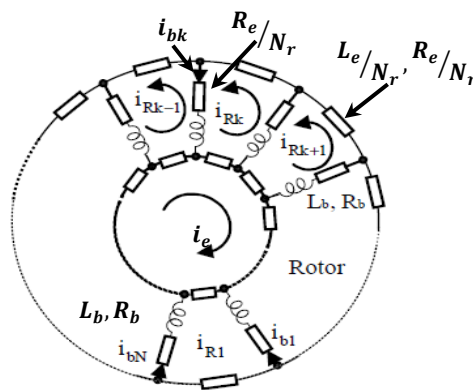


Figure II.5 : Modèle multi-enroulements équivalent de la cage rotorique

Le modèle multi-enroulements présente un handicap dans la mise en œuvre du contrôle en boucle fermée en raison du nombre important d'équations. Une transformation de *Park* étendue sera

appliquée au système du rotor pour transformer le système de N_r barres en système (d, q) [5], [6], [8], [10], [11].

On définit un vecteur d'état $[X]$ qui après transformation donne :

$$\begin{cases} [X_{odqs}] = [T_{3 \times 3}(\theta_s)] [X_{abcs}] \Rightarrow [X_{abcs}] = [T_{3 \times 3}(\theta_s)]^{-1} [X_{odqs}] \\ [X_{odqr}] = [T_{3 \times N_r}(\theta_r)] [X_{rk}] \Rightarrow [X_{rk}] = [T_{3 \times N_r}(\theta_r)]^{-1} [X_{odqr}] \end{cases} \quad (\text{II.37})$$

Avec :

$$[T_{3 \times N_r}(\theta_r)] = \frac{2}{N_r} \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \dots & \frac{1}{2} \\ \cos \theta_r & \cos(\theta_r - k.p.\frac{2\pi}{N_r}) & \dots & \cos(\theta_r - (N_r - 1)p.\frac{2\pi}{N_r}) \\ -\sin \theta_r & -\sin(\theta_r - k.p.\frac{2\pi}{N_r}) & \dots & -\sin(\theta_r - (N_r - 1)p.\frac{2\pi}{N_r}) \end{bmatrix} \quad (\text{II.38})$$

Et :

$$[T_{3 \times N_r}(\theta_r)]^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & \cos \theta_r & -\sin \theta_r \\ 1 & \cos(\theta_r - k.p.\frac{2\pi}{N_r}) & -\sin(\theta_r - k.p.\frac{2\pi}{N_r}) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & \cos(\theta_r - (N_r - 1)p.\frac{2\pi}{N_r}) & -\sin(\theta_r - (N_r - 1)p.\frac{2\pi}{N_r}) \end{bmatrix} \quad (\text{II.39})$$

Où :

θ_s est la position des grandeurs statoriques.

Le modèle réduit de la machine asynchrone à cage est obtenu en choisissant un référentiel lié au rotor. Après simplifications, on trouve la forme canonique suivante :

$$[L] \frac{d[I]}{dt} = [V] - [R][I] \quad (\text{II.40})$$

Où :

$$[L] = \begin{bmatrix} L_{sc} & 0 & -\frac{N_r}{2} M_{sr} & 0 & 0 \\ 0 & L_{sc} & 0 & -\frac{N_r}{2} M_{sr} & 0 \\ -\frac{3}{2} M_{sr} & 0 & L_{rc} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{3}{2} M_{sr} & 0 & L_{rc} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & L_e \end{bmatrix} ; [R] = \begin{bmatrix} R_s & -\omega_r L_{sc} & 0 & \frac{N_r}{2} \omega_r M_{sr} & 0 \\ \omega_r L_{sc} & R_s & -\frac{N_r}{2} \omega_r M_{sr} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_r & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & R_e \end{bmatrix}$$

L'inductance cyclique totale et la résistance du rotor sont calculées par :

$$\begin{cases} L_{rc} = L_{rp} - M_{rr} + 2\frac{L_e}{N_r} + 2L_e(1 - \cos\alpha) \\ R_r = 2\frac{R_e}{N_r} + 2R_b(1 - \cos\alpha) \end{cases} \quad (\text{II.41})$$

L'inductance propre d'une boucle rotorique est :

$$L_{rp} = \left(\frac{N_r - 1}{N_r^2}\right) \frac{\mu_0}{e} 2\pi.r.l \quad (\text{II.42})$$

L'inductance mutuelle entre les mailles du rotor non adjacentes est définie par :

$$M_{rr} = -\frac{1}{N_r^2} \frac{\mu_0}{e} 2\pi.R.l \quad (\text{II.43})$$

L'inductance cyclique totale d'une phase du stator est donnée par l'expression suivante :

$$L_{sc} = L_{sp} + L_{sf} \quad (\text{II.44})$$

L'inductance magnétisante est :

$$L_{sp} = 4\mu_0 \frac{N_s^2 r.l}{e.p^2\pi} \quad (\text{II.45})$$

L'inductance mutuelle du stator / rotor est donnée par l'expression suivante :

$$M_{sr} = (4/\pi) \left(\mu_0/e.p^2\right) N_s.r.l \sin(\alpha/2) \quad (\text{II.46})$$

Les flux dans le référentiel de *Park* sont donnés par :

$$\begin{cases} \Phi_{ds} = L_{sc} i_{ds} - \frac{N_r}{2} M_{sr} i_{dr} \\ \Phi_{qs} = L_{sc} i_{qs} - \frac{N_r}{2} M_{sr} i_{qr} \\ \Phi_{dr} = -\frac{3}{2} M_{sr} i_{ds} + L_{rc} i_{dr} \\ \Phi_{qr} = -\frac{3}{2} M_{sr} i_{qs} + L_{rc} i_{qr} \end{cases} \quad (\text{II.47})$$

Pour la partie mécanique, l'expression du couple électromagnétique en fonction des courants est donnée par :

$$C_e = \frac{3}{2} p \frac{N_r}{2} M_{sr} (i_{ds} i_{qr} - i_{qs} i_{dr}) \quad (\text{II.48})$$

En considérant l'expression du couple électromagnétique (II.48), la vitesse du rotor sera donnée par :

$$\frac{d\omega_r}{dt} = \frac{1}{J} (C_e - C_r - F\omega_r) \quad (\text{II.49})$$

II.3.1. Modèle réduit de la machine tenant compte des défauts des cassures de barres rotoriques

Les défauts rotoriques entraînent une modification sur la matrice $[R]$. La matrice de défaut rotorique s'écrit donc [5], [6], [8], [10], [11]:

$$[R_{rf}] = [R_r] + \begin{bmatrix} 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots \\ \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \vdots & \dots \\ 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots \\ 0 & \dots & 0 & R'_{bk} & -R'_{bk} & 0 & \dots \\ 0 & \dots & 0 & -R'_{bk} & R'_{bk} & 0 & \dots \\ 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & 0 & \dots \end{bmatrix} \quad (\text{II.50})$$

La nouvelle matrice des résistances rotoriques, après transformation étendue de *Park*, devient :

$$[R_{rfdq}] = \begin{bmatrix} R_{rdd} & R_{rdq} \\ R_{rqd} & R_{rqq} \end{bmatrix} \quad (\text{II.51})$$

Où les quatre termes de cette matrice sont :

$$\begin{cases} R_{rdd,rqq} = R_r + \frac{2}{N_r} (1 - \cos\alpha) \sum_k R_{bfk} \cdot (1 \pm \cos(2k-1)\alpha) \\ R_{rdq,rqd} = -\frac{2}{N_r} (1 - \cos\alpha) \sum_k R_{bfk} \cdot \sin(2k-1)\alpha \end{cases} \quad (\text{II.52})$$

R_{bfk} est la résistance d'une barre cassée, l'indice k caractérise la barre cassée [6].

En effet, le modèle d'état de la machine asynchrone en fonction du besoin du système de contrôle prend le courant statorique et les composantes du flux rotorique comme variables d'état. Les équations d'état de la machine tenant compte du défaut rotorique sont obtenues à partir de l'équation de (II.40) et des expressions (II.47). Ainsi le système non linéaire s'écrit [12]–[14]:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (\text{II.53})$$

Avec :

$$x^T = [i_{ds} \quad i_{qs} \quad \Phi_{dr} \quad \Phi_{qr} \quad i_e]; \quad u^T = [V_{ds} \quad V_{qs}]; \quad y^T = [i_{ds} \quad i_{qs}];$$

$$A = \begin{bmatrix} -a_1 - a_2 R_{rdd} & \omega_r - a_2 R_{rdq} & -a_3 R_{rdd} & -a_4 \omega_r - a_3 R_{rdq} & 0 \\ -\omega_r - a_2 R_{rqd} & -a_1 - a_2 R_{rqq} & a_4 \omega_r - a_3 R_{rqd} & -a_3 R_{rqq} & 0 \\ -a_5 R_{rdd} & -a_5 R_{rdq} & -a_6 R_{rdd} & -a_6 R_{rdq} & 0 \\ -a_5 R_{rqd} & -a_5 R_{rqq} & -a_6 R_{rqd} & -a_6 R_{rqq} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -a_7 \end{bmatrix};$$

$$B = \begin{bmatrix} a_8 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T; \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

$$a_1 = \frac{R_s}{\sigma L_{sc}}, a_2 = \frac{3M_{sr}^2 \cdot N_r}{4L_{sc} \cdot L_{rc}^2 \cdot \sigma}, a_3 = \frac{M_{sr} \cdot N_r}{2L_{sc} \cdot L_{rc}^2 \cdot \sigma}, a_4 = \frac{M_{sr} \cdot N_r}{2L_{sc} \cdot L_{rc} \cdot \sigma}, a_5 = \frac{3M_{sr}}{2L_{rc}}, a_6 = \frac{1}{L_{rc}}, a_7 = \frac{R_e}{L_e}, a_8 = \frac{1}{\sigma L_{sc}},$$

$$\sigma = 1 - \left(\frac{3M_{sr}^2 \cdot N_r}{4L_{sc} \cdot L_{rc}} \right).$$

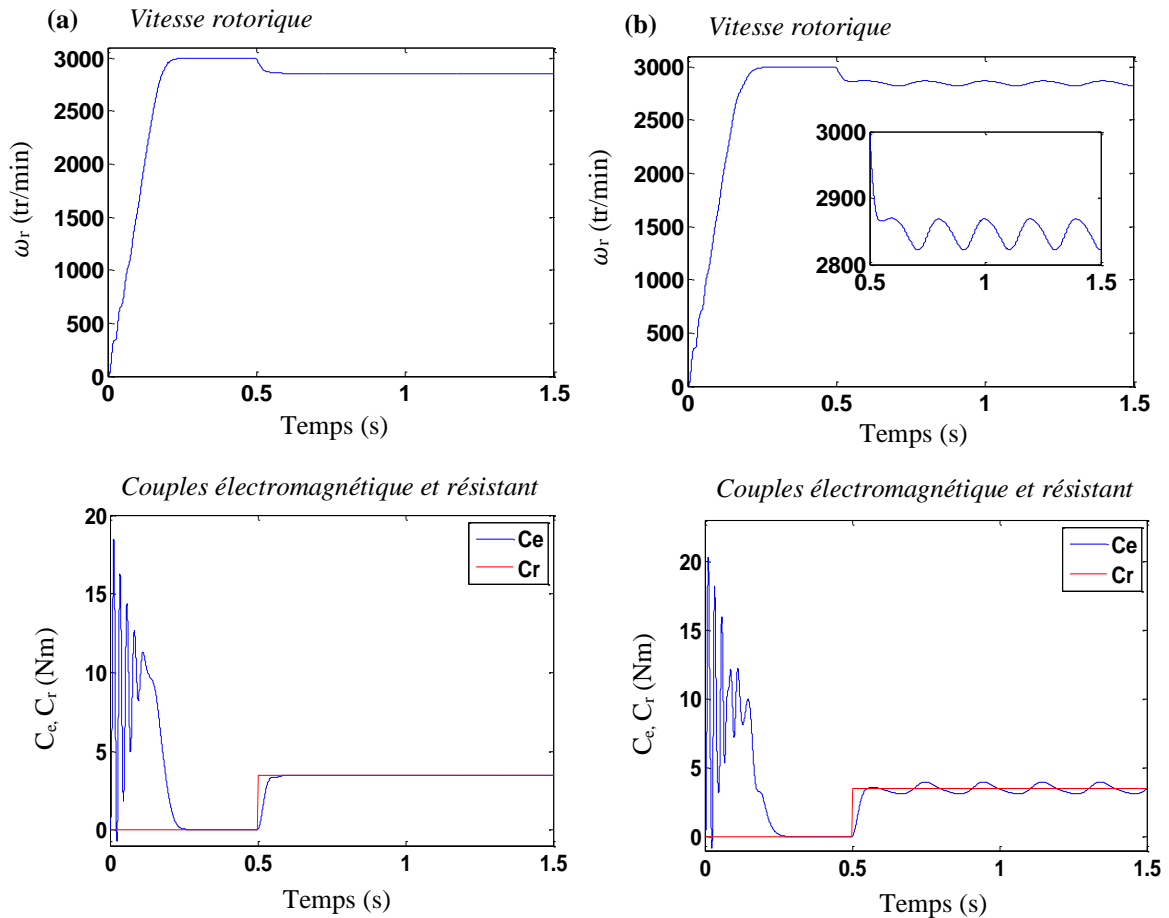
L'expression du couple électromagnétique de la machine s'écrit :

$$C_e = p \frac{3}{4} \frac{N_r \cdot M_{sr}}{L_{rc}} (\Phi_{qr} i_{ds} - \Phi_{dr} i_{qs}) \tag{II.54}$$

II.3.2. Simulation numérique : cas d'un défaut rotorique

La simulation de la machine asynchrone est effectuée sous l'environnement Matlab/Simulink en boucle ouverte afin de tester le modèle d'état réduit tenant compte du défaut rotorique. Les paramètres de simulation de la machine sont présentés en annexe A. Avec une puissance 1,1 kW et un rotor constitué de 16 barres, la machine est alimentée directement par le réseau 220V et 50Hz.

Le démarrage de la machine est effectué à vide. On charge ensuite la machine avec un couple de 3.5 Nm à l'instant t=0,5 s pour un fonctionnement sain et un fonctionnement avec défaut de deux barres adjacentes cassées.



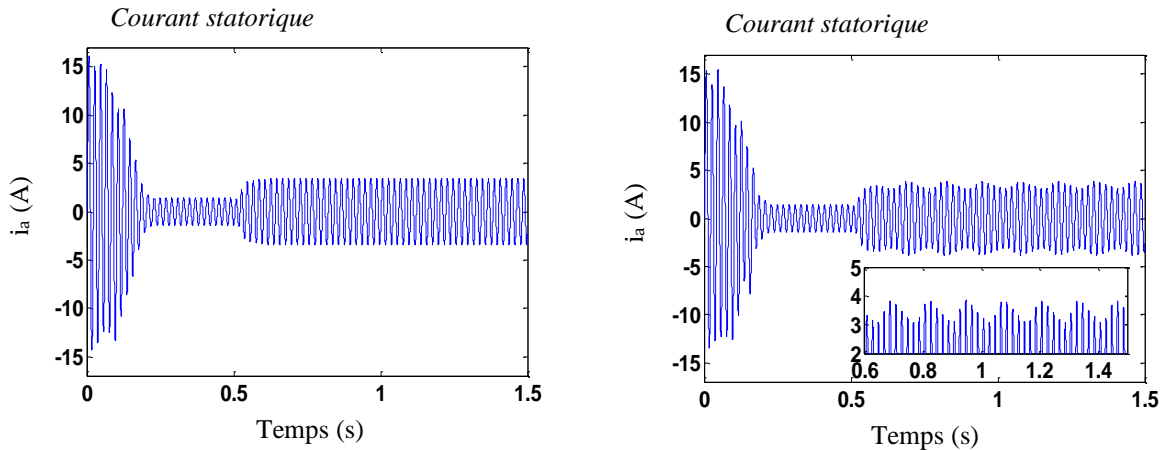


Figure II.6 : Vitesse et couple, courant statorique de la machine asynchrone à l'état : (a) sain, (b) avec cassure de deux barres adjacentes

Les courbes de figure II.6 montrent l'évolution de la vitesse, du couple électromagnétique ainsi que du courant absorbé par une phase statorique à l'état sain et à l'état avec défaut de deux barres cassées (1^{ère} et 2^{ème} barre). L'effet du défaut se manifeste par des ondulations sur la courbe de vitesse et le couple électromagnétique. L'enveloppe du courant statorique absorbé présente une très faible modulation.

L'effet du défaut est peu prévisible. Ainsi, la détermination du degré de sévérité ou du nombre de cassures des barres est délicate dans le domaine temporel. L'efficacité de la détection du défaut dépend de diverses perturbations auxquelles est soumise la machine ainsi que de ses différents régimes de fonctionnement. Le signal du courant statorique peut être riche en harmoniques. Une transformation en fréquence des signaux temporels est donc nécessaire. De ce fait, l'analyse spectrale du courant statorique, en utilisant la transformation rapide de *Fourier* (FFT) en régime permanent et à charge nominale, est appliquée pour déterminer le contenu fréquentiel du courant statorique et donc de retrouver les raies associées aux défauts des barres cassées comme le montrent les courbes de figure II.7. L'acquisition des signaux est faite pour une fréquence d'échantillonnage $f_e=10kHz$ et un temps d'acquisition de $11s$. L'analyse spectrale du courant statorique montre les composantes supplémentaires qui apparaissent en cas de défaut (figure II.7.b). Les raies du spectre du courant statorique sont données par l'expression $(1\pm 2ng)f_s$ [15] (tableau II.1) qui présente un signe de l'existence de cassures de barres.

$g=0.0506$	$(1-2g)f_s$	$(1-4g)f_s$	$(1-6g)f_s$	$(1+2g)f_s$	$(1+4g)f_s$	$(1+6g)f_s$
$f_{calculée}$ (Hz)	44.922	39.864	34.806	55.038	60.096	65.154
$f_{déduite}$ (Hz)	44.910	39.940	34.870	55.150	60.120	65.090
Amplitude (dB)	-20.62	-34.82	-52.63	-26.25	-47.78	-69.51

Tableau II.1 : Fréquences de défaut calculées et déduites : cas de cassure de deux barres rotoriques adjacentes

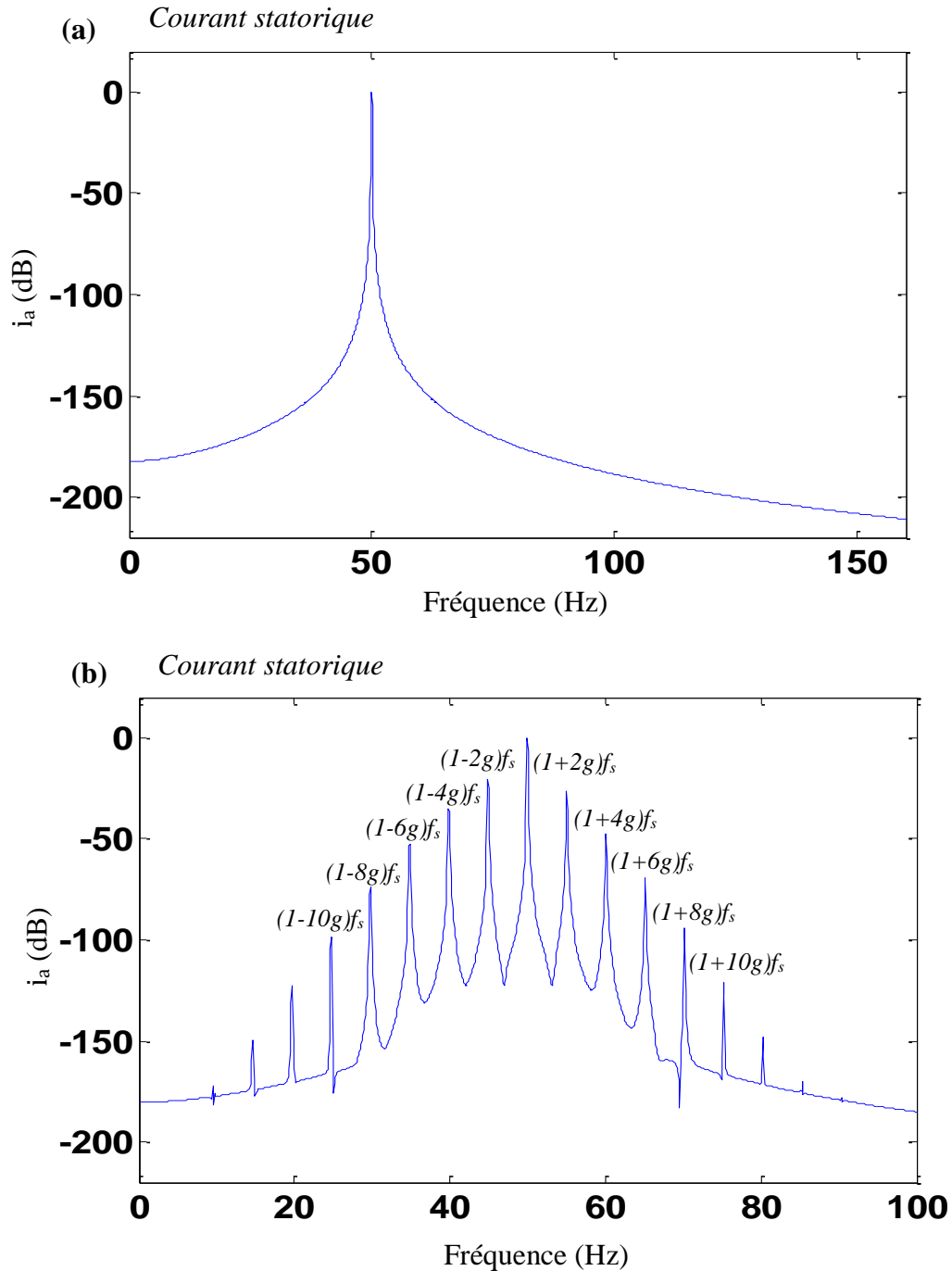


Figure II.7 : FFT du courant statorique :
 (a) machine saine, (b) machine avec deux barres adjacentes cassées

II.3.3. Modèle réduit de la machine tenant compte du défaut de court-circuit statorique

Les équations d'état de la machine asynchrone à cage prenant en compte un défaut de court-circuit statorique entre spires s'obtiennent en assemblant le vecteur d'état formé des courants statoriques et flux rotoriques avec une entrée et sortie constituée respectivement par des tensions et

courants statoriques dans le référentiel biphasé (dq). Le modèle d'état de la machine asynchrone peut être donc défini par le système d'équations non linéaires suivantes [3]:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A'x(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) + Du(t) \end{cases} \quad (\text{II.55})$$

Avec :

$$A' = \begin{bmatrix} -a_1 - a_2 R_r & \omega_r & -a_3 R_r & -a_4 \omega_r & 0 \\ -\omega_r & -a_1 - a_2 R_r & a_4 \omega_r & -a_3 R_r & 0 \\ -a_5 R_r & 0 & -a_6 R_r & 0 & 0 \\ 0 & -a_5 R_r & 0 & -a_6 R_r & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -a_7 \end{bmatrix}$$

Et :

$$D = \sum_{q=1}^3 \frac{2}{3} \frac{\eta_{ccq}}{R_s} P(-\theta) Q(\theta_{ccq}) P(\theta)$$

Où :

$$P(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta + \frac{\pi}{2}) \\ \sin(\theta) & \sin(\theta + \frac{\pi}{2}) \end{bmatrix}, \quad Q(\theta_{ccq}) = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{ccq})^2 & \cos(\theta_{ccq})\sin(\theta_{ccq}) \\ \cos(\theta_{ccq})\sin(\theta_{ccq}) & \sin(\theta_{ccq})^2 \end{bmatrix}.$$

Avec :

$P(\theta)$: matrice de rotation d'angle θ ;

$Q(\theta_{ccq})$: matrice situant l'angle du bobinage en court-circuit (si le court-circuit se produit sur la phase "a" (resp. "b" et "c") alors l'angle θ_{ccq} est égal à 0 rad (resp. $2\pi/3$ et $-2\pi/3$) ;

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

Les matrices B et C gardent les mêmes expressions que dans (II.53).

La figure II.8 représente le schéma électrique équivalent de la machine asynchrone dans le repère de Park avec fuites totalisées au stator et prise en compte d'un éventuel défaut de court-circuit sur une des trois phases [16], [17].

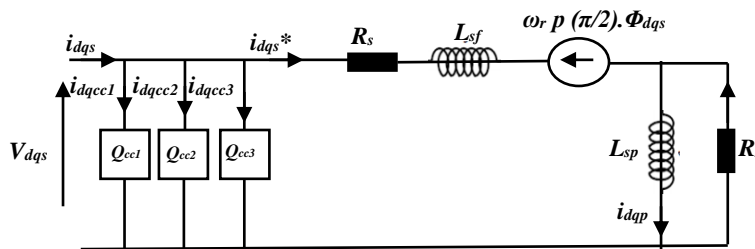


Figure II.8 : Modèle général de court-circuit dans le repère de Park lié au rotor

II.3.4. Simulation numérique : cas d'un défaut statorique

Pour étudier l'effet du défaut de court-circuit entre spires sur les caractéristiques de la machine, une simulation numérique est effectuée en régime établi de fonctionnement de la machine avec les mêmes conditions de fonctionnement que précédemment. (défaut de court-circuit entre 10% de spires de la phase a).

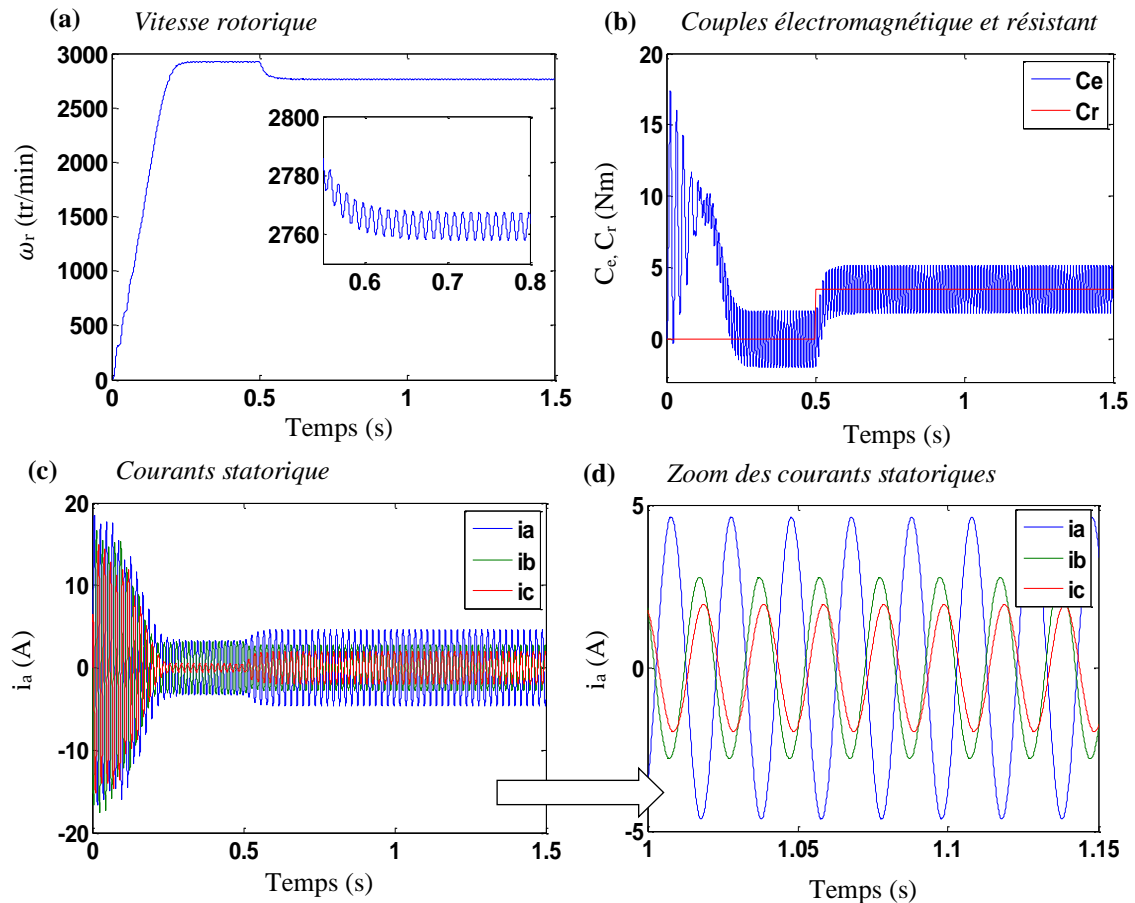


Figure II.9 : Grandeur électrique et mécanique pour un fonctionnement avec défaut de court-circuit de 10 % de spires sur la phase a

La figure II.9 présente les courbes des différentes grandeurs de la machine lorsqu'on lui applique un défaut statorique. Les figures II.9.a et II.9.b montrent des ondulations dans les allures de la vitesse et du couple électromagnétique. Ceci conduit aux vibrations mécaniques. La figure II.9.c montre qu'on a une augmentation importante au niveau du courant de la phase où s'est produit le défaut et une augmentation moins importante pour les deux autres phases (figures II.9.d).

L'analyse spectrale est effectuée sur le courant statorique de la machine avec défaut de court-circuit de 10 % entre spires de la phase a (figure II.10). On constate une présence des harmoniques de fréquence $m.f_s$ (avec $m=3, 5, \dots$) (150Hz) dans l'allure du spectre du courant statorique, ce qui représente un signe de l'existence du défaut.

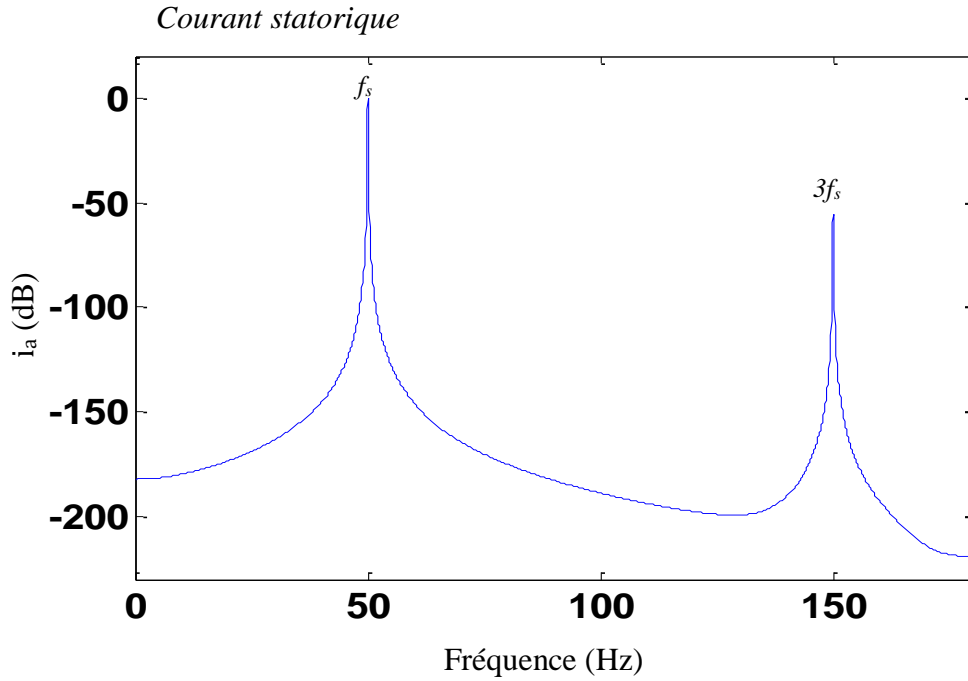


Figure II.10 : FFT du courant statorique de la machine avec un court-circuit entre spires de (10%)

II.4. Prise en compte du défaut d'excentricité statique de la machine asynchrone

Parmi les défauts majeurs souvent rencontrés dans la pratique, il y a le défaut d'excentricité. Son existence est interprétée par la non-uniformité de l'entrefer. Il existe trois types d'excentricités qui sont soit statique, dynamique ou mixte [18].

Dans notre étude, on prend en compte le défaut d'excentricité statique. Dans ce cas, le centre du rotor n'est pas confondu avec celui du stator, mais l'épaisseur minimale de l'entrefer reste fixe comme représentée dans la figure II.11.

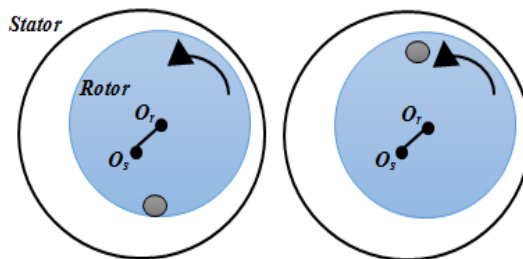


Figure II.11 : Excentricité statique dans une machine asynchrone

Le degré d'excentricité statique est défini par :

$$\varepsilon_s = \frac{O_s O_r}{e} \tag{II.56}$$

Avec:

O_s : centre du stator ;

O_r : trace du rotor excentré.

L'expression de la fonction inverse d'entrefer s'écrit [19]:

$$g_e(\theta)^{-1} = \frac{1}{e}(1 + \varepsilon_s \cos \theta) \quad (\text{II.57})$$

Où:

θ : angle mesuré à la périphérie interne du stator.

Toutes les inductances de la machine (inductance propre d'une boucle rotorique L_{rpk} , inductance mutuelle entre boucle du rotor M_{rrk} et inductance mutuelle stator-rotor M_{srk}) sont recalculées en utilisant l'expression (II.57) [19]–[22]. On trouve :

$$L_{rpk} = \frac{\mu_0}{e} r.l \left\{ 2\pi \left(\frac{N_r - 1}{N_r^2} \right) + 4\varepsilon_s \left(\frac{N_r - 1}{N_r^2} \right) \sin\left(\frac{\pi}{N_r}\right) \cos\left(\theta + k \frac{2\pi}{N_r}\right) + \frac{\varepsilon_s}{\pi} \sin\left(\frac{\pi}{N_r}\right)^2 \left(1 + \cos 2\left(\theta + k \frac{2\pi}{N_r}\right) \right) \right\} \quad (\text{II.58})$$

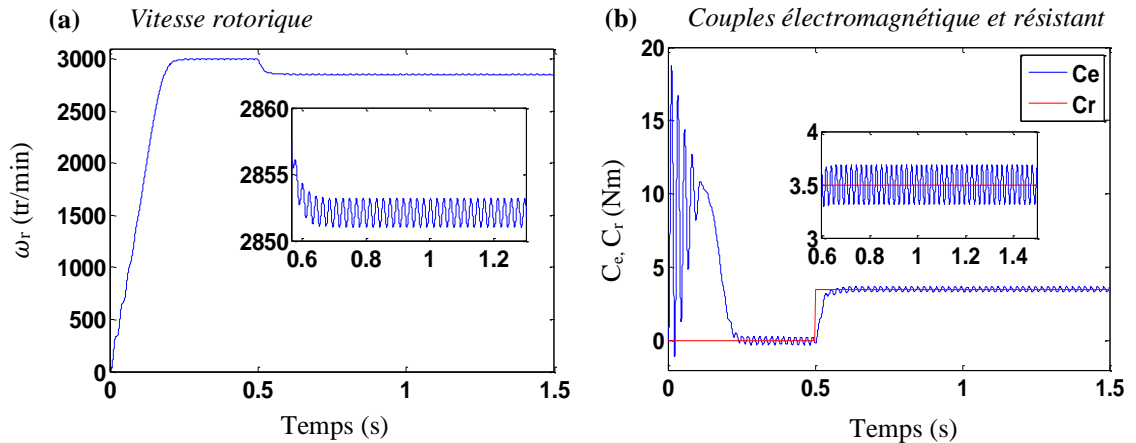
$$M_{rrk} = -\frac{\mu_0}{e} r.l \left\{ \frac{2\pi}{N_r^2} + 2\varepsilon_s \left(\frac{N_r - 1}{N_r^2} \right) \sin\left(\frac{\pi}{N_r}\right) \cos\left(\theta + k \frac{2\pi}{N_r}\right) - \frac{4\varepsilon_s \pi}{N_r^2} \sin\left(\frac{\pi}{N_r}\right) \cos\left(\theta + j \frac{2\pi}{N_r}\right) \right\} \quad (\text{II.59})$$

$$M_{srk} = \frac{4}{\pi} \frac{\mu_0}{e.p^2} N_s r.l \left\{ \sin\left(\frac{\alpha}{2}\right) \cos(\theta + k\alpha) + \frac{\varepsilon_s}{4} \sin(\alpha) \cos 2(\theta + k\alpha) + \frac{\varepsilon_s}{4} \sin\left(\frac{\alpha}{2}\right) \cos(\theta + k\alpha) \right\} \quad (\text{II.60})$$

II.4.1. Simulation du défaut d'excentricité statique

La simulation de la machine est effectuée avec un défaut d'excentricité statique caractérisé par $\varepsilon_s = 20\%$ et sous les mêmes conditions de fonctionnement précédente.

Les résultats montrent clairement l'apparition des ondulations au niveau des allures de la vitesse (figure II.12.a) et du couple (figure II.12.b). Cela se traduit par des vibrations dans la rotation de la machine. En plus, l'amplitude du courant statorique n'est plus constante (figure II.12.c), ce qui montre la présence des harmoniques dans le spectre.



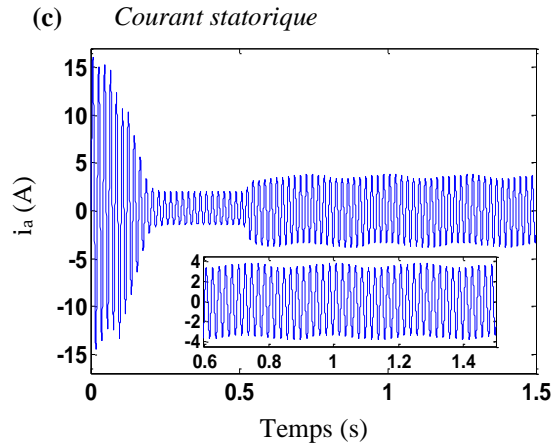


Figure II.12 : Grandeurs électrique et mécanique pour un fonctionnement avec défaut d'excentricité statique ($\varepsilon_s = 0,2$)

L'analyse par FFT permet de mettre en évidence les raies dans le spectre du signal. L'analyse spectrale du courant statorique par FFT en régime permanent est illustrée par la figure II.13.

On constate la présence des harmoniques situés à $f_{ex}=|f_s \pm kf_r|$ [23] (avec $k=1, 2, 3, \dots$, et $f_r = ((1-g)/p) f_s$), ce qui donne un signe de l'existence du défaut d'excentricité statique.

Les raies latérales déduites des courbes de l'analyse spectrale du courant statorique correspondent aux valeurs théoriques (calculées) de ces fréquences.

$m=1, k=1, 2, \dots$	$f_s - f_r$	$f_s + f_r$	$f_s + 2f_r$	$2f_r - f_s$	$3f_r - f_s$
$f_{calculée}$ (Hz)	2.463	97.496	145.013	45.053	92.570
$f_{déduite}$ (Hz)	2.433	97.530	145.100	45.110	92.660
Amplitude(dB)	-43.89	-35.93	-65.15	-67.51	-84.53

Tableau II.2 : Fréquences de défaut calculées et déduites, cas d'un défaut d'excentricité statique ($\varepsilon_s = 0,2$)

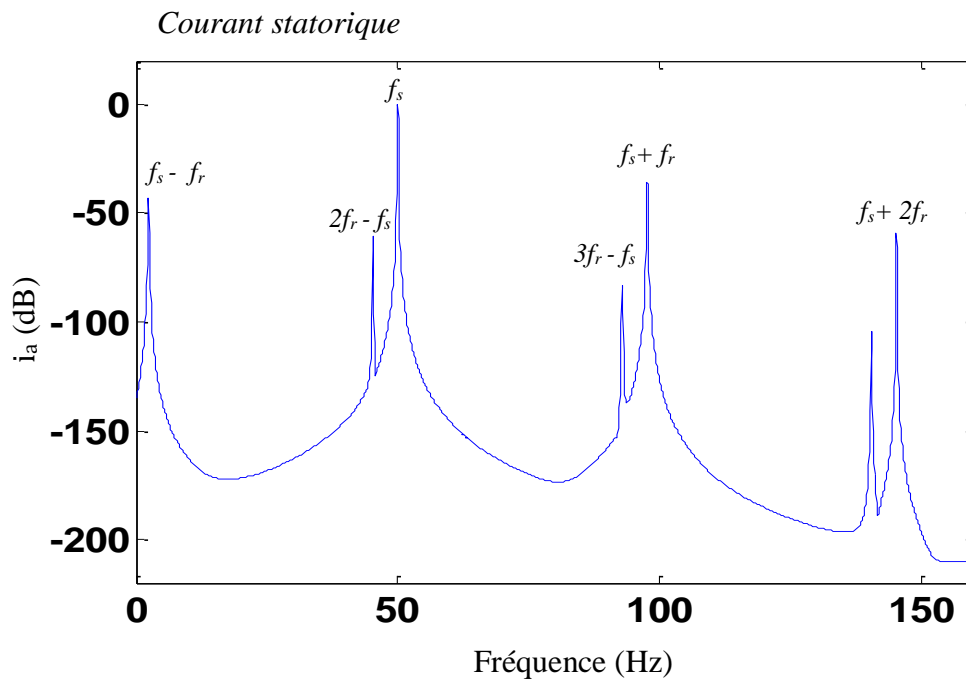


Figure II.13 : FFT du courant statorique pour la machine avec défaut d'excentricité statique ($\varepsilon_s = 0,2$)

II.5. Prise en compte de trois défauts simultanés dans la machine asynchrone

Les défauts simultanés (statorique de type court-circuit entre spires et rotorique de types rupture de barres et excentricité statique) pendant le fonctionnement de la machine sont peu présents. En effet, les vibrations et les frottements consécutifs, dus à une rupture de barres et excentricité statique, peuvent endommager, d'une part, les conducteurs d'encoches au stator et, d'autre part, provoquer un échauffement anormal à cause un défaut statorique.

La représentation d'état du modèle des défauts simultanés est la combinaison des trois modèles étudiés précédemment.

II.5.1. Simulation de trois défauts simultanés

La simulation est réalisée pour obtenir le courant statorique, la vitesse et le couple électromagnétique de la machine fonctionnant avec trois défauts (cassures de barres rotoriques, excentricité statique et court-circuit entre spires). On introduit en régime établi deux cassures de barres adjacentes, un court-circuit de 10 spires d'une phase et une excentricité statique de degré $\varepsilon_s = 20\%$.

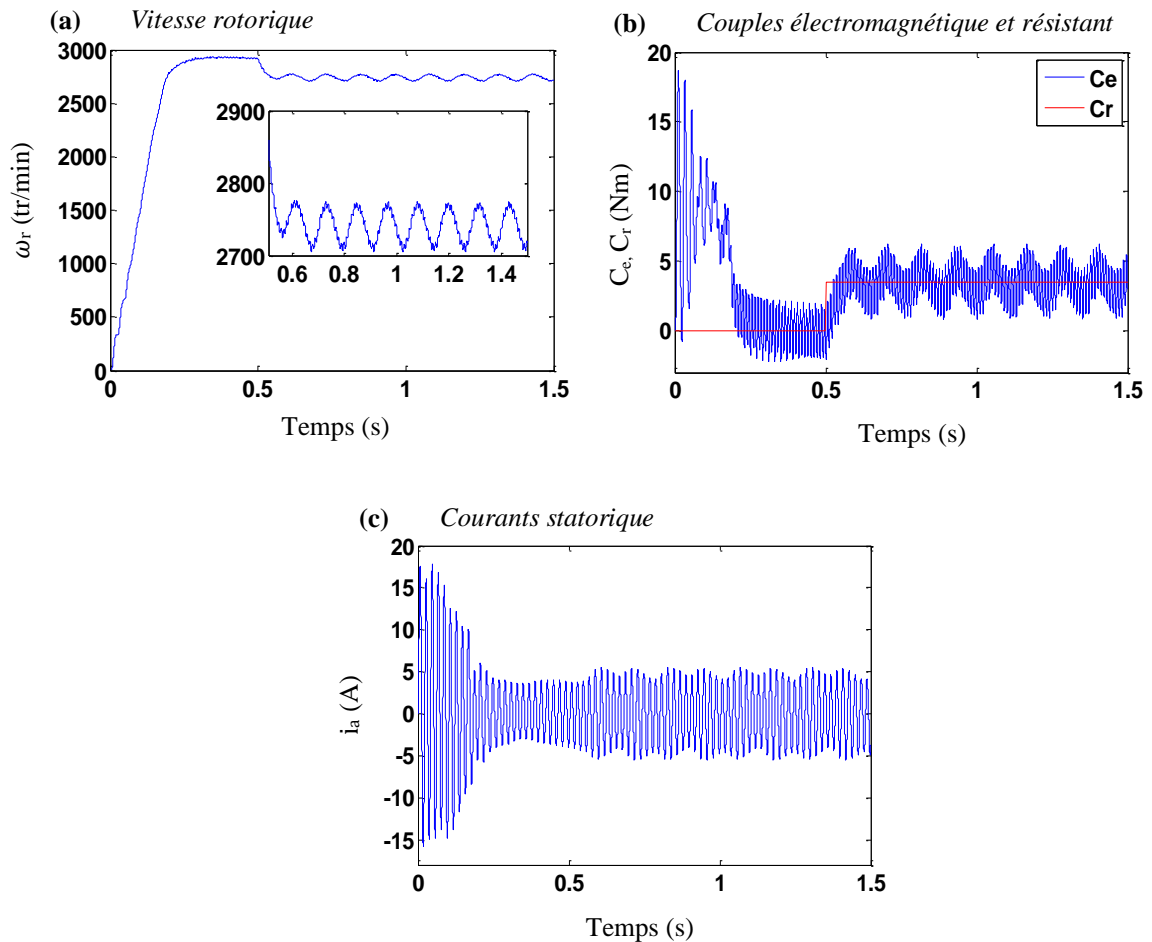


Figure II.14 : *Grandeurs électriques et mécaniques pour un fonctionnement avec défauts simultanés*

L'effet du défaut mixte se manifeste à travers les mêmes phénomènes de simulation dans toutes les grandeurs électriques et mécaniques de la machine. La vitesse rotorique (figure II.14.a) et le couple électromagnétique (figure II.14.b) sont affectés par le défaut mixte où il apparaît des oscillations et des ondulations importantes au niveau de la vitesse et du couple, ce qui augmente les vibrations, un échauffement de la machine et accélère la défaillance de la machine.

La figure II.14.c présente le courant statorique où l'on remarque une augmentation importante du courant du fait du défaut provoqué par le court-circuit statorique. On y remarque aussi la présence des ondulations provoquées par les défauts rotoriques des cassures de barres et l'excentricité statique.

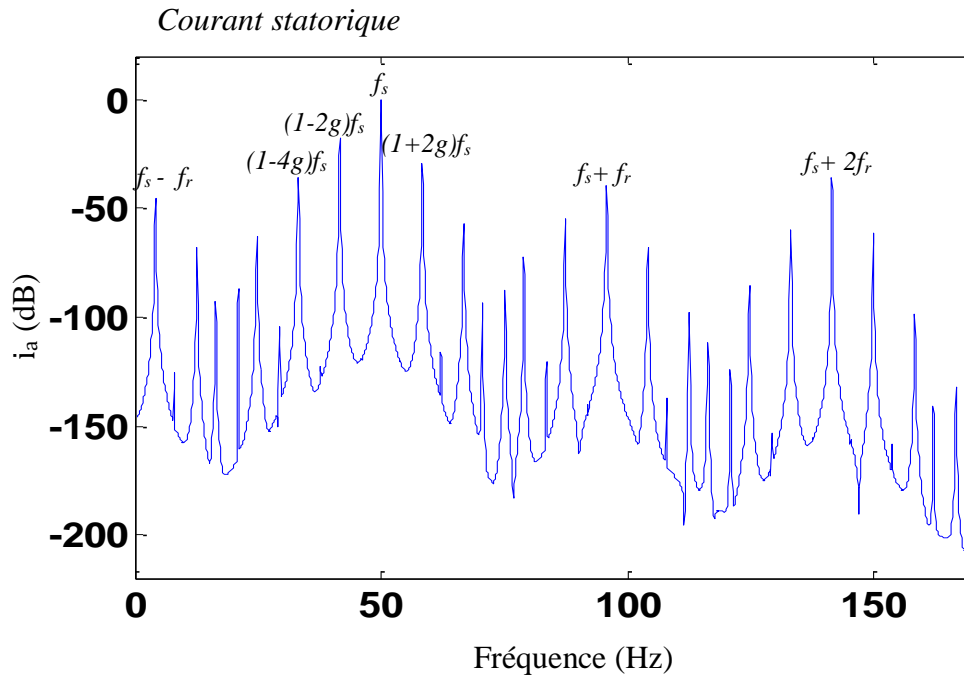


Figure II.15 : FFT du courant statorique de la machine avec défaut mixte stator/rotor

Lorsque la machine est en défaut mixte, c'est-à-dire, avec défauts de cassures de barres rotoriques, excentricité statique et court-circuit entre spires, l'analyse spectrale du courant statorique (figure II.15) montre des composantes caractéristiques liées aux barres cassées $(1 \pm 2ng) f_s$, des composantes caractéristiques liées à l'excentricité $|mf_s \pm kf_r|$ et des composantes caractéristiques générées par l'interaction entre les défauts de cassures de barres et l'excentricité statique. Néanmoins, les composantes caractéristiques liées à l'effet de court-circuit $m.f_s$ sont cachées à cause des chevauchements entre les composantes fréquentielles des autres défauts, ce qui rend le diagnostic de défaut de court-circuit assez compliqué.

II.6. Conclusion

Dans ce chapitre, un modèle réduit, issu du modèle multi enroulements et prenant en compte la géométrie de la cage rotorique en vue de la simulation des divers défauts de la machine asynchrone (défaut de cassure des barres rotorique, excentricité statique et courts-circuits entre spires de l'enroulement statorique) est appliqué.

Le diagnostic de divers défauts de la machine est effectué sur la base de l'approche « signal » en utilisant la transformée de *Fourier* rapide.

L'analyse des résultats obtenus montre que :

➤ les défauts simulés provoquent des oscillations au niveau de la vitesse rotorique et de l'amplitude de l'enveloppe du courant statorique qui n'est plus constante ;

➤ l'analyse par FFT du courant statorique en régime permanent montre l'apparition de raies additionnelles aux fréquences $(1 \pm 2ng)f_s$, $m.f_s$ et $|f_s \pm kf_r|$, respectivement dues aux défauts de cassure de barres rotoriques, de court-circuit entre spires et d'excentricité statique du rotor. Ceci montre que la méthode est efficace et peut être largement utilisée dans le diagnostic de défaut en régime de fonctionnement stationnaire. Cependant, le FFT présente une difficulté pour diagnostiquer les défauts simultanés à cause des chevauchements entre les raies de défauts de natures différentes.

Comme la machine est utilisée en fonctionnement en régime variable (fonctionnement en boucle fermée), le diagnostic de défaut s'avère compliqué en raison de non stationnarité des signaux. Pour cela, la procédure de surveillance sera appliquée pour la détection et le diagnostic des défauts en boucle fermée. Ceci fera l'objet des troisième et quatrième chapitres.

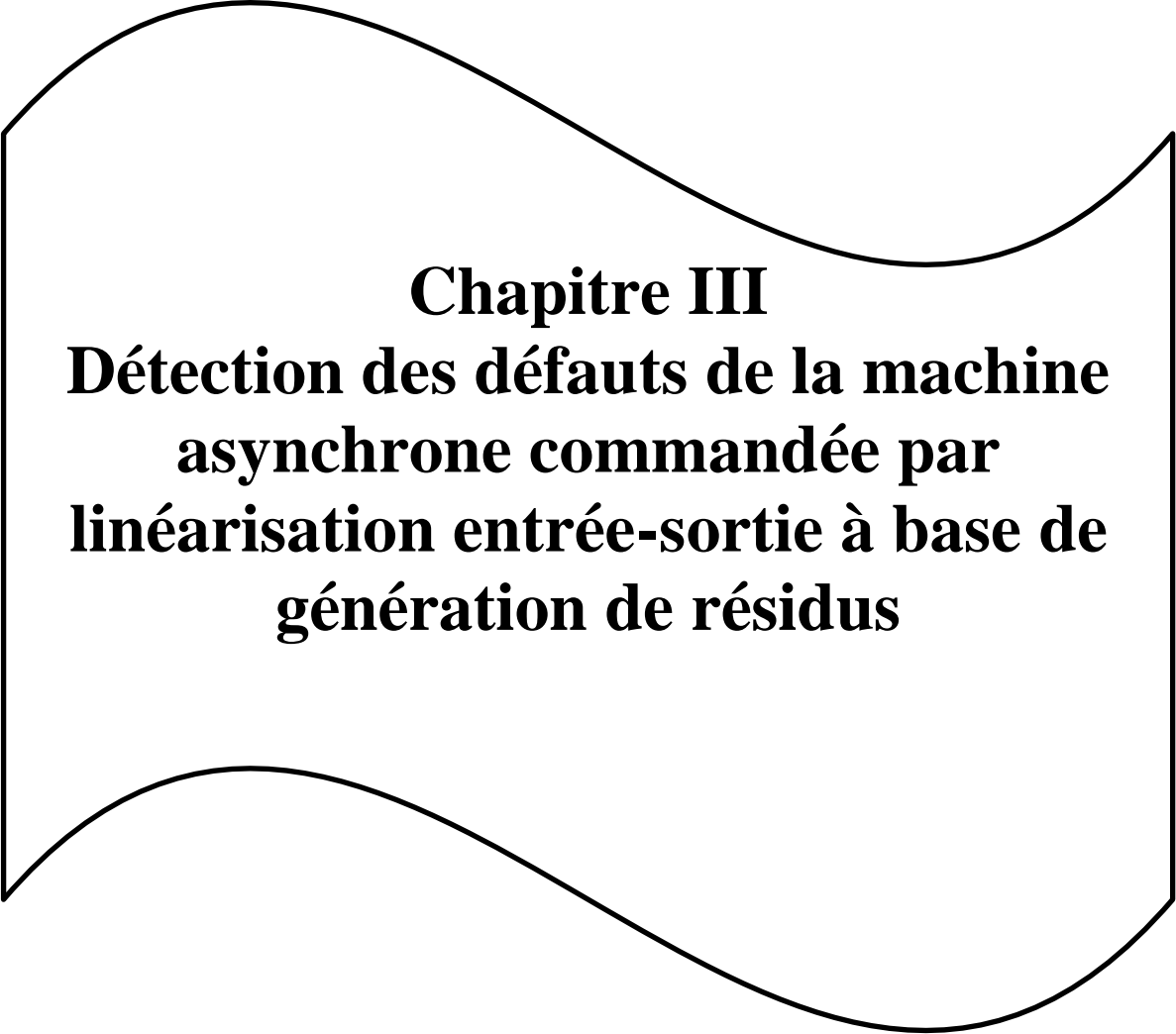
II.7. Bibliographie

- [1] A. Menacer, *Identification des paramètres et des états d'une machine à induction: diagnostic et développement de commande robuste*. Saarbrucken: éditions universitaires européennes, 2010.
- [2] H. Razik, "La machine à induction : commande et défaillance," Thèse Doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy 1, 2000.
- [3] S. Bachir, "Contribution Au Diagnostic De La Machine Asynchrone Par Estimation Paramétrique," Thèse Doctorat, Université de Poitiers, 2002.
- [4] I. B. A. Bazine, "Identification en Boucle Fermée de la Machine Asynchrone : Application à la Détection de Défaut," Thèse Doctorat, Université de Poitiers, 2008.
- [5] A. Abed, "Contribution à l'étude et au diagnostic de la machine asynchrone," Thèse Doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy-I, 2002.
- [6] A. Menacer, "Contribustion a l'identification des parametres et des etats d'une machine a induction pour diagnostic et developpement de commande robuste: robustesse vis-à-vis de défaut," Thèse Doctorat, Université de Batna/Poitier, 2007.
- [7] A. Aicha, "Contribution à l'étude et Au Diagnostic de la Machine Asynchrone," thèse doctorat, université Henri, Nancy, France, 2002.
- [8] T. Ameid, A. Menacer, H. Talhaoui, and I. Harzelli, "Rotor resistance estimation using Extended Kalman filter and spectral analysis for rotor bar fault diagnosis of sensorless vector control induction motor," *Measurement*, vol. 111, pp. 243–259, Dec. 2017.

- [9] 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 doctorat, université de Batna, Algeria, 2007.
- [10] Y. Saker, “Commande vectorielle d’une machine asynchrone avec défaut,” Mémoire Magister, Université de Biskra, 2012.
- [11] L. Baghli, “Contribution à la commande de la machine asynchrone , utilisation de la logique floue , des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques,” Thèse Doctorat, Université Henri Poincaré , Nancy-I, 1999.
- [12] T. Ameid, A. Menacer, H. Talhaoui, and I. Harzelli, “Broken rotor bar fault diagnosis using fast Fourier transform applied to field-oriented control induction machine: simulation and experimental study,” *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 92, no. 1–4, pp. 917–928, Sep. 2017.
- [13] I. Harzelli, A. Menacer, and T. Ameid, “A fault monitoring approach using model-based and neural network techniques applied to input–output feedback linearization control induction motor,” *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.*, May 2019.
- [14] R. Zaiter, “Commande directe du couple DTC d’une machine asynchrone avec défaut,” Mémoire Magister, Université de Biskra, 2013.
- [15] A. Tarek, “Contrôle et Diagnostic de la Machine à Induction,” Thèse doctorat, Université Mohamed Khider – Biskra, Algeria, 2018.
- [16] S. Bachir, S. Tnani, J.-C. Trigeassou, and G. Champenois, “Diagnosis by parameter estimation of stator and rotor faults occurring in induction machines,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 53, no. 3, pp. 963–973, Jun. 2006.
- [17] B. Besma, “Analyse et détection des défauts dans la machine asynchrone à base des techniques intelligentes,” Thèse doctorat, Université Mohamed Khider – Biskra, Algeria, 2016.
- [18] S. Nandi, T. C. Ilamparithi, S. Bin Lee, and D. Hyun, “Detection of Eccentricity Faults in Induction Machines Based on Nameplate Parameters,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 58, no. 5, pp. 1673–1683, May 2011.
- [19] M. Y. Kaikaa, M. Hadjami, and A. Khezzar, “Effects of the simultaneous presence of static eccentricity and broken rotor bars on the stator current of induction machine,” *IEEE Trans.*

Ind. Electron., vol. 61, no. 5, pp. 2452–2463, May 2014.

- [20] kaikaa M. Yazid, “Modélisation de la machine asynchrone avec prise en compte de la non uniformité de l’entrefer. Application au diagnostic,” Thèse Doctorat, Université Mentouri – Constantine, Algeria, 2010.
- [21] C. Abdallah, “Contribution à la modélisation de la machine asynchrone en vue de diagnostic des défauts par analyse spectrale des grandeurs électriques,” Thèse Doctorat, Université Des Sciences Et De La Technologie D’Oran Mohamed Boudiaf, Algeria, 2013.
- [22] M. E. K. Oumaamar, Y. Maouche, M. Boucherma, and A. Khezzar, “Static air-gap eccentricity fault diagnosis using rotor slot harmonics in line neutral voltage of three-phase squirrel cage induction motor,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 84, pp. 584–597, Feb. 2017.
- [23] H. Talhaoui, “Contrôle par mode glissant: Observation et estimation paramétrique d’une machine à induction avec défauts,” Thèse doctorat, Université Mohamed Khider – Biskra, Algeria, 2016.



Chapitre III
Détection des défauts de la machine
asynchrone commandée par
linéarisation entrée-sortie à base de
génération de résidus

III.1. Introduction

Actuellement, les machines asynchrones sont utilisées dans presque tous les domaines industriels et remplacent les machines à courant continu (MCC), bien que les MCC disposent d'un contrôle simple et offrent de bonnes réponses dynamiques grâce à leurs circuits induit et inducteur qui sont physiquement séparés et les f.m.m des deux armatures constamment orthogonales.

La difficulté dans la commande de la machine asynchrone réside dans le fait que sa dynamique est complexe, non linéaire. Son modèle mathématique est donc multi variable et fortement couplé, car il existe un couplage complexe entre les deux armatures : stator et rotor. Les évolutions dans le domaine des convertisseurs statiques à haute fréquence ont surmonté ces problèmes, ce qui a permis à *BLACSHKE* et *HASSE* en 1972 [2], [3] de réaliser la première commande découplée de la machine asynchrone appelée « commande vectorielle à flux orienté ». Cette commande utilise des régulateurs du type PID et donne des résultats acceptables dans le cas des systèmes linéaires à paramètres constants. Cependant, pour des systèmes non linéaires, les lois de commande classique peuvent être insuffisantes, car elles ne sont pas robustes surtout lorsque les exigences sur la vitesse et autres caractéristiques dynamiques du système sont strictes notamment dans les contrôles des hélicoptères, des avions à hautes performances, des robots industriels et des appareils médicaux [4]. On doit faire donc appel à des lois de commande insensibles aux variations des paramètres, aux perturbations et aux non-linéarités [5]. L'utilisation des algorithmes robustes est donc souhaitable aussi bien en régulation qu'en poursuite de trajectoire. Une solution réside dans les « **commandes par linéarisation entrée-sortie** ».

La théorie de la commande par retour d'état non linéaire a connu des développements significatifs. Cette méthode est basée sur la théorie de la géométrie différentielle pour la commande des systèmes non linéaires. En particulier, la méthode de linéarisation par retour d'état avec découplage entrée-sortie a donné lieu à des résultats satisfaisants dans différentes applications [6].

Les observateurs sont généralement utilisés dans la synthèse des lois de commande pour les machines électriques, ainsi que dans le domaine de détection de divers défauts. De nombreuses approches, basées sur un modèle, sont proposées dans la littérature soit pour la commande sans capteur des entraînements électriques soit pour la détection des défauts [7]–[12] à travers les techniques de génération des résidus. Parmi ces observateurs, on cite les observateurs à base de modes glissants et à grand gain...etc. [13], [14].

Dans ce chapitre, nous allons traiter de l'implémentation de la commande par linéarisation entrée-sortie avec l'observateur à grand gain, afin d'estimer les courants statoriques et la vitesse rotorique de la machine pour la surveillance et la détection des défauts de types : cassures de barres

rotoriques, excentricité statique et court-circuit entre spires dans une phase d'une machine asynchrone en utilisant la technique de génération des résidus.

III.2. Commande par linéarisation entrée-sortie

III.2.1. Théorie de la linéarisation

La linéarisation par retour d'état avec découplage entrée-sortie est une approche d'un modèle de contrôle non linéaire qui a attiré ces dernières années beaucoup de chercheurs [15]–[17]. L'idée principale est de transformer d'une manière algébrique la dynamique des systèmes non linéaires (complètement ou en parties) en linéaires, afin que les techniques du contrôle linéaire puissent être appliquées. Dans ce cas, la dynamique des systèmes non linéaires ne perd rien de ses propriétés du fait que la linéarisation ne fait que transformer cette dynamique d'une forme compliquée vers une autre plus simple à travers la transformation de coordonnées sélectionnées [18]. Cependant, la linéarisation entrée-sortie se distingue par ces performances, en particulier, coté découplage qui est exact et a donné lieu à des résultats satisfaisants dans différentes applications. Avant de décrire les étapes à suivre pour linéariser un système, on aborde quelles que notions mathématiques qui seront nécessaires à la bonne compréhension de la technique.

III.2.1.1. Notions mathématiques

Soit le système non linéaire :

$$\begin{aligned}\dot{x} &= f(x) + g(x)u \\ y &= h(x)\end{aligned}\tag{III.1}$$

Où l'état $x \in \mathfrak{R}^n$, l'entrée $u \in \mathfrak{R}^m$, la sortie $y \in \mathfrak{R}^p$, et les entiers de f , g et h sont des fonctions.

a-) Gradient

On définit le gradient d'une fonction scalaire $h(x)$, par rapport au vecteur x , par le vecteur ligne $\nabla h(x)$, défini par :

$$\nabla h(x) = \frac{\partial h}{\partial x_i}\tag{III.2}$$

D'une façon similaire, le gradient d'un champ de vecteur $f(x)$ est défini par le Jacobéen de f (matrice de (nxn)) comme suit :

$$(\nabla f)_{ij} = \frac{\partial f_i}{\partial x_j}\tag{III.3}$$

b-) Dérivées de Lie

Soit $h(x)$ une fonction de classe C^1 de \mathfrak{R}^n dans \mathfrak{R} et $f(x)$ est un champ de vecteurs $f(x) = [f_1(x) \ f_2(x) \ \cdots \ f_n(x)]$. On appelle dérivée de Lie de h dans la direction f , notée $L_f h$, la dérivée de h le long de la courbe intégrale de f en $x=0$. On note donc:

$$L_f h(x) = \sum_{i=1}^n f_i(x) \frac{\partial h}{\partial x_i}(x) \quad (\text{III.4})$$

Par cette expression, un champ de vecteurs f quelconque est identifié à l'opérateur différentiel linéaire du premier ordre comme suit :

$$L_f = \sum_{i=1}^n f_i(x) \frac{\partial}{\partial x_i} \quad (\text{III.5})$$

c-) Crochets de Lie

Soient f et g deux champs de vecteurs dans \mathfrak{R}^n . Le crochet de Lie des champs de vecteurs f et g est le champ de vecteurs défini par :

$$[f, g](x) = \nabla g f - \nabla f g \quad (\text{III.6})$$

On utilise la notation $[f, g] = ad_f g$ ou :

$$[f, g] = ad_f g = \frac{\partial g}{\partial x} f(x) + \frac{\partial f}{\partial x} g(x) \quad (\text{III.7})$$

Où :

$\frac{\partial g}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial x}$ sont des matrices Jacobéennes. L'application des crochets successifs de Lie donne :

$$\begin{aligned} ad_f^0 g(x) &= g(x) \\ ad_f^1 g(x) &= [f, g](x) \\ &\vdots \\ ad_f^k g(x) &= [f, ad_f^{k-1} g](x), k = 1, 2, \dots \end{aligned} \quad (\text{III.8})$$

Les crochets de Lie ont des propriétés que nous pouvons écrire en adoptant la notation précédente [19] :

– Distributivité :

$$[a_1 f_1 + a_2 f_2, g](x) = a_1 [f_1, g] + a_2 [f_2, g], [g, a_1 g_1 + a_2 g_2] = a_1 [f, g_1] + a_2 [f, g_2] \quad (\text{III.10})$$

– Anti-commutativité :

$$[f, g] = -[g, f] \quad (\text{III.11})$$

– Identité de Jacobi :

$$\begin{aligned} [f, [g, p]] + [g, [p, f]] + [p, [f, g]] &= 0 \\ L_{adfg} h &= L_f L_g h - L_g L_f h \end{aligned} \quad (\text{III.12})$$

d-) Difféomorphisme

La fonction différentielle $\Phi : \mathfrak{R}^n \rightarrow \mathfrak{R}^n$ définie dans une région $\Omega \subset \mathfrak{R}^n$ est appelée difféomorphisme si elle vérifie les deux conditions suivantes :

- Φ est inversible, c'est-à-dire, il existe une fonction Φ^{-1} telle que: $\Phi^{-1}(\Phi(x)) = x$, pour tout $x \in \Omega \subset \mathfrak{R}^n$.

- Φ^{-1} et Φ sont des fonctions lisses.

Le difféomorphisme est utilisé pour transformer un système non linéaire en un autre système linéaire en effectuant un changement de variables de la forme :

$$z = \Phi(x) \Rightarrow \dot{z} = \frac{\partial \Phi}{\partial x} \dot{x} = \frac{\partial \Phi}{\partial x} (f(x) - g(x)u) \quad (\text{III.13})$$

Où $\Phi(x)$ représente n variables :

$$\Phi(x) = \begin{bmatrix} \Phi_1(x) \\ \Phi_2(x) \\ \vdots \\ \Phi_n(x) \end{bmatrix}, x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad (\text{III.14})$$

A noter que si $\Phi^{-1}(z)$ (transformation inverse) existe pour tout $z \in \mathfrak{R}^n$, le difféomorphisme est dit global. Dans le cas contraire, le difféomorphisme est appelé local et on doit le considérer seulement autour de la région $\Omega \subset \mathfrak{R}^n$.

Lorsque cette transformation existe, elle permet en particulier de stabiliser le système exactement comme s'il s'agissait d'un système linéaire, en utilisant les méthodes classiques des systèmes linéaires.

e-) Degré relatif

D'après [20], [21], le degré relatif (r) de la sortie y est le nombre de fois qu'il faut dériver y par rapport au temps pour faire apparaître explicitement l'entrée u dans les dérivées de y . D'après cette définition littéraire on peut dire que :

Le système de la forme Eq. III.1 est dit de degré relatif (r) dans une région Ω au voisinage d'un point x_0 si:

- $L_g L_f^i(x) = 0$ tel – que $\forall x \in \mathfrak{R}^n \ 0 \leq i \leq r-2$
- $L_g L_f^{r-1}(x) \neq 0$ tel – que $\forall x \in \mathfrak{R}^n$

En effet, si on applique cette définition au système (III.1), nous obtenons :

$$\begin{aligned} \dot{y} &= \frac{dy}{dt} = \frac{dy}{dx} \frac{dx}{dt} = \frac{dh}{dx} \frac{dx}{dt} \\ \dot{y} &= \frac{dh(x)}{dx} (f(x) + g(x)u) \\ \dot{y} &= L_f h(x) + L_g h(x)u \end{aligned} \quad (\text{III.15})$$

Si $L_g h(x) = 0$, nous continuons la dérivation de la sortie y pour la deuxième fois, pour tout x au voisinage de x_0 . On a donc :

$$\ddot{y} = \frac{d(L_f h(x))}{dx} \frac{dx}{dt} = \frac{d(L_f h(x))}{dx} (f(x) + g(x)u) \quad (\text{III.16})$$

$$\ddot{y} = L_f^2 h(x) + L_g L_f^1 h(x)u = L_f^2 h(x) \text{ si } L_g L_f^1 h(x)u = 0 \text{ pour un degré relatif } r > 2$$

Nous continuons la dérivation de la sortie y jusqu'à l'apparition de u pour la première fois.

Pour un degré relatif égale à r , nous obtenons :

$$\begin{cases} y = h(x) = L_f^0 h(x) \\ \dot{y} = L_f^1 h(x) + L_g h(x) = L_f^1 h(x) & \text{avec } L_g h(x) = 0 \\ \ddot{y} = L_f^2 h(x) + L_g L_f^1 h(x) = L_f^2 h(x) & \text{avec } L_g L_f^1 h(x) = 0 \\ \vdots \\ y^{(r)} = L_f^r h(x) + L_g L_f^{(r-1)} h(x)u & \text{avec } L_g L_f^{(r-1)} h(x)u \neq 0 \end{cases} \quad (\text{III.17})$$

Si $L_g L_f^i(x)u = 0, \forall x \in \mathfrak{R}^n, \forall i \geq 0$ on dit que $r = \infty$.

r est donc le plus petit nombre entier pour lequel le coefficient de u n'est pas zéro sur l'espace où nous voulons contrôler le système [22].

Soient :

$$\begin{aligned} \alpha(x) &= L_f^r h(x) \\ \beta(x) &= L_g L_f^{(r-1)} h(x) \end{aligned} \quad (\text{III.18})$$

Donc : $y^{(r)} = L_f^r h(x) + L_g L_f^{(r-1)} h(x)u = \alpha(x) + \beta(x)u = v$ ou $\beta(x) \neq 0$

Où v est appelée l'entrée synthétique ou contrôle synthétique. Pour $y^{(r)} = v$, nous le représentons donc par :

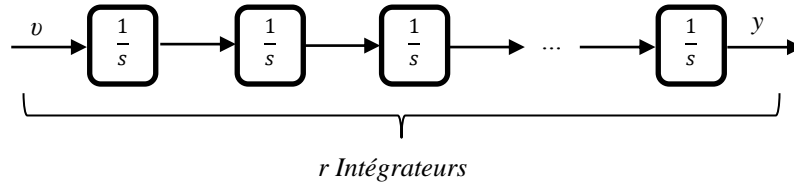


Figure III.1 : Représentation d'état

Avec r intégrateurs, nous obtenons un système linéaire de la forme :

$$\frac{y(s)}{v(s)} = \frac{1}{S^r} \quad (\text{III.19})$$

Nous pouvons concevoir maintenant un contrôleur pour ce système en utilisant n'importe quelle méthode de conception des contrôleurs linéaires. Nous avons $v(x) = \alpha(x) + \beta(x)u$. Le contrôleur qui est implémenté est obtenu par :

$$u = \beta^{-1}(x)[- \alpha(x) + v] \quad (\text{III.20})$$

Par exemple, la loi de commande est définie par :

$$v = \sum_{i=0}^{n-1} K_i L_f^i(h) = -K_0 y - K_1 \dot{y} - K_2 \ddot{y} - \dots - K_r y^{(r)} \quad (\text{III.21})$$

Le choix des K_i est basé sur la stabilité du polynôme caractéristique donné par $s^r + k_{r-1}s^{r-1} + \dots + k_1s + k_0$ (polynôme stable), en utilisant la définition de *Hurwitz*, c'est à dire, que toutes ses racines doivent être situées strictement dans la partie gauche du plan.

En utilisant l'expression (III.20), la forme finale de la loi de commande, par linéarisation entrée-sortie, devient :

$$u = \frac{1}{L_g L_f^{(r-1)} h(x)} \left[-L_f^{(r)} h(x) - K_{r-1} y^{r-1} - \dots - K_1 \dot{y} - K_0 y \right] \quad (\text{III.22})$$

Par ailleurs, le point zéro ne présente pas toujours le seul point d'équilibre pour un système non linéaire. Généralement, les systèmes possèdent des trajectoires de référence à suivre et c'est à la commande de forcer le système à suivre la trajectoire désirée.

Si on considère y_d comme une sortie désirée (référence), l'erreur de poursuite e_p est donnée par :

$$e_p = y - y_d \quad (\text{III.23})$$

La loi de commande est donc donnée par :

$$v = y_d^{(r)} - K_{n-1} e_p^{(r-1)} - \dots - K_2 \dot{e}_p - K_1 e_p \quad (\text{III.24})$$

Remarque :

- Pour un système contrôlable, le nombre de dérivations de la sortie y , pour faire apparaître explicitement l'entrée u , ne peut dépasser l'ordre n du système, c'est à dire que $r \leq n$. Si l'entrée u n'apparaît pas après n dérivations, le système est non contrôlable.
- Pour montrer l'analogie avec les systèmes linéaires, calculons le degré relatif d'un système non linéaire donné par les équations d'état (III.25):

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x) + g(x)u \\ y &= h(x) \end{aligned} \quad (\text{III.25})$$

Par analogie avec le système non linéaire, on a :

$$f(x) = Ax, \quad g(x) = B \quad \text{et} \quad h(x) = Cx$$

Par application de la dérivée de *Lie* prédéfinie précédemment, on trouve donc :

$$L_f^{(r)} h(x) = CA^k x \quad (\text{III.26})$$

Et donc :

$$L_g L_f^{(k)} h(x) = CA^k Bx \quad (\text{III.27})$$

Ainsi l'entier r qui satisfait les conditions :

$$\begin{aligned} CA^k x &= 0 \quad \text{pour } k \leq r-1 \\ CA^{r-1} x &= 0 \end{aligned} \quad (\text{III.28})$$

est alors égal à la différence entre le degré du dénominateur et celui du numérateur de la fonction de transfert du système donné par [23]:

$$G(s) = C(SI - A)^{-1}B \quad (III.29)$$

III.2.1.2. Principe de la technique de linéarisation au sens des entrées-sorties

Le concept de la linéarisation au sens des entrées-sorties est maintenant très connu. Plusieurs références qui décrivent la manière de l'appliquer sont maintenant disponibles [15], [16], [19].

Nous allons montrer comment obtenir une relation linéaire entre la sortie y et une nouvelle entrée v , en effectuant un bon choix de la loi linéarisante. Le modèle équivalent étant linéaire, on peut lui imposer une dynamique stable en se basant sur les méthodes linéaires classiques.

Avant tout, on considère que le système non-linéaire à p entrées et q sorties est de la forme :

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x) + \sum_{i=1}^m g_i(x)u_i \\ y_i = h_i(x) \quad i = 1, 2, \dots, p \end{cases} \quad (III.30)$$

Où, $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \in \mathfrak{R}^n$ est le vecteur d'état, $u = [u_1, u_2, \dots, u_m]^T \in \mathfrak{R}^m$ est le vecteur des commandes et $y = [y_1, y_2, \dots, y_p]^T \in \mathfrak{R}^p$ représente le vecteur des sorties. g, f sont des champs de vecteurs lisses et $h_i, p=1, 2, \dots, i$ est une fonction lisse.

Le problème consiste à trouver une relation linéaire entre l'entrée et la sortie en dérivant la sortie jusqu'à ce qu'au moins une entrée apparaisse en utilisant l'expression :

$$y_j^{(r_j)} = L_f^{(r_j)} h_j(x) + \sum_{i=1}^m L_{g_i} (L_f^{(r_j-1)} h_j(x)) u_i \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (III.31)$$

$L_f^i h_j$ et $L_{g_i} h_j$ sont les $i^{ème}$ dérivées de Lie de h_j respectivement dans la direction de f et g .

r_j est le nombre de dérivées nécessaires pour qu'au moins, une des entrées apparaisse dans l'expression l'expression (III.31). r_j est connu sous le nom de degré relatif correspondant à la sortie y_j .

Le degré relatif total (r) est défini comme étant la somme de tous les degrés relatifs obtenus à l'aide de (III.31) et doit être inférieur ou égal à l'ordre du système :

$$r = \sum_{j=1}^p r_j \leq n \quad (III.32)$$

On dit que le système (III.31) a pour degré relatif (r) s'il vérifie :

$$L_{g_i}^k L_f^j h_j = 0 \quad 0 \leq k \leq r_{j-1}, 1 \leq j \leq q, 1 \leq i \leq p \quad (III.33)$$

Et :

$$L_{g_i}^k L_f^j h_j \neq 0 \quad k = r_{j-1}$$

Dans le cas où le degré relatif total est égal à l'ordre du système, on est en présence d'une linéarisation exacte. Si, par contre, le degré relatif total est strictement inférieur à l'ordre du système, la linéarisation est dite linéarisation partielle au sens des entrées-sorties. Pour trouver

l'expression de la loi linéarisant u qui permet de rendre la relation linéaire entre l'entrée et la sortie, on réécrit l'expression (III.31) sous forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} y_1^{(r1)} & y_2^{(r2)} & \cdots & y_p^{(rp)} \end{bmatrix} = \alpha(x) + \beta(x)u \quad (III.34)$$

Où :

$$\alpha(x) = \begin{bmatrix} L_f^{r1} h_1(x) \\ L_f^{r2} h_2(x) \\ \vdots \\ L_f^{rp} h_p(x) \end{bmatrix}$$

Et

$$\beta(x) = \begin{bmatrix} L_{g1} L_f^{r1-1} h_1(x) & L_{g2} L_f^{r1-1} h_1(x) & \cdots & L_{gp} L_f^{r1-1} h_1(x) \\ L_{g1} L_f^{r2-1} h_2(x) & L_{g2} L_f^{r2-1} h_2(x) & \cdots & L_{gp} L_f^{r2-1} h_2(x) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ L_{g1} L_f^{rp-1} h_p(x) & L_{g2} L_f^{rp-1} h_p(x) & \cdots & L_{gp} L_f^{rp-1} h_p(x) \end{bmatrix}$$

Où

$\beta(x)$ est appelée matrice de découplage du système.

Si on suppose que $\beta(x)$ n'est pas singulière, la loi de commande linéarisante a pour forme :

$$u = \beta^{-1}(x)[- \alpha(x) + v] \quad (III.35)$$

Notons que la linéarisation ne serait possible que si la matrice de découplage $\beta(x)$ est inversible. Le schéma bloc du système linéarisé est donné à la figure III.2.

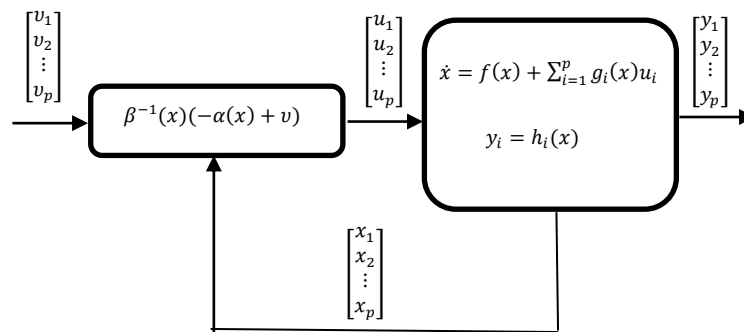


Figure III.2 : Schéma bloc du système linéarisé

En remplaçant l'expression (III.35) dans (III.34), le système équivalent devient linéaire et totalement découplé prend la forme :

$$y_i^{(rj)} = v_i \quad (III.36)$$

Ou plus explicitement :

$$\begin{bmatrix} y_1^{(r1)} & y_2^{(r2)} & \cdots & y_p^{(rp)} \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} v_1 & v_2 & \cdots & v_p \end{bmatrix}^T \quad (III.37)$$

Ceci nous permet de lui imposer n'importe quelle dynamique stable par une bonne conception du nouveau vecteur d'entrée $v = [v_1, v_2, \dots, v_n]^T$.

Remarquons que l'expression (III.37) représente des intégrateurs en cascade dont le comportement dynamique n'est toujours pas souhaitable. Ce comportement indésirable nécessite une mise en forme canonique. Cela est réalisé en effectuant un changement de variable basé sur la propriété citée ci-dessous.

• **Mise sous forme canonique**

Supposons que le système (III.30) a les degrés relatifs $[r_1, r_2, \dots, r_p]$ et que $r = \sum_{i=1}^p r_i \leq n$ où n est l'ordre du système. On définit r fonctions $[\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_r]$ qui permettent d'écrire :

$$\begin{aligned} z &= [\Phi_1 \quad \Phi_2 \quad \dots \quad \Phi_{r_1} \quad \Phi_{r_1+1} \quad \dots \quad \Phi_r] \\ z &= [h_1 \quad L_f h_1 \quad \dots \quad L_f^{(r_1-1)} h_1 \quad h_2 \quad \dots \quad L_f^{(r_2-1)} h_2 \quad h_p \quad \dots \quad L_f^{(r_p-1)} h_p] \end{aligned} \quad (III.38)$$

Selon la valeur de $[r_1, r_2, \dots, r_p]$. On peut distinguer deux cas possibles :

➤ **Linéarisation entrée-sortie exacte**

Dans ce type de linéarisation, le système résultant possède le même ordre que le système initial. Avant tout, il faut déterminer les conditions selon lesquelles une linéarisation entrée-sortie peut être obtenue pour le système non linéaire (III.30).

$$r = \sum_{i=1}^p r_i = r_1 + r_2 + \dots + r_p = n \quad (III.39)$$

Dans ce cas, l'ensemble des fonctions $L_f^{k-1} h_i$ avec $1 \leq k \leq r_i$ et $1 \leq i \leq p$ définissent un difféomorphisme, tel que :

$$\Phi = \begin{bmatrix} \Phi_1 \\ \Phi_2 \\ \vdots \\ \Phi_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [h_1 \quad L_f h_1 \quad \dots \quad L_f^{(r_1-1)} h_1]^T \\ [h_2 \quad L_f h_2 \quad \dots \quad L_f^{(r_2-1)} h_2]^T \\ \vdots \\ [h_p \quad L_f h_p \quad \dots \quad L_f^{(r_p-1)} h_p]^T \end{bmatrix} \quad (III.40)$$

➤ **Linéarisation entrée-sortie partielle**

Dans le plusieurs applications, bien que le système non linéaire satisfasse les conditions de linéarisation, il n'est pas possible d'établir une linéarisation exacte de sa dynamique. En effet, en plus de la satisfaction de ces conditions, il faut trouver le difféomorphisme approprié permettant la linéarisation exacte. Généralement, il est assez difficile de trouver un tel difféomorphisme. Par conséquent, on tombe fréquemment sur des difféomorphismes dont le degré relatif r est strictement inférieur à l'ordre du système étudié n . Ce qui signifie que le système résultant de la linéarisation possède un ordre inférieur à l'ordre du système original. On obtient donc seulement une linéarisation partielle pour le système étudié.

$$r = \sum_{i=1}^p r_i = r_1 + r_2 + \dots + r_p < n \quad (III.41)$$

Dans ce cas, pour compléter l'ordre, un autre aspect est introduit : la dynamique interne [4]. Cette dynamique représente la partie à ajouter pour compléter l'ordre du système résultant afin d'égaliser l'ordre du système original. De même que pour une system linéaire, la dynamique interne exprime la partie non observable (à travers la relation entrée-sortie) du système. La stabilité de cette dynamique joue un rôle décisif dans la stabilité du système résultant de la linéarisation. Il est donc possible de trouver $(n - r)$ autres fonctions Φ_k , $(r + 1 \leq k \leq n)$.

Dans les nouvelles coordonnées, le système (III.38) s'écrit :

$$\dot{z} = \begin{cases} \dot{z}_1 = z_2 \\ \dot{z}_2 = z_3 \\ \vdots \\ \dot{z}_{r-1} = z_r & \text{pour } 1 \leq k \leq r \\ \dot{z}_r = L_f^r h_p + \sum_{i=1}^p L_g^{r-1} h_p u_i \\ \dot{Z} = \Phi_k(z, Z) & \text{pour } r+1 \leq k \leq n \end{cases} \quad (\text{III.42})$$

Les vecteurs $z \in \mathfrak{R}^p$ et $Z_l \in \mathfrak{R}^{n-r}$ sont appelés les coordonnées normales ou les états normaux du système. La fonction Φ_k , $(r + 1 \leq k \leq n)$, qui interprète la dynamique interne du système, ne doit contenir aucun signal de l'entrée u . En procédant à une linéarisation partielle entrée-sortie, le système non linéaire est décomposé en deux parties : partie externe et partie interne. La partie externe (ou la partie observable du système) peut être exprimée par une relation linéaire entrée-sortie entre y et v ou par une forme canonique contrôlable entre $y=z_l$ et u . Pour la stabilité de la dynamique externe, la théorie de la commande linéaire permet de sélectionner l'entrée de la commande v qui force la sortie y à se comporter comme une sortie désirée. Le problème se pose, alors, pour la dynamique interne (partie non observable) qui ne dépend pas du signal d'entrée. Dans ce cas, il est intéressant d'étudier cette partie lorsque l'entrée de commande est sélectionnée en maintenant la sortie ($y=z_l$) nulle. De là, vient l'appellation, le zéro dynamique, dont l'étude du comportement permet de tirer des conclusions sur la stabilité de toute dynamique interne et, par conséquent, du système non linéaire original. En effet, la nullité de la sortie y implique la nullité de toutes les dérivées du système (III.42) qui prend la forme (zéro dynamique) suivante :

$$\begin{aligned} \dot{z} &= 0 \\ \dot{Z} &= \Phi_k(0, Z) \end{aligned} \quad (\text{III.43})$$

Par similitude, aux cas des systèmes linéaires, si la dynamique d'ordre zéro est stable, le système non linéaire (III.30) est dit à minimum de phase.

• **Conception du nouveau vecteur de commande**

Le vecteur v est conçu selon les objectifs de commande. Pour le problème de poursuite envisagé, il doit satisfaire :

$$v_j = y_{dj}^{r_j} + (y_{dj}^{r_j-1} - y_j^{r_j-1}) + \dots + k_1(y_{dj} - y_j) \quad 1 \leq j \leq p \quad \text{(III.44)}$$

Où les vecteurs $[y_{dj}^0 \quad y_{dj}^1 \quad \dots \quad y_{dj}^{r_j-1} \quad y_{dj}^{r_j}]$ définissent les trajectoires de références imposées pour les différentes sorties. Si les k_i sont choisis de façon à ce que le polynôme $s^{r_i} + k_{r_i-1}s^{r_i-1} + \dots + k_2s + k_1 = 0$ soit un polynôme d'Hurwitz (possède des racines avec des parties réelles négatives), alors on peut montrer que l'erreur $e_j(x) = y_{dj}(x) - y_j(x)$ satisfait $\lim_{x \rightarrow \infty} e_j(x) = 0$.

Le système linéarisé en boucle fermée est donné par la figure suivante :

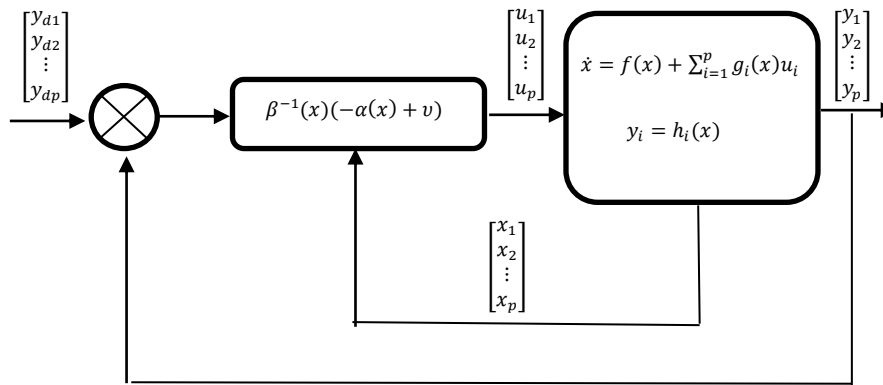


Figure III.3 : Schéma bloc du système linéarisé en boucle fermée

III.2.2. Application de la commande par linéarisation entrée-sortie au moteur asynchrone

Le modèle utilisé est le modèle de la machine asynchrone à cage (II.53). Mais les grandeurs électriques de la commande sont toutes exprimées dans un repère fixe lié au stator et qui sera qualifié de modèle $(\alpha-\beta)$. Le modèle est donné par [24], [25]:

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x) + g(x)u \\ y = h(x) \end{cases} \quad \text{(III.45)}$$

Avec

$$\begin{cases} x = [i_{s\alpha} \quad i_{s\beta} \quad \Phi_{r\alpha} \quad \Phi_{r\beta} \quad \omega_r] = [x_1 \quad x_2 \quad x_3 \quad x_4 \quad x_5] \\ u = [V_{s\alpha} \quad V_{s\beta}] \end{cases}$$

$$f(x) = \begin{bmatrix} a_{r11}x_1 + a_{r12}x_3 + a_{i12}x_4x_5 \\ a_{r11}x_2 + a_{r12}x_4 - a_{i12}x_3x_5 \\ \frac{M}{T_r}x_1 - \frac{1}{T_r}x_3 - px_4x_5 \\ \frac{M}{T_r}x_2 - \frac{1}{T_r}x_4 + px_3x_5 \\ \eta(x_2x_3 - x_1x_4) - \frac{C_r}{J} - \frac{F}{J}x_5 \end{bmatrix}, \quad g(x) = \begin{bmatrix} b_1 & 0 \\ 0 & b_1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Les variables x sont composées de deux états électriques ($i_{s\alpha}, i_{s\beta}$) et deux états magnétiques ($\Phi_{r\alpha}, \Phi_{r\beta}$) et un état représentant la vitesse de rotation du rotor ω_r , gouverné par une équation mécanique.

f et g sont des fonctions des variables x .

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \\ \dot{x}_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{r11}x_1 + a_{r12}x_3 + a_{i12}x_4x_5 + b_1V_{s\alpha} \\ a_{r11}x_2 + a_{r12}x_4 - a_{i12}x_3x_5 + b_1V_{s\beta} \\ \frac{M}{T_r}x_1 - \frac{1}{T_r}x_3 - px_4x_5 \\ \frac{M}{T_r}x_2 - \frac{1}{T_r}x_4 + px_3x_5 \\ \eta(x_2x_3 - x_1x_4) - \frac{C_r}{J} - \frac{F}{J}\omega_r \end{bmatrix} \quad (\text{III.46})$$

$$\eta = -\frac{3}{4}pN_rM_{sr}, M = -\frac{3}{2}M_{sr}, T_r = \frac{L_{rc}}{R_r}, \begin{cases} a_{r11} = \frac{1}{T_r} \left(\frac{\sigma-1}{\sigma} \right) \cdot \frac{R_s}{\sigma L_{sc}}, a_{r12} = \left(\frac{1}{T_r} \right) \left(\frac{\sigma-1}{\sigma} \cdot \frac{2}{3M_{sr}} \right) \\ a_{i12} = p \cdot \left(\frac{\sigma-1}{\sigma} \cdot \frac{2}{3M_{sr}} \right) \end{cases}$$

La vitesse désirée du rotor ω_r est une fonction bornée avec dérivée première connue et bornée. La norme au carré du flux rotorique désiré $\|\Phi_r\|$ est bornée et dérivable deux fois avec des dérivées première et seconde connues et bornées. Les sorties à commander sont la vitesse rotorique et la norme au carré du flux rotorique.

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1(x) \\ h_2(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega_r \\ \Phi_r^2 = \Phi_{r\alpha}^2 + \Phi_{r\beta}^2 \end{bmatrix} \quad (\text{III.47})$$

On dérive les sorties jusqu'à l'apparition des entrées.

- **Régulation de la vitesse ω_r**

Le degré de $h_1(x)$ est $r_1=2$.

$$\begin{aligned}
 y_1 &= L_f^0 h_1(x) = h_1(x) = \omega_r \\
 \dot{y}_1 &= L_f h_1(x) = \frac{\partial h_1(x)}{\partial x} f(x) \\
 \ddot{y}_1 &= L_f^2 h_1(x) + L_{g1} L_f h_1(x) V_{s\alpha} + L_{g2} L_f h_1(x) V_{s\beta} \\
 L_f h_1(x) &= \eta(x_2 x_3 - x_1 x_4) - \frac{C_r}{J} - \frac{F}{J} x_5 \\
 L_f^2 h_1(x) &= A_1(x_2 x_3 - x_1 x_4) - A_1(x_3 x_1 - x_4 x_2) + A_3(x_3^2 + x_4^2) - \left(\frac{F}{J^2}\right)(C_r + F x_5) \\
 L_{g1} L_f h_1(x) &= -b_1 \eta x_4 \\
 L_{g2} L_f h_1(x) &= b_1 \eta x_3
 \end{aligned} \tag{III.48}$$

Avec

$$A_1 = \eta \left(a_{r11} + a_{r22} - \frac{F}{J} \right), \quad A_2 = -\eta p x_5, \quad A_3 = a_{r12} T_r A_2, \quad a_{r22} = \frac{1}{T_r}$$

• **Régulation de la norme au carré du flux $\|\Phi_r\|^2$**

Par dérivations successives de la deuxième sortie (norme au carré du flux), nous obtenons un degré relatif r_2 égal à 2. Nous pouvons donc écrire :

$$\begin{aligned}
 y_2 &= L_f^0 h_2(x) = h_2(x) = \Phi_r^2 \\
 \dot{y}_2 &= L_f h_2(x) = \frac{\partial h_2(x)}{\partial x} f(x) \\
 \ddot{y}_2 &= L_f^2 h_2(x) + L_{g1} L_f h_2(x) V_{s\alpha} + L_{g2} L_f h_2(x) V_{s\beta} \\
 L_f h_2(x) &= -\frac{2}{T_r}(x_3^2 + x_4^2) + 2\frac{M}{T_r}(x_3 x_1 - x_4 x_2) \\
 L_f^2 h_2(x) &= 2a_{r21}^2(x_1^2 + x_2^2) + 2x_5 a_{r21}(x_3 x_2 - x_4 x_1) + (6a_{r21} a_{r22} + 2a_{r11} a_{r21})(x_3 x_1 - x_4 x_2) \\
 &\quad + \left(\frac{4}{a_{r22}^2 - 2a_{r12} a_{r22}} \right) (x_3^2 + x_4^2) \\
 L_{g1} L_f h_2(x) &= 2R_r a_{r11} x_3 \\
 L_{g2} L_f h_2(x) &= 2R_r a_{r12} x_4
 \end{aligned} \tag{III.49}$$

En se basant sur les deux difféomorphismes précédents, on considère le changement d'état (transformation de coordonnées) suivant :

$$\begin{cases}
 z_1 = h_1(x) = x_5 \\
 z_2 = L_f h_1(x) = \eta(x_2 x_3 - x_1 x_4) - \frac{C_r}{J} - \frac{F}{J} x_5 \\
 z_3 = h_2(x) = x_3^2 + x_4^2 \\
 z_4 = L_f h_2(x) = -\frac{2}{T_r}(x_3^2 + x_4^2) + 2\frac{M}{T_r}(x_3 x_1 - x_4 x_2)
 \end{cases} \tag{III.50}$$

La dynamique du moteur asynchrone, suivant les nouvelles coordonnées (III.50), est donnée par :

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = \dot{h}_1(x) = z_2 \\ \dot{z}_2 = \ddot{h}_1(x) = L_f^2 h_1(x) + L_{g_1} L_f h_1(x) V_{s\alpha} + L_{g_2} L_f h_1(x) V_{s\beta} \\ \dot{z}_3 = \dot{h}_2(x) = z_4 \\ \dot{z}_4 = \ddot{h}_2(x) = L_f^2 h_2(x) + L_{g_1} L_f h_2(x) V_{s\alpha} + L_{g_2} L_f h_2(x) V_{s\beta} \end{cases} \quad (\text{III.51})$$

Le degré relatif de la vitesse est 2 et celui de couple est 2. On a donc: $n - (r_1 + r_2) = 1$. L'ordre de la dynamique interne est égale à 1 et les nouvelles coordonnées du système sont :

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = \dot{h}_1(x) = z_2 \\ \dot{z}_2 = \ddot{h}_1(x) = L_f^2 h_1(x) + L_{g_1} L_f h_1(x) V_{s\alpha} + L_{g_2} L_f h_1(x) V_{s\beta} \\ \dot{z}_3 = \dot{h}_2(x) = z_4 \\ \dot{z}_4 = \ddot{h}_2(x) = L_f^2 h_2(x) + L_{g_1} L_f h_2(x) V_{s\alpha} + L_{g_2} L_f h_2(x) V_{s\beta} \\ \dot{z}_5 = (x_1^2 + x_1')' \end{cases} \quad (\text{III.52})$$

En se basant sur le système résultant (III.52), les entrées de commande (permettant sa linéarisation) sont obtenues par :

$$\begin{bmatrix} V_{s\alpha} \\ V_{s\beta} \end{bmatrix} = D^{-1}(x) \begin{bmatrix} v_1 - L_f^2 h_1(x) \\ v_2 - L_f^2 h_2(x) \end{bmatrix} \quad (\text{III.53})$$

Dans ce cas, la matrice de découplage $D(x)$ est donnée par :

$$D(x) = \begin{bmatrix} L_{g_1} L_f h_1(x) & L_{g_2} L_f h_1(x) \\ L_{g_1} L_f h_2(x) & L_{g_2} L_f h_2(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -b_1 \eta x_4 & b_1 \eta x_3 \\ 2R_r a_{r12} x_3 & 2R_r a_{r12} x_4 \end{bmatrix} \quad (\text{III.54})$$

Pour établir la loi de commande (III.64), il faut que la matrice de découplage soit non singulière, c'est-à-dire :

$$\text{Det}(D) = -2b_1 \eta R_r a_{r12} \Phi_r^2 \neq 0 \quad (\text{III.55})$$

Il est évident que la matrice de découplage devient singulière lorsque le module du flux rotorique s'annule. Il faut rappeler que cette contrainte existe dans toutes les approches de commande développées pour le moteur asynchrone. En effet, la nullité du module du flux rotorique représente une condition physique qui n'est réalisable qu'à l'instant du démarrage. Tandis que dans toutes les autres conditions de fonctionnement, ce module possède une valeur strictement différente de zéro. On peut supposer donc que la condition de non singularité de la matrice de découplage est toujours vérifiée. Pour éviter la singularité au démarrage, on attribue au flux rotorique une petite valeur initiale qui peut être interprétée comme étant un flux rémanent résultant de la structure magnétique du moteur.

Le système linéaire, résultant de l'insertion de la loi de commande peut être exprimé par :

$$\begin{aligned}
 \dot{z}_1 &= z_2 \\
 \dot{z}_2 &= v_1 \\
 \dot{z}_3 &= z_4 \\
 \dot{z}_4 &= v_2 \\
 \dot{z}_5 &= (x_1^2 + x_2^2)' = -2a_{r11}z_5 + \frac{2}{M}a_{r12}\left(\frac{T_r}{2}z_4 + z_3\right) + \frac{2a_{i12}}{\eta}z_1\left(z_2 + \frac{1}{J}(C_r + Fz_1)\right)
 \end{aligned} \tag{III.56}$$

Les entrées de commande sont sélectionnées afin de forcer les sorties commandées (la vitesse et l'amplitude du flux) à suivre leurs valeurs de référence, correspondant aux conditions de fonctionnement du moteur. Soient alors ω_{ref} et Φ_{ref} , respectivement, les valeurs de référence pour la vitesse et l'amplitude du flux rotorique. Les deux vecteurs des erreurs de poursuite sont :

$$e_\Phi = \Phi_r^2 - \Phi_{ref}^2 \tag{III.57}$$

$$e_\omega = \omega_r - \omega_{ref} \tag{III.58}$$

Les nouvelles entrées de commande (v_1, v_2), s'obtiennent comme suit :

$$v_1 = \ddot{\omega}_{ref}^2 - k_{\omega 1}e_\omega - k_{\omega 2}\dot{e}_\omega \tag{III.59}$$

$$v_2 = \ddot{\Phi}_{ref}^2 - k_{\Phi 1}e_\Phi - k_{\Phi 2}\dot{e}_\Phi$$

Les polynômes caractéristiques se donnent par :

$$K_\Phi(p) = p^2 + k_{\Phi 2}p + k_{\Phi 1} \tag{III.60}$$

$$K_\omega(p) = p^2 + k_{\omega 2}p + k_{\omega 1}$$

La dynamique ci-dessus sera stable si les racines des polynômes caractéristiques sont sur le côté gauche du plan complexe. La détermination des paramètres $k_{\Phi 1}$, $k_{\Phi 2}$, $k_{\omega 1}$ et $k_{\omega 2}$ peut se faire de différentes manières. Nous citons en particulier la méthode par placement de pôles. Dans ce cas, on choisit les pôles de notre système et on détermine par la suite les paramètres. On peut aussi les déterminer en fixant les performances désirées (dépassement, erreurs en régime permanent, temps de réponse, ...) dans un cahier de charge. Un choix approprié de ces gains permet d'assurer la convergence rapide des erreurs de poursuite e_Φ et e_ω .

La figure III.4 ci-dessous présente le schéma bloc de la commande par linéarisation «entrée – sortie».

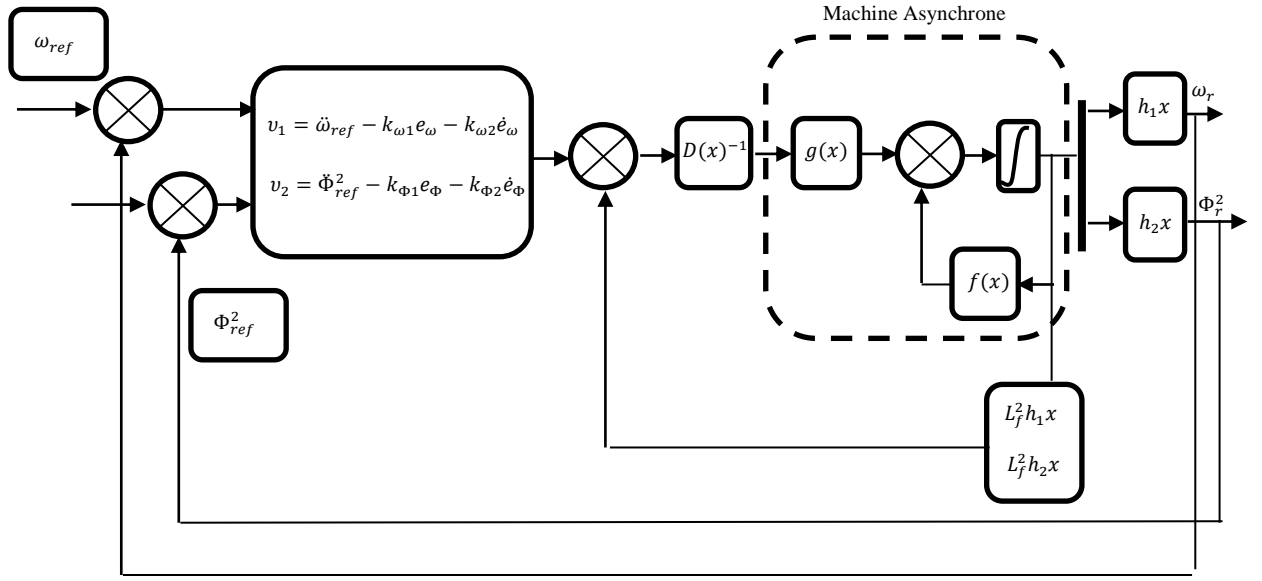


Figure III.4 : Structure de la commande non linéaire (linéarisation entrée-sortie)

III.3. Observateur à grand gain

La simplicité de l'implémentation est le principal avantage de l'observateur à grand gain. Cependant, ce type d'observateurs souffre d'un inconvénient résidant dans le bon choix de son unique paramètre de synthèse. Ce dernier choix s'effectue généralement suite à plusieurs essais afin de satisfaire le compromis entre la rapidité, la précision de l'observateur et sa sensibilité vis-à-vis des bruits de mesure. Généralement, on doit choisir le paramètre de synthèse relativement important lors de la convergence. Une fois, on a obtenu l'estimation des différentes variables d'état, on peut diminuer le paramètre de synthèse afin de garantir une robustesse aux bruits de mesure [26]. L'observateur à grand Gain est un observateur exponentiel pour une classe de systèmes non-linéaires multi-sorties qui peuvent se mettre sous la forme de l'équation suivante [27] :

$$\begin{cases} \dot{x} = F(x)x + \varphi(u, x) \\ y = Cx \end{cases} \quad (\text{III.61})$$

Où l'état

$$x = (x^1 \quad x^2 \quad \dots \quad x^q)^T \in \mathfrak{R}^n \text{ avec } x^k \in \mathfrak{R}^{n_k}, k = 1, \dots, q \text{ et } p = n_1 \geq n_2 \geq \dots \geq n_q, \sum_{k=1}^q n_k = n;$$

L'entrée $u \in U$ un compact de \mathfrak{R}^m , la sortie $y \in \mathfrak{R}^p$.

$$\varphi(u, x) = \begin{pmatrix} \varphi^{(1)}(u, x^{(1)}) \\ \varphi^{(2)}(u, x^{(1)}, x^{(2)}) \\ \vdots \\ \varphi^{(q-1)}(u, x^{(1)}, \dots, x^{(q-1)}) \\ \varphi^{(q)}(u, x) \end{pmatrix} \text{ avec } \varphi^{(k)}(u, x) \in \mathfrak{R}^{n_k}, k = 1, \dots, q;$$

$$F(x) = \begin{bmatrix} 0 & F_1(x^{(1)}) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & F_2(x^{(1)}, x^{(2)}) & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \vdots & \ddots & 0 & F_{q-1}(x^{(1)}) \\ 0 & \dots & \dots & \dots & 0 \end{bmatrix}$$

est une matrice en blocs où chaque bloc F_k , $k = 1, \dots, q - 1$, désigne une matrice rectangulaire de taille $n_k \times n_{k+1}$; $C = [I_{n_1} \quad 0_{n_1 \times n_2} \quad \dots \quad 0_{n_1 \times n_q}]$ où I_{n_1} désigne la matrice identité $n_1 \times n_1$.

III.3.1. Synthèse de l'observateur

L'observateur du système (III.61) est :

$$\dot{\hat{x}} = F(\hat{x})\hat{x} + \varphi(u, \hat{x}) - \theta_1 \Lambda^+(\hat{x}) \Delta_\theta^{-1} S^{-1} C^T C(\hat{x} - x) \quad (\text{III.62})$$

Où

- $\hat{x} = (\hat{x}^1 \quad \hat{x}^2 \quad \dots \quad \hat{x}^q)^T \in \mathfrak{R}^n$ avec $\hat{x}^k \in \mathfrak{R}^{n_k}$, $k = 1, \dots, q$,
- $\theta_1 > 0$ est le paramètre de réglage de l'observateur.
- Δ_θ la matrice diagonale par bloc :

$$\Delta_\theta = \text{diag} \left[I_{n_1} \quad \frac{1}{\theta_1} I_{n_2} \quad \frac{1}{\theta_1^2} I_{n_3} \quad \dots \quad \frac{1}{\theta_1^{q-1}} I_{n_q} \right]$$

- la matrice diagonale $\Lambda(\hat{x})$ suivante :

$$\Lambda(\hat{x}) = \text{diag} \left[I_{n_1} \quad F_1(\hat{x}) \quad F_1(\hat{x})F_2(\hat{x}) \quad \dots \quad \prod_{i=1}^{q-1} F_i(\hat{x}) \right]$$

Dans cette matrice, chaque matrice F_k est inversible à gauche. Il en est de même pour $\Lambda(\hat{x})$. Nous utiliserons dans la suite la notation $(.)^+$ pour désigner l'inverse à gauche de $(.)$.

- S est l'unique solution de l'équation algébrique de *Lyapunov* suivante :

$$S + A'^T S + S A' = C'^T C'$$

Où les matrices A' et C' sont définies par

$$A' = \begin{bmatrix} 0 & I_{n_1} & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & 0 & I_{n_1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \ddots & I_{n_1} \\ 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad C' = [I_{n_1} \quad 0_{n_1} \quad \dots \quad 0_{n_1}]$$

La solution S de l'équation ainsi que le vecteur $S^{-1} C'^T$ peuvent s'exprimer comme suit :

$$S(i, j) = (-1)^{i+j} C_{i+j-2}^{j-1} I_{n_1} \quad (\text{III.63})$$

$$S^{-1} C'^T = \begin{bmatrix} C_q^1 I_{n_1} \\ C_q^2 I_{n_1} \\ \vdots \\ C_q^q I_{n_1} \end{bmatrix} \text{ où } C_j^i = \frac{j!}{i!(j-i)!}$$

Pour la synthèse de l'observateur de type grand gain les hypothèses suivantes doivent être vérifiées :

- Il existe deux constantes positives α et β telles que pour tout $k \in \{1, \dots, q-1\}$, $\forall x \in \mathfrak{R}^n$, $\forall t \geq 0$,

$$0 < \alpha^2 I_{n_{k+1}} \leq F_k(x)^T F_k(x) \leq \beta^2 I_{n_{k+1}}$$

Où $I_{n_{k+1}}$ est la matrice identité $(n_{k+1}) \times (n_{k+1})$.

III.3.2. Application de l'observateur grand gain à la machine asynchrone

Pour l'étude de l'observation et de la commande de la machine asynchrone, nous adoptons la forme condensée du modèle (III.45), qui est donnée par :

$$\begin{cases} \dot{i}_{s\alpha\beta} = \Gamma F(\omega_r) \Phi_{r\alpha\beta} - \lambda i_{s\alpha\beta} + \frac{1}{\sigma L_{sc}} V_{s\alpha\beta} \\ \dot{\Phi}_{r\alpha\beta} = -F(\omega_r) \Phi_{r\alpha\beta} - \frac{3M_{sr}}{2T_r} i_{s\alpha\beta} \end{cases} \quad (III.64)$$

$$i_{s\alpha\beta} = \begin{pmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \end{pmatrix}, \Phi_{r\alpha\beta} = \begin{pmatrix} \Phi_{r\alpha} \\ \Phi_{r\beta} \end{pmatrix}, V_{s\alpha\beta} = \begin{pmatrix} V_{s\alpha} \\ V_{s\beta} \end{pmatrix}, \Gamma = -\begin{pmatrix} 1-\sigma & 2 \\ \sigma & 3M_{sr} \end{pmatrix}, \lambda = \frac{R_s}{\sigma L_{sc}} + \frac{1}{T_r} \begin{pmatrix} 1-\sigma \\ \sigma \end{pmatrix},$$

$$F(\omega_r) = \frac{1}{T_r} I_2 - p\omega_r J_2, J_2 = \begin{pmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Où I_2 est la matrice identité.

La forme du modèle (III.64) devient:

$$\begin{pmatrix} \dot{i}_{s\alpha\beta} \\ \dot{\Phi}_{r\alpha\beta} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & \Gamma F(\omega_r) \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_{s\alpha\beta} \\ \Phi_{r\alpha\beta} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\lambda i_{s\alpha\beta} + \frac{1}{\sigma L_{sc}} V_{s\alpha\beta} \\ -F(\omega_r) \Phi_{r\alpha\beta} - \frac{3M_{sr}}{2T_r} i_{s\alpha\beta} \end{pmatrix} \quad (III.65)$$

Les équations de cet observateur sont simples à obtenir :

$$\begin{cases} \dot{\hat{i}}_{s\alpha\beta} = \Gamma F(\omega_r) \hat{\Phi}_{r\alpha\beta} - \lambda \hat{i}_{s\alpha\beta} + \frac{1}{\sigma L_{sc}} V_{s\alpha\beta} - 2\theta_1 (\hat{i}_{s\alpha\beta} - i_{s\alpha\beta}) \\ \dot{\hat{\Phi}}_{r\alpha\beta} = -F(\omega_r) \hat{\Phi}_{r\alpha\beta} - \frac{3M_{sr}}{2T_r} \hat{i}_{s\alpha\beta} - \frac{\theta_1^2}{\Gamma} F^{-1}(\omega_r) (\hat{i}_{s\alpha\beta} - i_{s\alpha\beta}) \end{cases} \quad (III.66)$$

Où $\hat{i}_{s\alpha\beta}$ et $\hat{\Phi}_{r\alpha\beta}$ sont respectivement les valeurs estimées de $i_{s\alpha\beta}$ et $\Phi_{r\alpha\beta}$. θ_1 est un réel positif.

La vitesse estimée ($\hat{\omega}_r$) est donc donnée par :

$$\dot{\hat{\omega}}_r = k_p (e_{is\alpha} \Phi_{r\beta} - e_{is\beta} \Phi_{r\alpha}) + k_i \int (e_{is\alpha} \Phi_{r\beta} - e_{is\beta} \Phi_{r\alpha}) \quad (III.67)$$

$e = x - \hat{x}$ est l'erreur d'estimation sur le courant statorique et le flux rotorique montrant la différence entre la valeur prédite par l'observateur et celle du modèle de la machine.

Avec : k_p et k_i qui sont des constantes positives.

III.4. Organisation fonctionnelle de la commande par linéarisation entrée-sortie

La figure III.5 présente le schéma bloc complet de la régulation de vitesse de la machine asynchrone en utilisant la commande par linéarisation entrée-sortie. Les valeurs d'estimation de la vitesse et du flux rotorique sont obtenues par introduction d'un observateur à grand gain. Les principaux constituants dans ce type de commande sont la boucle de régulation de vitesse à travers la loi de commande de linéarisation permettant un découplage efficace entre le couple et le flux. Malgré les variations paramétriques ou certaines perturbations externes, le processus est forcé à suivre la trajectoire dans l'espace d'état. Les consignes selon l'axe α permettent de contrôler le couple et celles selon l'axe β servent à imposer le flux rotorique. La sortie du bloc de découplage délivre les tensions de référence $V_{s\alpha ref}$ et $V_{s\beta ref}$.

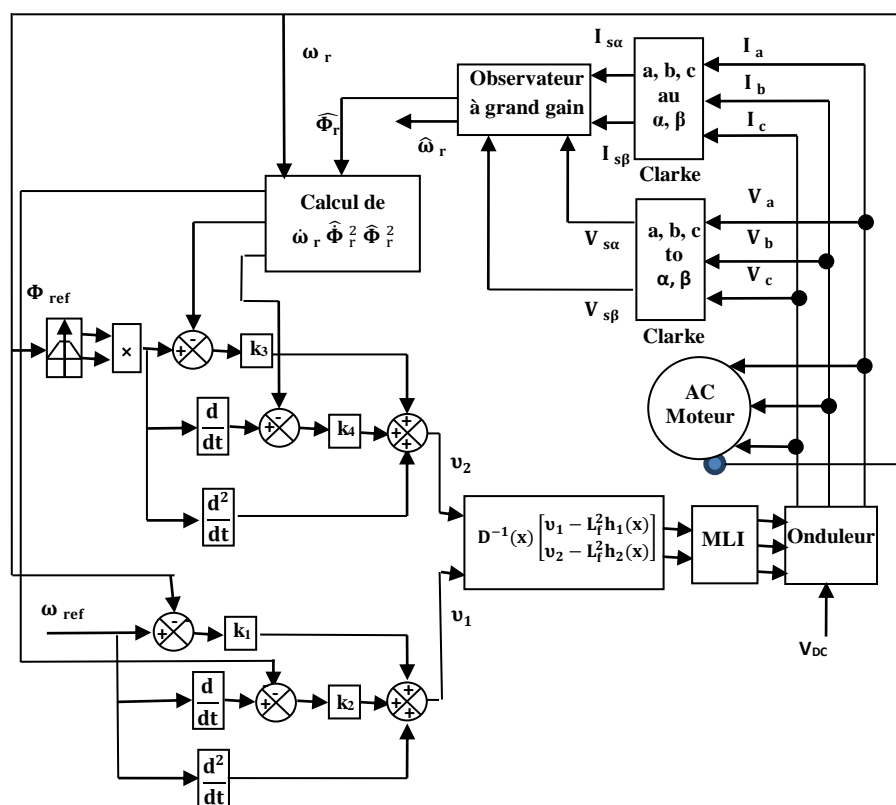


Figure III.5 : Régulation de vitesse par la commande de linéarisation entrée-sortie

III.4.1. Bloc de défluxage

Pour le fonctionnement à vitesse variable, on utilise le bloc de défluxage qui donne un flux constant pour des vitesses inférieures à la vitesse nominale et décroît pour les vitesses supérieures à cette vitesse. La fonction de défluxage qui impose la consigne de flux Φ_r est donnée par :

$$\begin{cases} \Phi_r = \Phi_{r\text{nom}} & \text{si } |\omega_r| < \omega_{r\text{nom}} \\ \Phi_r = \frac{\Phi_{r\text{nom}}}{\omega_r} \cdot \omega_{r\text{nom}} & \text{si } |\omega_r| > \omega_{r\text{nom}} \end{cases} \quad (\text{III.68})$$

$\Phi_{r\text{nom}}$: flux rotorique nominal.

$\omega_{r\text{nom}}$: vitesse rotorique nominale.

III.4.2. Modélisation de l'onduleur de tension à MLI

Pour un onduleur triphasé, les commandes des interrupteurs d'un bras sont complémentaires. Pour chaque bras, il y a donc deux états indépendants. Ces deux états peuvent être considérés comme une grandeur booléenne [28].

- $S_{a,b,c} = 1$: interrupteur du demi-bras haut (a, b ou c) fermé.
- $S_{a,b,c} = 0$: interrupteur du demi-bras bas (a, b ou c) fermé.

La figure III.6 montre le schéma d'un onduleur triphasé avec sa charge [29]:

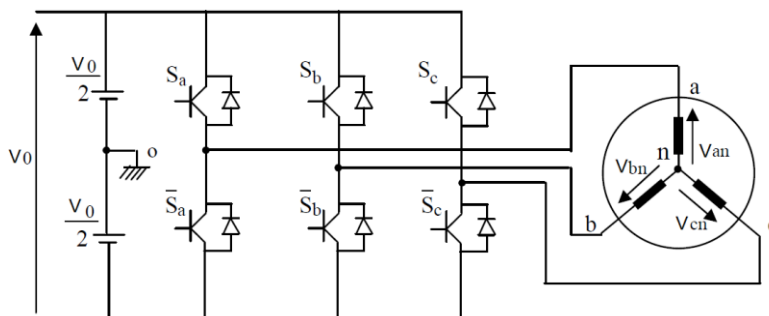


Figure III.6 : Schéma d'un onduleur de tension triphasé

Pour simplifier l'étude, on supposera que :

- La commutation des interrupteurs est instantanée ;
- La chute de tension aux bornes des interrupteurs est négligeable ;
- La charge triphasée est équilibrée et couplée en étoile avec neutre isolé.

Pour les tensions composées V_{ab} , V_{bc} et V_{ca} , on a :

$$\begin{cases} V_{ab} = V_{ao} + V_{ob} = V_{ao} - V_{bo} \\ V_{bc} = V_{bo} + V_{oc} = V_{bo} - V_{co} \\ V_{ca} = V_{co} + V_{oa} = V_{co} - V_{ao} \end{cases} \quad (\text{III.69})$$

Soit "n" l'indice du point neutre du côté alternatif. On a :

$$\begin{cases} V_{ao} = V_{an} + V_{no} \\ V_{bo} = V_{bn} + V_{no} \\ V_{co} = V_{cn} + V_{no} \end{cases} \quad (\text{III.70})$$

V_{an} , V_{bn} et V_{cn} sont les tensions simples de la machine et V_{no} est la tension fictive entre le neutre de la machine asynchrone et le point fictif d'indice "o".

Sachant que la charge est équilibrée et le neutre isolé alors :

$$V_{an} + V_{bn} + V_{cn} = 0 \quad (III.71)$$

La substitution de (III.69) dans (III.70) aboutit à :

$$V_{no} = \frac{1}{3}(V_{ao} + V_{bo} + V_{co}) \quad (III.72)$$

En remplaçant (III.72) dans (III.69), on obtient :

$$\begin{cases} V_{an} = \frac{3}{2}V_{ao} - \frac{1}{3}V_{bo} - \frac{1}{3}V_{co} \\ V_{bn} = -\frac{1}{3}V_{ao} + \frac{3}{2}V_{bo} - \frac{1}{3}V_{co} \\ V_{cn} = -\frac{1}{3}V_{ao} - \frac{1}{3}V_{bo} + \frac{3}{2}V_{co} \end{cases} \quad (III.73)$$

Et :

$$\begin{cases} V_{an} = \frac{V_o}{3}(2S_a - S_b - S_c) \\ V_{bn} = \frac{V_o}{3}(-S_a + 2S_b - S_c) \\ V_{cn} = \frac{V_o}{3}(-S_a - S_b + 2S_c) \end{cases} \quad (III.74)$$

Comme on peut le voir, les combinaisons $(S_a \ S_b \ S_c) = (1 \ 1 \ 1)$ et $(0 \ 0 \ 0)$ correspondent au vecteur nul. La figure III.7 montre les six vecteurs non nuls qui peuvent être créés par un onduleur triphasé.

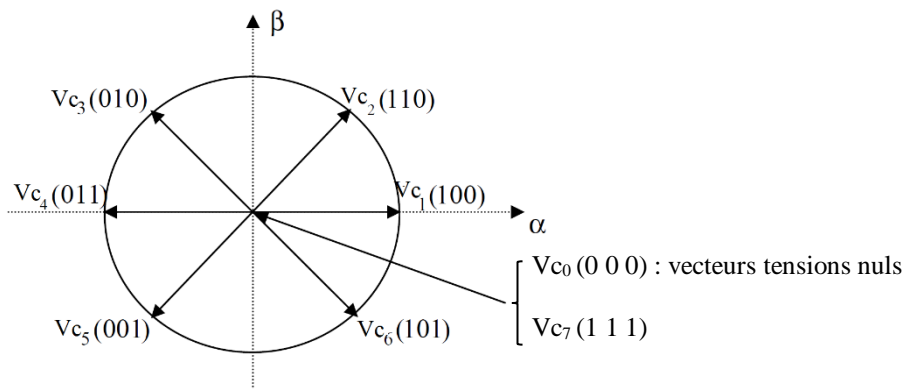


Figure III.7 : Vecteurs des tensions créées par l'onduleur de tension dans le repère (α, β)

III.4.3. Commande de l'onduleur de tension à MLI naturelle (sinus-triangle)

La technique de la MLI naturelle repose sur la comparaison entre deux signaux :

- Signal de référence (Modulatrice) qui représente l'image de la sinusoïde qu'on désire à la sortie de l'onduleur. Ce signal est modulable en amplitude et en fréquence ;

- signal de la porteuse (Triangulaire) qui définit la cadence de la commutation des interrupteurs statiques de l'onduleur. C'est un signal de hautes fréquences (HF) par rapport au signal de référence.

L'onde en impulsion est meilleure que l'onde rectangulaire (plein onde) si [28], [29]:

$f_{\text{porteuse}} > 20 \cdot f_{\text{référence}}$, la variation de l'indice de modulation de 0 à 1 fait varier la largeur d'impulsion de 0 à π/p et la tension de sortie de 0 à V_s .

La figure III.8 représente un signal à MLI généré par la comparaison d'un signal de la porteuse en triangle ayant la fréquence 1kHz avec le signal de référence sinusoïdal.

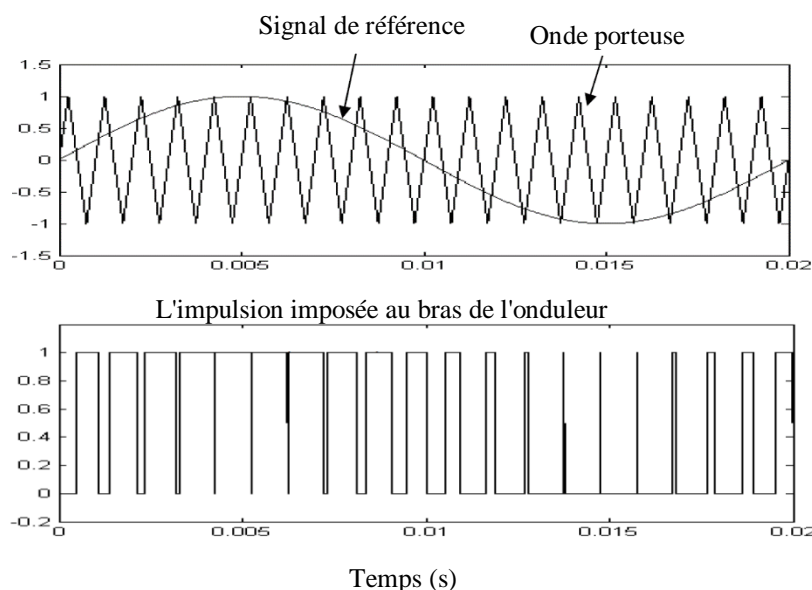


Figure III.8 : Génération d'une MLI naturelle pour un signal de la porteuse

La modulation sinus-triangle présente l'inconvénient de générer des impulsions dissymétriques par rapport à une période de la porteuse. Ainsi, les instants de commutation ne peuvent être exprimés sous forme analytique simple ; ce qui rend délicate sa mise en œuvre dans les applications numériques [28].

L'avantage majeur de la technique de modulation sinus-triangle naturelle est la réduction de la pollution (élimination d'harmoniques non désirés) ou la minimisation des oscillations sur la vitesse, le couple et les courants. Ceci permettra de réduire la pollution en harmoniques dans le réseau électrique et de minimiser des pertes dans le système et donc d'améliorer le rendement.

III.5. Procédure de surveillance des défauts

Dans les entraînements à vitesse variable, le diagnostic en boucle fermée est délicat en raison que le défaut peut apparaître comme une perturbation vis-à-vis de la boucle de régulation, où le régulateur introduit dans le schéma de commande corrige et compense l'effet du défaut. L'utilisation

des méthodes de détection par approche modèle à travers la génération de résidus est donc nécessaire pour connaître l'état de la machine. La technique de diagnostic ne dépend pas de la nature du signal. De plus, le pronostic de détection de défaut peut se faire soit en régime transitoire ou permanent. Un défaut peut être à l'origine d'une variation des grandeurs d'état. L'estimation de ces grandeurs électriques ou mécaniques permet alors de quantifier la valeur de la variation et l'analyse du signal. Ces derniers donnent la signature de l'existence ou non du défaut dans la machine, car dans de nombreux cas d'estimation, la variation des grandeurs électriques ou mécaniques ne représente pas une signature de défaut. Il peut s'agir d'une variation paramétrique due à l'échauffement de la machine, une perturbation extérieure ou un bruit. Pour cela, le diagnostic utilisant l'approche sans modèle a une grande signification pour résoudre cette ambiguïté.

La procédure de surveillance pour la détection et le diagnostic des défauts à travers les résidus des courants statoriques et la vitesse rotorique en utilisant l'observateur à grand gain suivi d'une analyse spectrale par HT et par FFT à travers les réseaux de neurones et le neuraux-floue est effectué lors d'une variation de la couple charge.

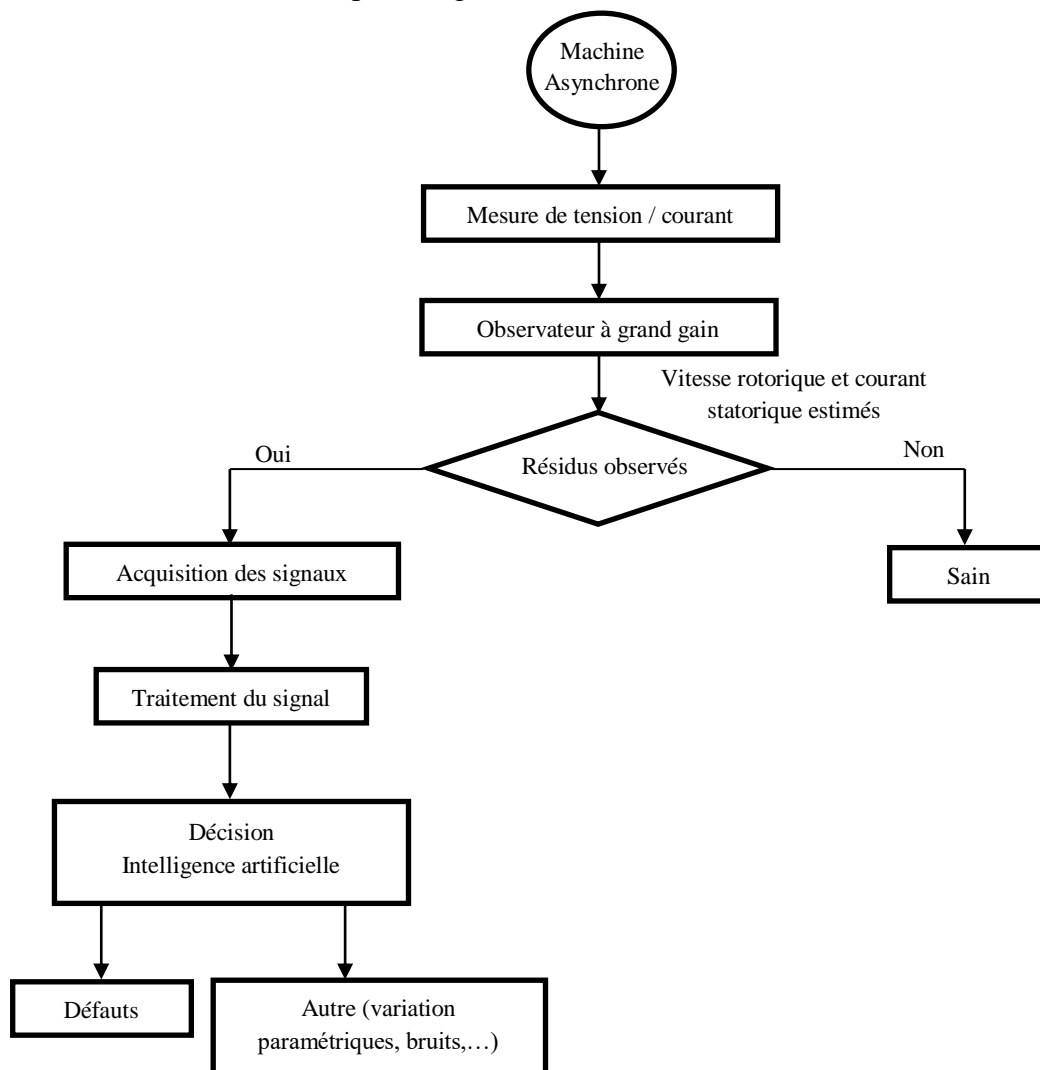


Figure III.9 : Principales étapes de surveillance des défauts dans la machine asynchrone

La procédure de surveillance des défauts dans la machine asynchrone en boucle fermée est décrite dans les étapes ci-dessous (figure III.9).

Premièrement, il y a la détection rapide des défauts en ligne en utilisant l'approche modèle afin de mettre en évidence l'apparition des défauts en se basant sur les résidus de vitesse rotorique et de courant statorique grâce à l'observateur à grand gain. Ensuite, il y a le diagnostic hors ligne qui utilise les techniques d'intelligence artificielle telles que les réseaux de neurones et les réseaux neuro-flous basés sur l'analyse HFFT (TH et FFT) et appliqués au courant statorique pour identifier et distinguer ces défauts. La figure III.9 montre la procédure et les étapes de surveillance pour la détection et le diagnostic des défauts dans la machine.

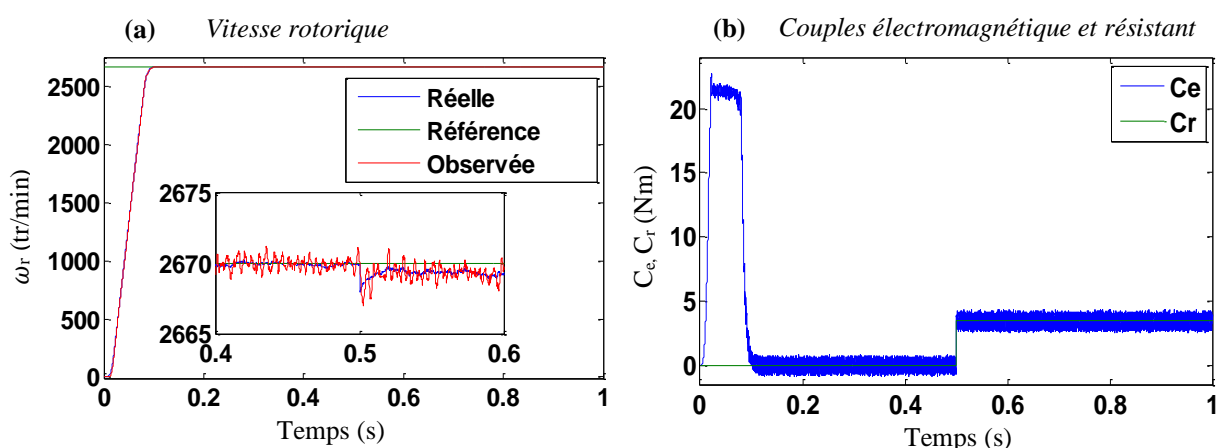
III.6. Résultats de simulation de la commande par linéarisation entrée-sortie de la MAS

III.6.1. Fonctionnement sain de la machine

Afin de mettre en évidence l'efficacité et les performances de l'algorithme de commande par linéarisation entrée-sortie de la machine asynchrone à l'état sain, différents tests sont réalisés : le démarrage à vide, l'application de la charge, l'inversion du sens de rotation et le fonctionnement à basses vitesses.

- **Démarrage à vide avec application de la charge**

La simulation est effectuée en utilisant le modèle réduit. La machine démarre à vide. L'application du couple de charge est effectuée à l'instant $t=0.5s$, pour une vitesse de référence de $\omega_r=2670$ tr/min.



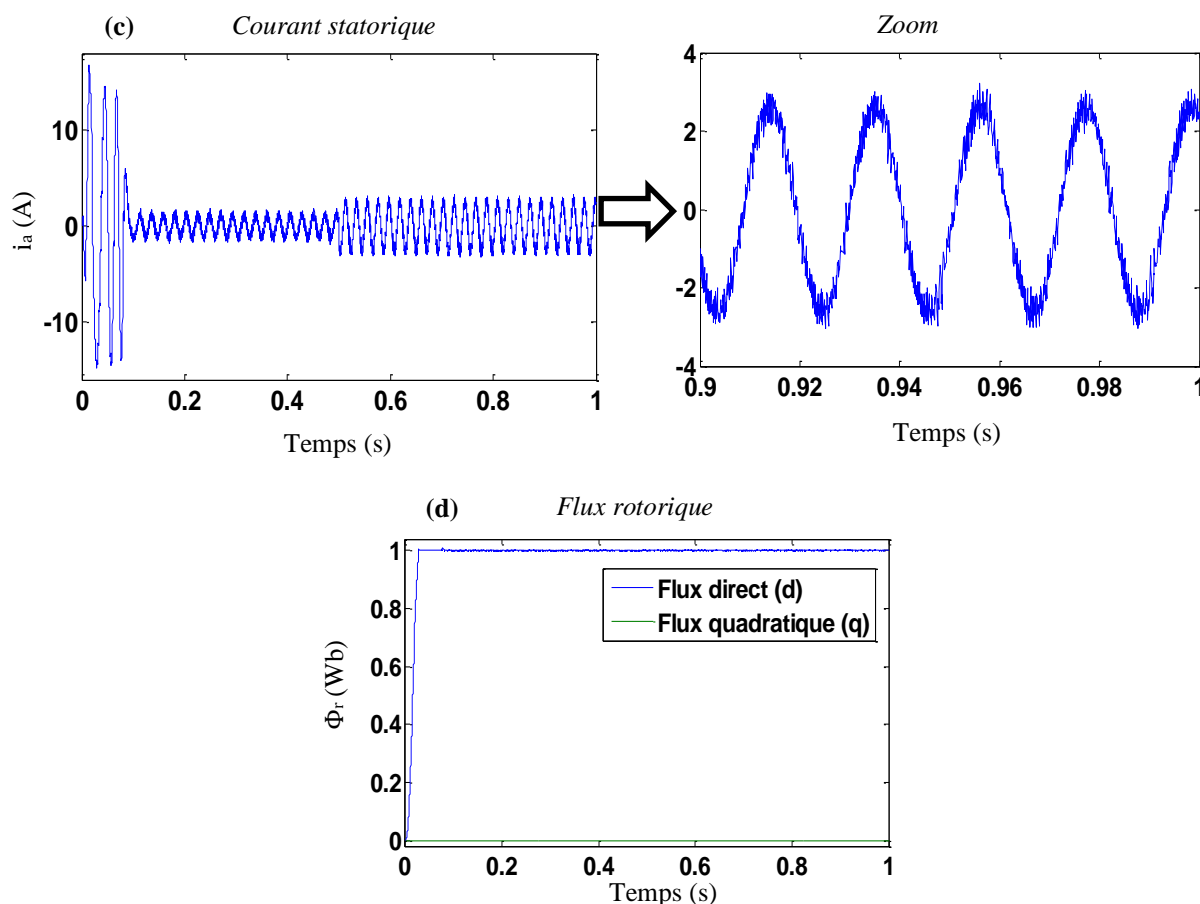


Figure III.10: Caractéristiques électriques et mécaniques issues de la commande par linéarisation entrée-sortie à l'état sain

La figure III.10 montre les caractéristiques électriques et mécaniques issues de la commande par linéarisation entrée-sortie de la machine asynchrone à l'état sain. On remarque que la vitesse suit sa référence après un certain régime transitoire et décroît légèrement au moment de l'application de la charge. L'estimation par le biais de l'observateur à grand gain montre le bon suivi de la vitesse estimée par rapport à la vitesse réelle. Le couple électromagnétique présente une dynamique rapide. Les courants des phases ont une forme d'onde sinusoïdale. L'application de la charge fait augmenter les amplitudes de ces courants. La composante du flux rotorique indique un excellent découplage entre les axes de flux. Ce découplage montre l'efficacité de l'algorithme de commande.

- **Fonctionnement à basses vitesses**

La figure III.11 illustre le résultat de la commande par linéarisation entrée-sortie pour une inversion du sens de rotation à faibles vitesses (de 25 à -25 tr/min) à l'instant $t=1$ s, afin de tester la robustesse de la commande.

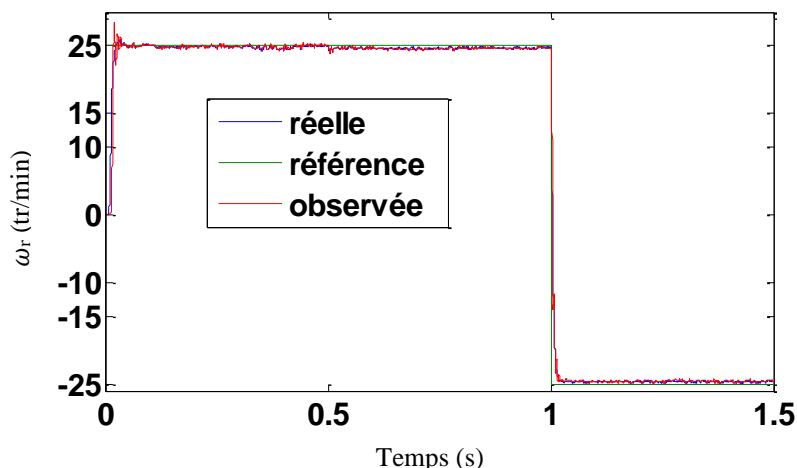


Figure III.11 : Vitesse rotorique avec inversion de sens de rotation: essai à faible vitesse

Les résultats obtenus montrent le bon suivi de la vitesse avec sa référence et la qualité de l'observateur pour l'estimation de vitesse dans une large gamme.

III.6.2. Fonctionnement en défaut de la machine asynchrone (Génération de résidus)

Le variateur de fréquence est considéré comme un variateur d'énergie, mais il génère un bruit dans les courants de ligne. Cependant, la commande par linéarisation entrée-sortie a utilisé la commande de l'onduleur de tension à MLI (modulation de largeur d'impulsion) naturelle (sinus-triangle) pour contrôler le moteur asynchrone. Cette combinaison robuste (contrôle par linéarisation entrée-sortie + MLI) présente l'avantage de contrôler un appareil avec une précision élevée et de minimiser le bruit naturel dû au variateur de fréquence, ce qui permet un bon diagnostic de la machine. Les séquences de commutation MLI sont calculées avec une fréquence de commutation égale à 4 kHz. Une tension d'alimentation de (400 V) est filtrée à travers le redresseur afin de fixer le bus V_{DC} de l'onduleur. Le bruit généré par la MLI réduit son rapport signal sur bruit (RSB). Un bruit blanc gaussien de 10 dB de RSB (RSB faible) a été ajouté aux tensions de sortie (V_a, V_b, V_c) afin de modéliser les bruits.

❖ Génération de résidus

La génération des résidus est parmi les méthodes basées sur le modèle et repose sur le concept de redondance analytique. La redondance analytique correspond à l'utilisation des signaux de mesure et de commande disponibles combinés avec le modèle mathématique du système à diagnostiquer. Quel que soit l'approche utilisée pour générer les résidus, l'estimation paramétrique ou les observateurs d'état, l'équation générale des résidus générés $r(t)$ est une fonction des sorties estimées et des sorties mesurées. Ainsi, pour les observateurs, le résidu s'écrit:

$$\begin{aligned}
 r_{\omega}(t) &= Z_p(\omega_r - \hat{\omega}_r) \\
 r_i(t) &= Z_p(i_s - \hat{i}_s)
 \end{aligned}
 \tag{III.75}$$

r_ω et r_i sont les résidus générés pour la vitesse rotorique et le courant statorique respectivement.

Z_p est pour chaque cas une matrice de pondération.

La norme peut être appliquée à chaque résidu comme suit :

$$\|r_\omega\| = \sqrt{\frac{1}{T_f} \int_t^{t+T_f} (r_\omega(t))^2 dt}$$

$$\|r_i\| = \sqrt{\frac{1}{T_f} \int_t^{t+T_f} (r_i(t))^2 dt}$$
(III.76)

T_f est une longueur de fenêtre.

La logique de diagnostic (figure III.12) consiste en une prise de décision résultant directement de l'évaluation des résidus $r(t)$. Des résidus nuls indiquent que le système fonctionne normalement. Il s'agira donc de poursuivre la tâche de surveillance du système en temps continu. Des résidus non nuls indiquent un mauvais fonctionnement du système (figure III.13). Il s'agira alors d'en comprendre les raisons à travers les étapes de diagnostic qui composent la surveillance.

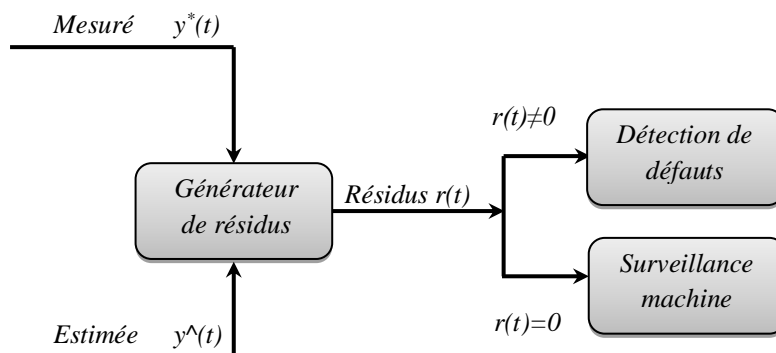


Figure III.12 : Logique de détection

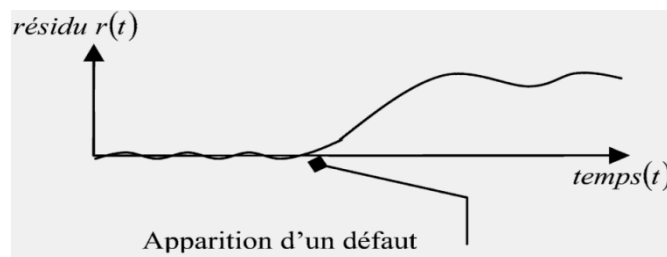


Figure III.13: Allure du signal résidu

Les simulations sont réalisées avec un RSB faible (10 dB), une vitesse de référence égale à 2670 tr/min et un couple de charge ($C_r = 3,5$ Nm) appliqué à $t = 0.5s$. Tous les défauts sont réalisés à $t = 1s$ et leurs sévérités changées à $t = 2s$, comme illustré dans les figures suivantes.

• *Machine saine*

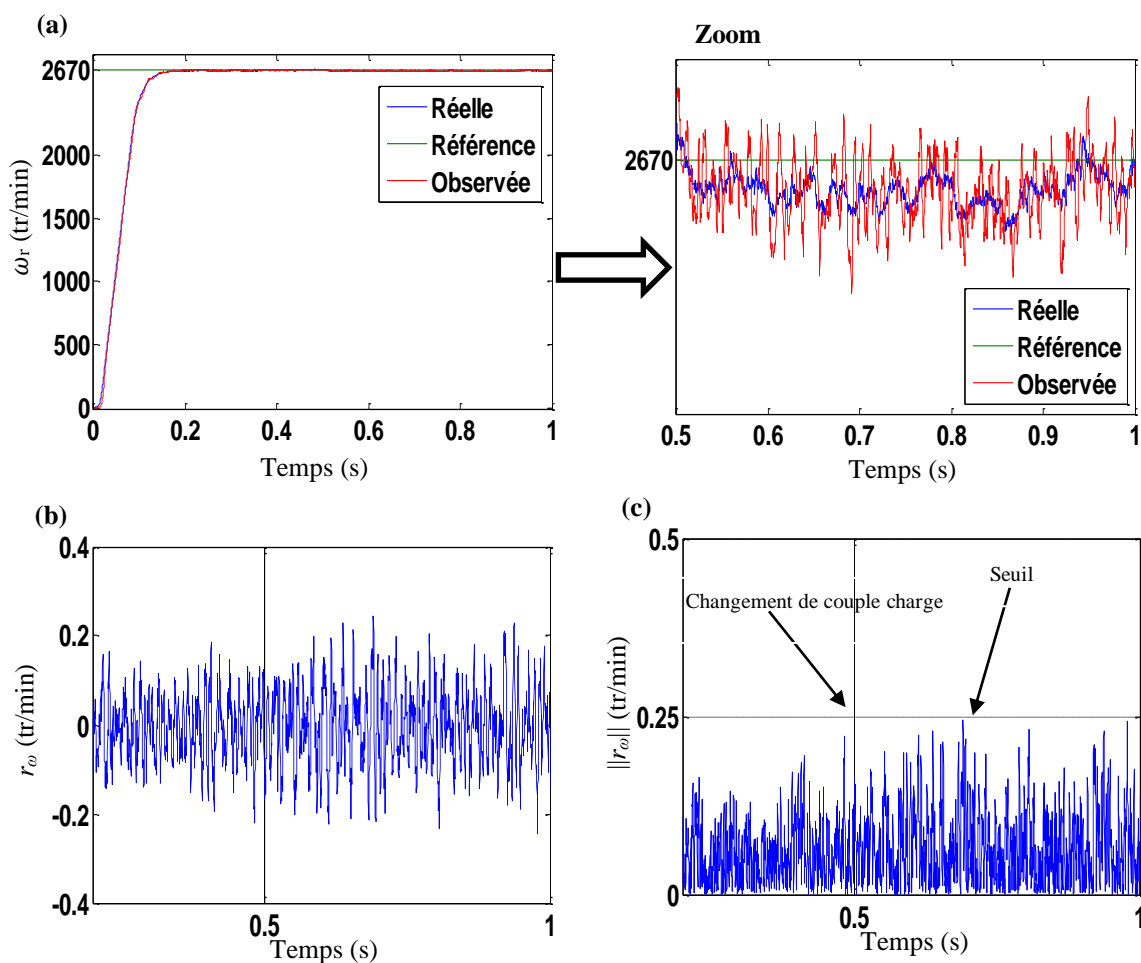
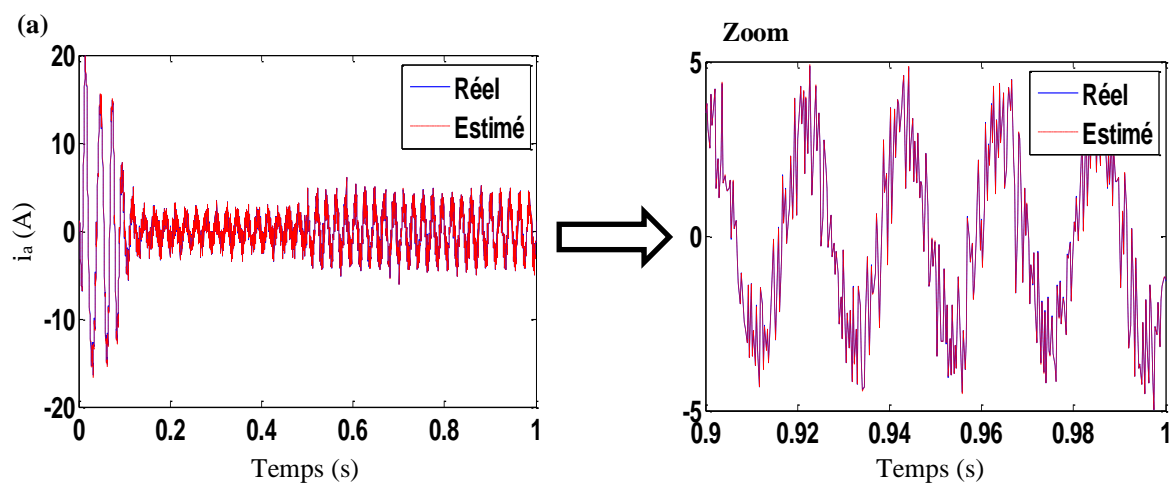


Figure III.14 : *Machine saine : (a) Vitesse rotorique, (b) Résidu de vitesse rotorique, (c) Norme du résidu de vitesse rotorique*



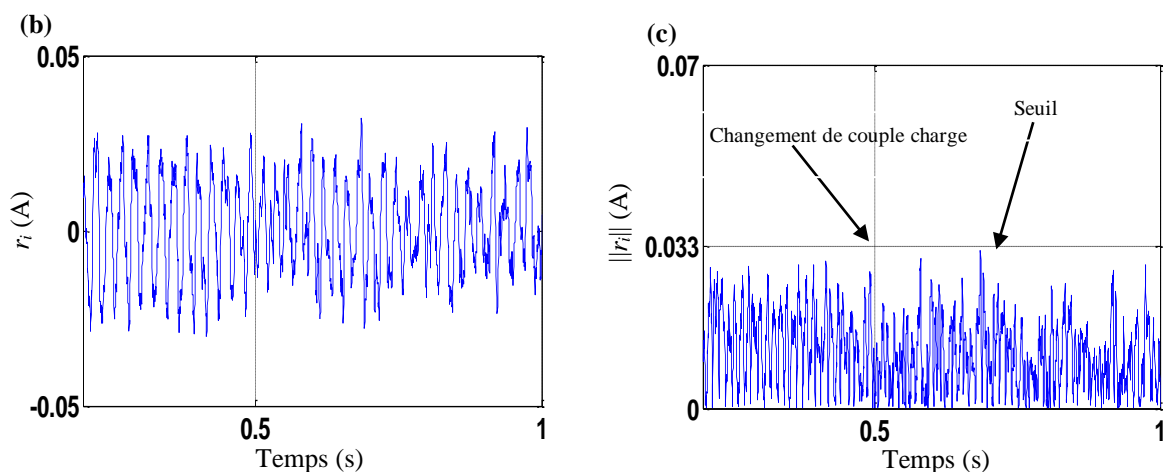


Figure III.15 : Machine saine : (a) Courant statorique, (b) Résidu du courant statorique, (c) Norme du résidu du courant statorique

- **Défaut de cassure de barres rotoriques**

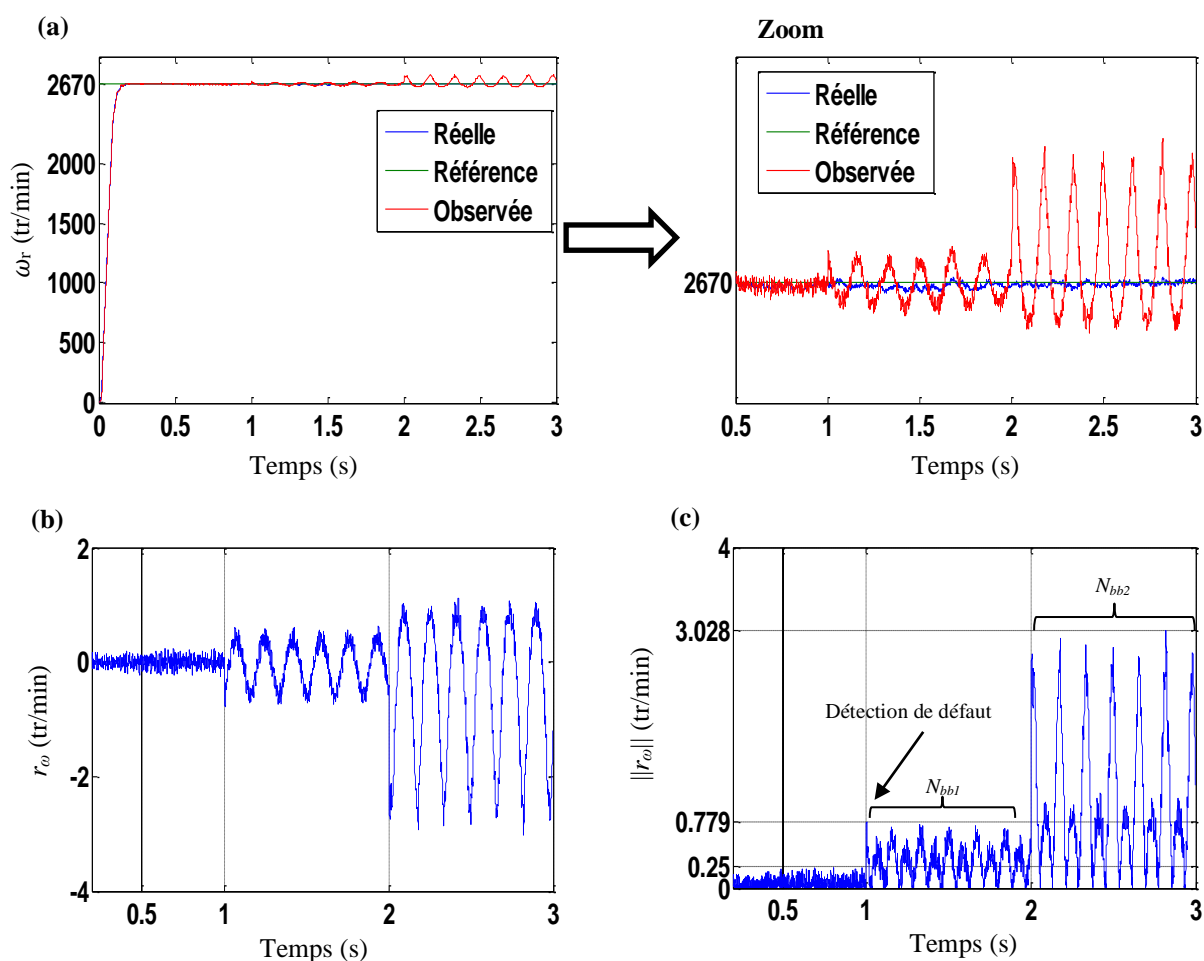


Figure III.16 : Cassure de barres rotoriques (N_{bb1} , N_{bb2}) : (a) Vitesse rotorique, (b) Résidu de vitesse rotorique, (c) Norme du résidu de vitesse rotorique

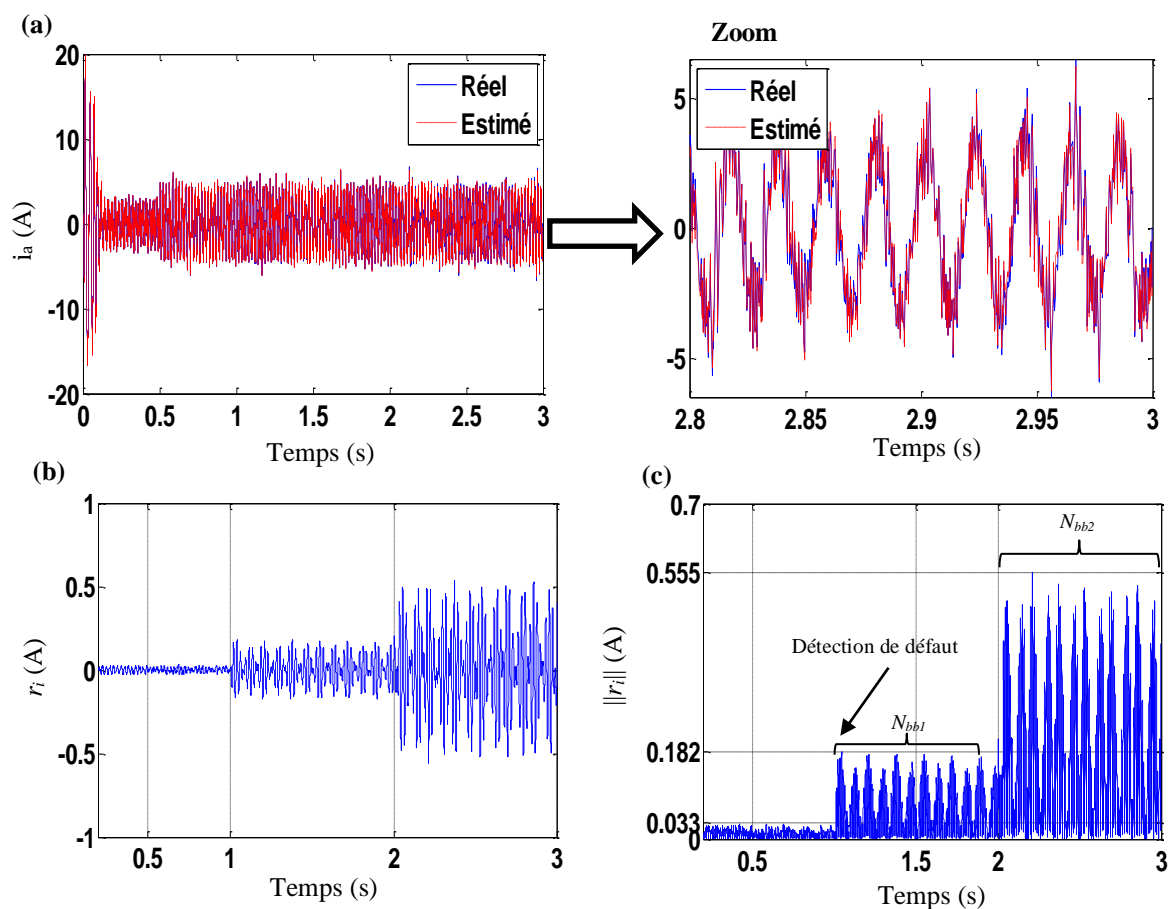
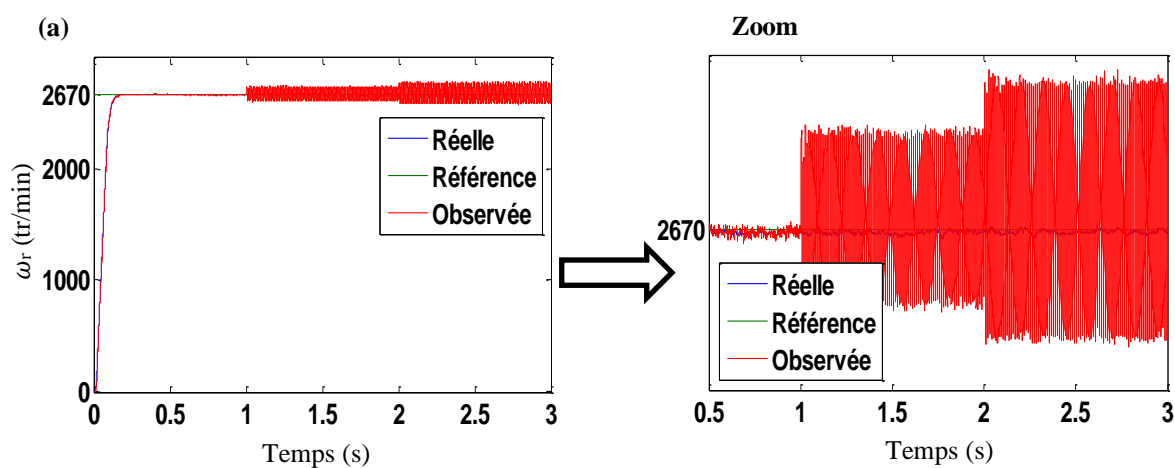


Figure III.17 : Cassure de barres rotoriques (N_{bb1} , N_{bb2}) : (a) Courant statorique, (b) Résidu du courant statorique, (c) Norme du résidu de courant statorique

- *Défaut de court-circuit entre spires d'une phase statorique*



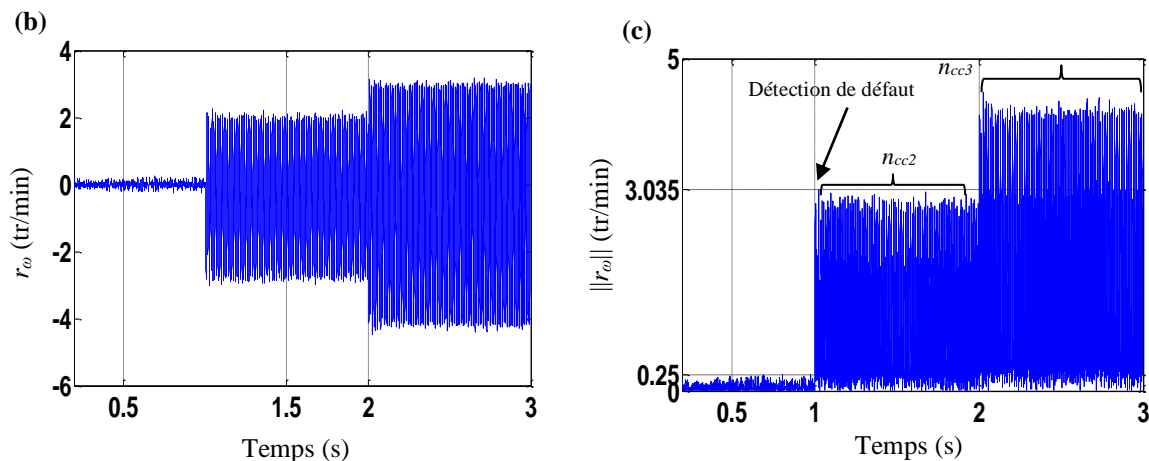


Figure III.18 : Court-circuit entre spires d'une phase statorique (n_{cc2} , n_{cc3}) : (a) Vitesse rotorique, (b) Résidu de vitesse rotorique, (c) Norme du résidu de vitesse rotorique

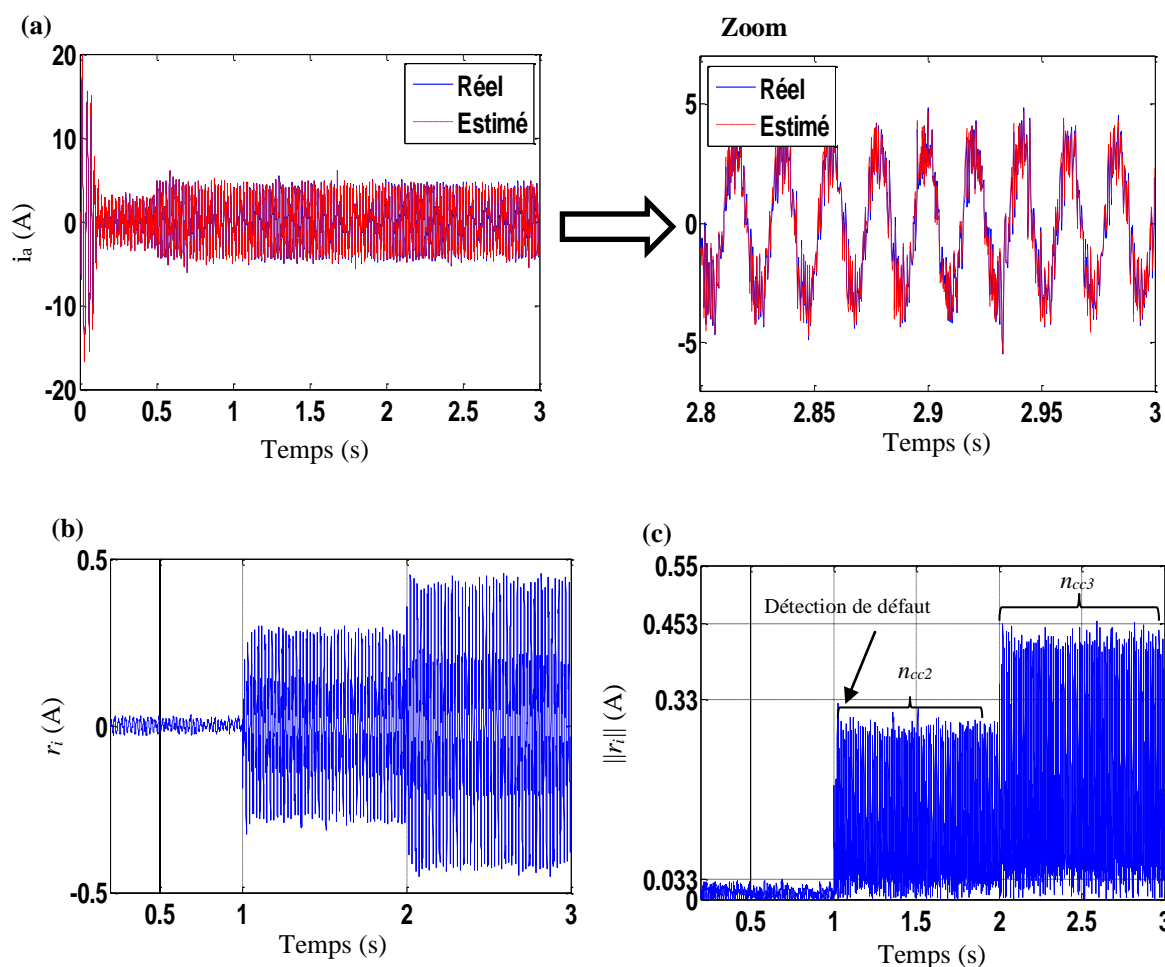


Figure III.19 : Court-circuit entre spires d'une phase statorique (n_{cc2} , n_{cc3}) : (a) Courant statorique, (b) Résidu du courant statorique, (c) Norme du résidu de courant statorique

• Défaut d'excentricité statique

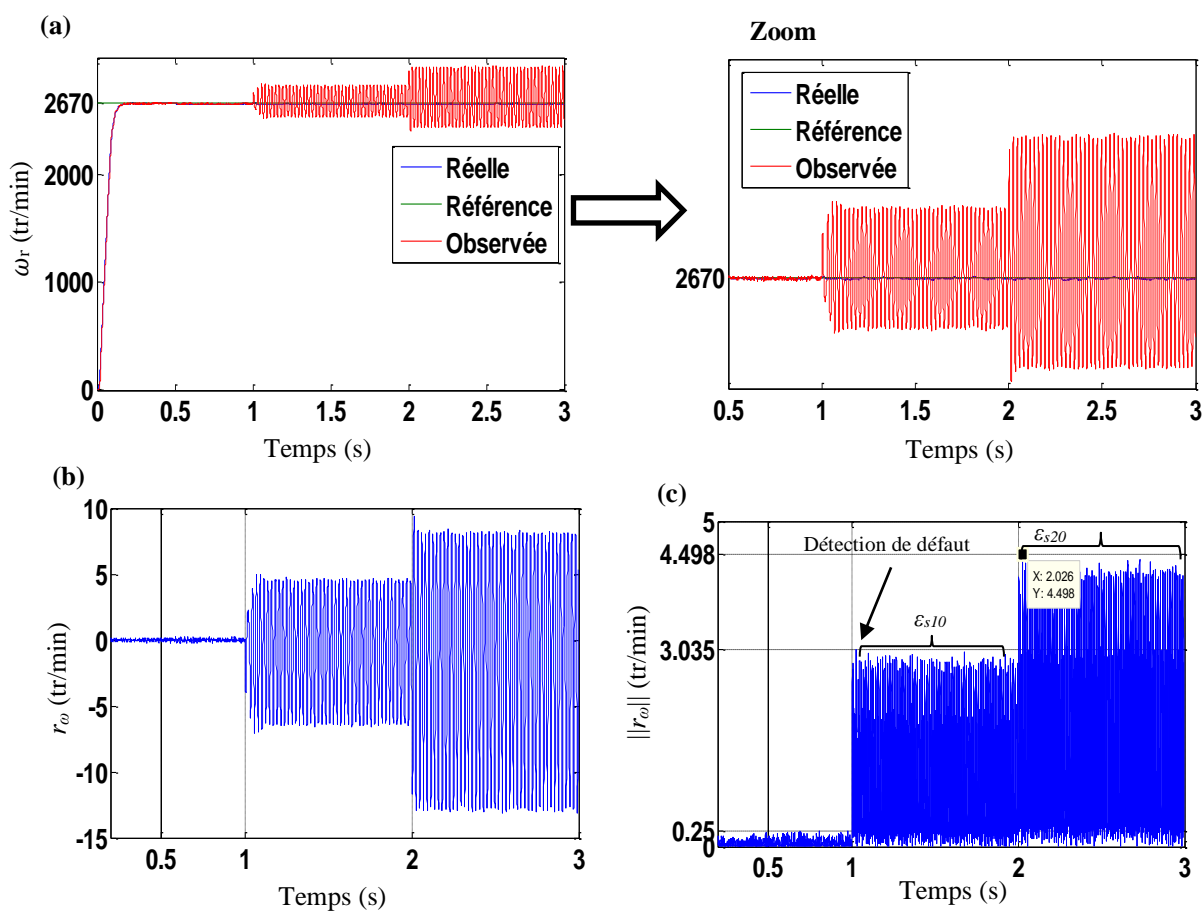
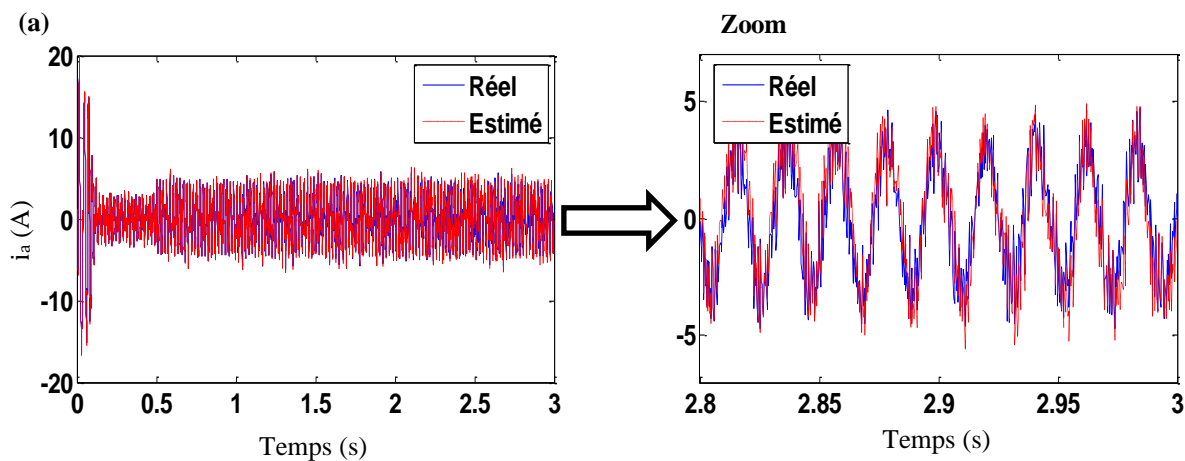


Figure III.20 : Excentricité statique (ϵ_{s10} , ϵ_{s20}) : (a) Vitesse rotorique, (b) Résidu de vitesse rotorique, (c) Norme du résidu de vitesse rotorique



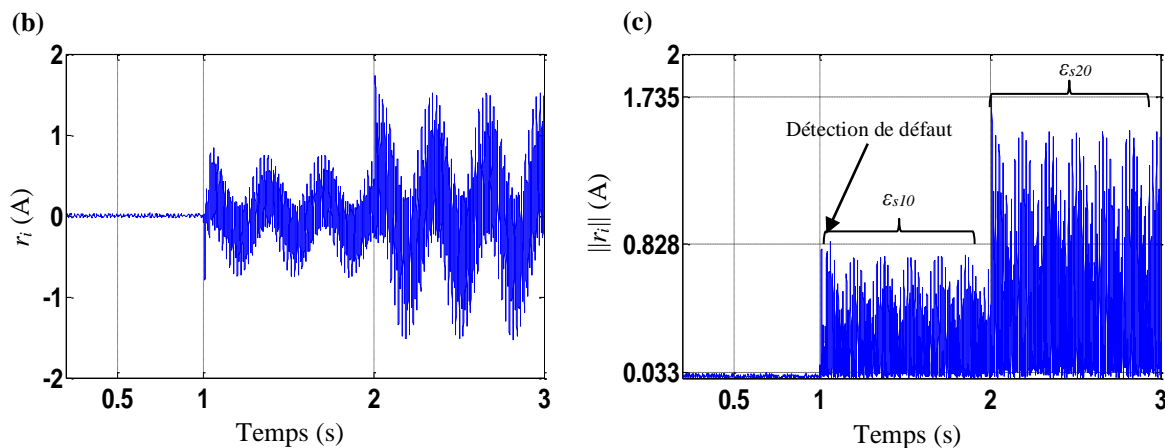


Figure III.21 : *Excentricité statique (ϵ_{s10} , ϵ_{s20})* : (a) Courant statorique, (b) Résidu de courant statorique, (c) Norme du résidu de courant statorique

- **Défaut mixte (cassure de barres, court-circuit et excentricité statique)**

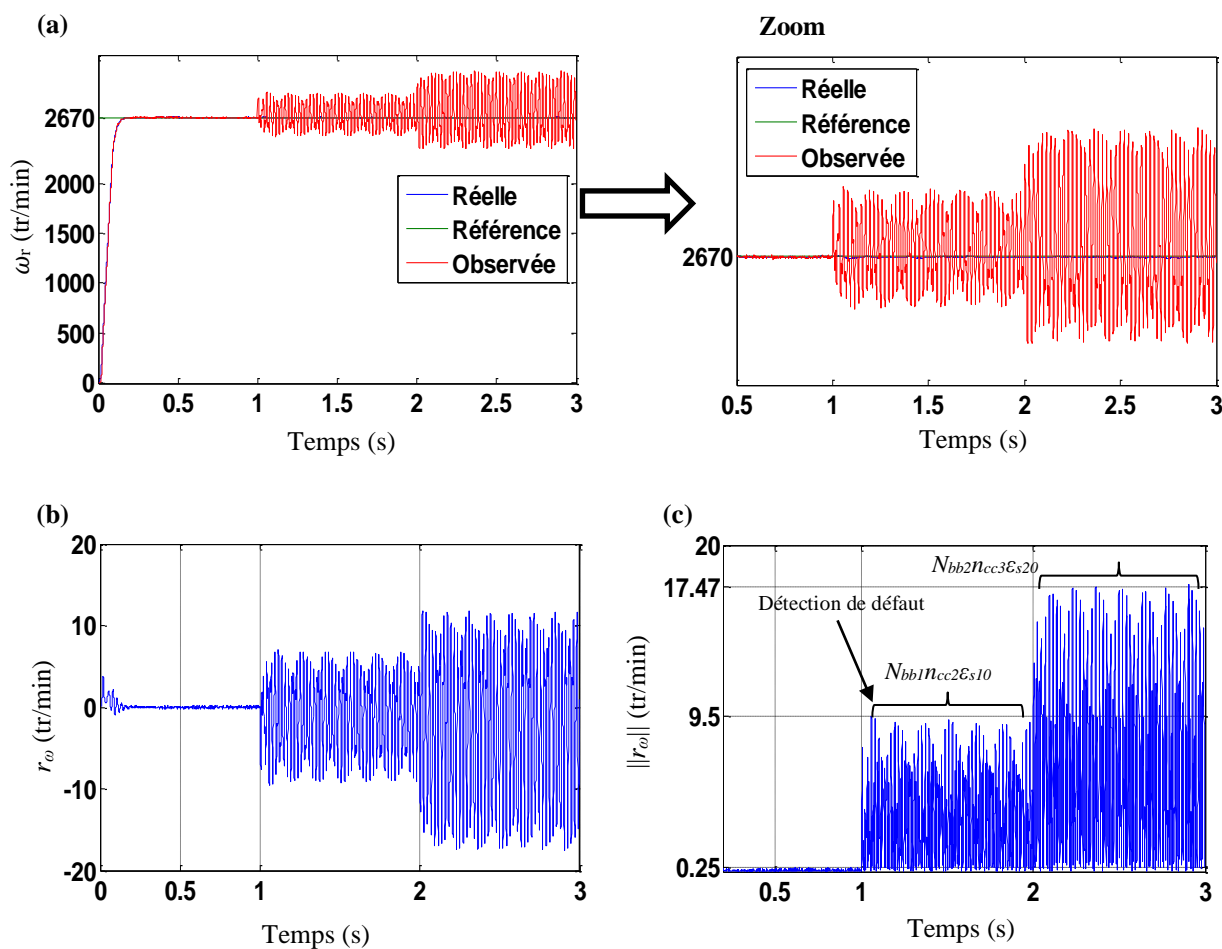


Figure III.22 : *Défaut mixte ($N_{bb1}n_{cc2}\epsilon_{s10}$, $N_{bb2}n_{cc3}\epsilon_{s20}$)* : (a) Vitesse rotorique, (b) Résidu de vitesse rotorique, (c) Norme du résidu de vitesse rotorique

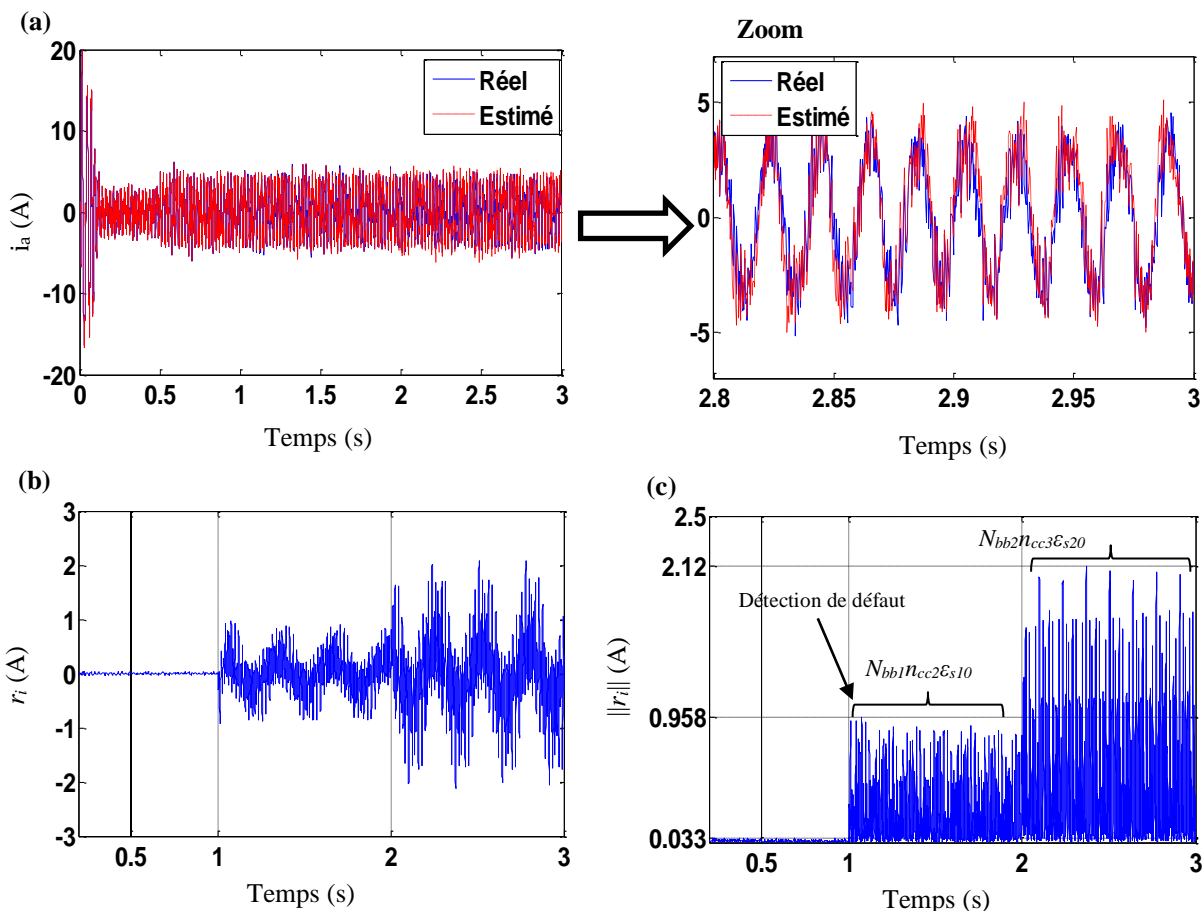


Figure III.23 : Défaut mixte ($N_{bb1}n_{cc2}\varepsilon_{s10}, N_{bb2}n_{cc3}\varepsilon_{s20}$) : (a) Courant statorique, (b) Résidu de courant statorique, (c) Norme du résidu de courant statorique

Par l'analyse des modules des résidus, on peut rassembler les informations dans les tableaux III.1 et III.2 qui résument l'influence des défauts sur chaque résidu.

Etat du moteur	$\ r_\omega\$ (tr/min)
<i>Etat sain</i>	0.250
<i>Cassure un barre rotorique (N_{bb1})</i>	0.779
<i>Cassure de deux barres rotoriques (N_{bb2}) adjacentes</i>	3.028
<i>Court-circuit statorique de deux spires (n_{cc2})</i>	3.035
<i>Court-circuit statorique de trois spires (n_{cc3})</i>	4.498
<i>10% de l'excentricité statique (ε_{s10})</i>	7.029
<i>20% de l'excentricité statique (ε_{s20})</i>	12.920
<i>Défauts mixte ($N_{bb1}\varepsilon_{s10} n_{cc2}$)</i>	9.500
<i>Défauts mixte ($N_{bb2}\varepsilon_{s20} n_{cc3}$)</i>	17.470

Tableau III.1 : Sévérités des $\|r_\omega\|$ pour les différents défauts

Etat du moteur	$\ r_i\$ (A)
<i>Etat sain</i>	<i>0.033</i>
<i>Cassure d'une barre rotorique (N_{bb1})</i>	<i>1.182</i>
<i>Cassure de deux barres rotoriques (N_{bb2}) adjacentes</i>	<i>0.555</i>
<i>Court-circuit statorique de deux spires (n_{cc2})</i>	<i>0.330</i>
<i>Court-circuit statorique de trois spires (n_{cc3})</i>	<i>0.453</i>
<i>10% de l'excentricité statique (ε_{s10})</i>	<i>0.828</i>
<i>20% de l'excentricité statique (ε_{s20})</i>	<i>1.735</i>
<i>Défauts mixte ($N_{bb1}\varepsilon_{s10} n_{cc2}$)</i>	<i>0.958</i>
<i>Défauts mixte ($N_{bb2}\varepsilon_{s20} n_{cc3}$)</i>	<i>2.120</i>

Tableau III.2 : Sévérités des $\|r_i\|$ pour les différents défauts

Les figures de III.14 à III.22 et les tableaux III.1 et III.2 montrent que les deux résidus générés (vitesse et courant), en absence de défauts, convergent vers une très petite valeur qui est appelée le seuil ($\|r_\omega\|_{\text{seuil}} = 0,25$ tr/min, $\|r_i\|_{\text{seuil}} = 0,033$ A). Les valeurs d'amplitude des résidus r_ω et r_i augmentent brusquement lorsque les défauts se produisent à $t = 1$ s selon le type de défaut et sa gravité. Cette technique peut être considérée comme un indicateur fiable pour la détection rapide de défauts naissants même à faible sévérités.

Cependant, les deux résidus générés sont non seulement très sensibles à l'apparition du défaut, mais également aux incertitudes de la modélisation, à la variation paramétrique et à des entrées inconnues telles que le bruit externe. Tous ces facteurs conduisent à une détection erronée du défaut. Pour pallier à ce problème, des techniques de l'intelligence artificielle telle que les réseaux de neurones et multi-neuro-floue basée sur les propriétés de l'analyse HFFT sont appliquées pour confirmer la détection vraie ou fausse du défaut et l'identifier.

III.7. Conclusion

Dans ce chapitre, une simulation de la commande par linéarisation entrée-sortie et avec estimation de la vitesse, du flux rotorique et du courant statorique est réalisée en utilisant l'observateur à grand gain pour le cas sain de la machine et avec défaut de cassure de barres rotoriques, courts-circuits entre spires statoriques et excentricité statique. Un modèle réduit tenant compte des défauts rotorique et statorique issu du modèle multi enroulement est présenté pour la conception de la commande ainsi que pour l'observation. La mise en œuvre de la commande par linéarisation entrée-sortie a été effectuée pour assurer la continuité du fonctionnement de la machine asynchrone en cas de défaut permettant ainsi d'étudier l'effet de défaut sur la commande en boucle fermée.

L'observateur à grand gain a été utilisé pour l'estimation de la vitesse, le flux et le courant statorique dans le schéma de commande. Des procédures de détection des défauts sont présentées

pour la machine asynchrone. Elles sont basées sur l'utilisation de la méthode des générations des résidus. Le principe fondamental des méthodes de génération des résidus à l'aide d'observateur est de reconstruire la sortie du système à partir des données accessibles sur le procédé puis comparer cette estimation à la valeur réelle de la sortie.

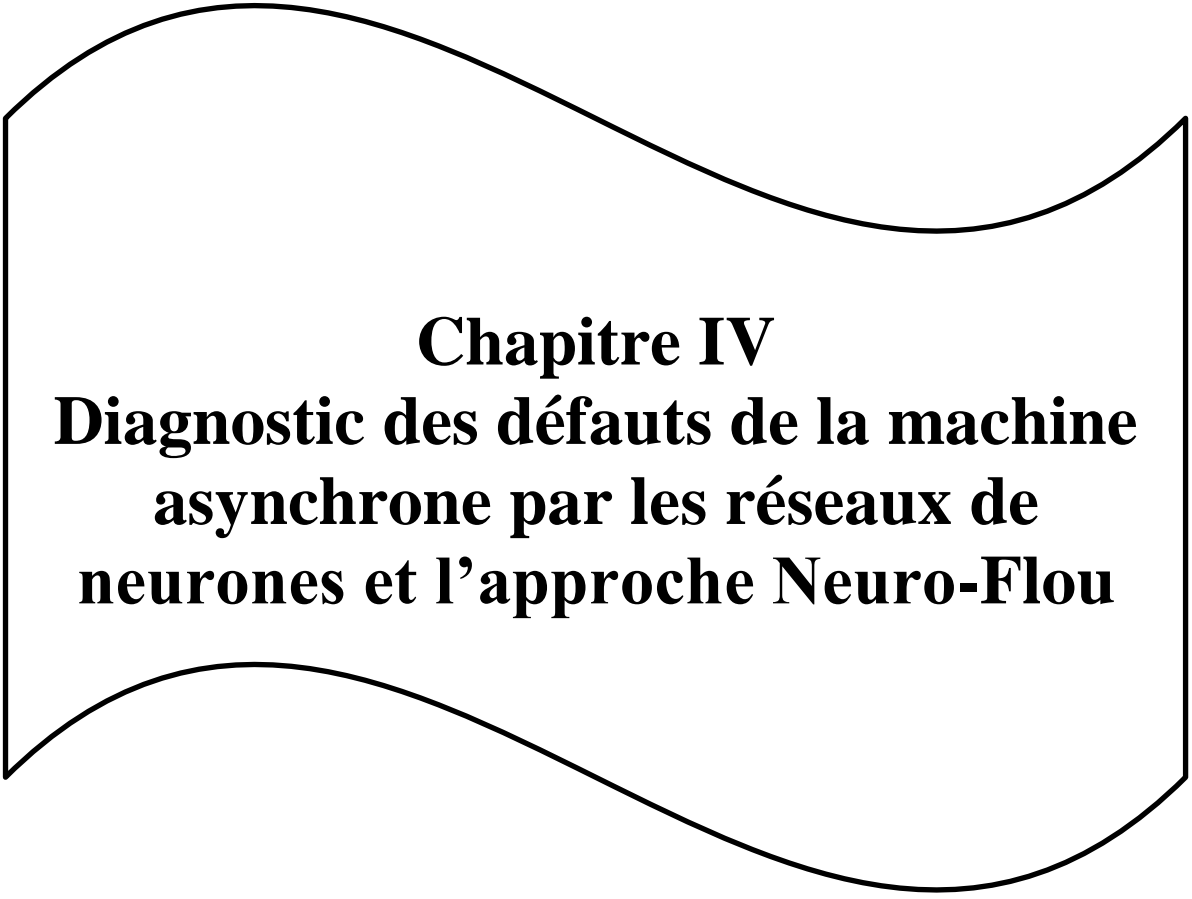
Les résultats obtenus de la commande par linéarisation entrée-sortie montrent des performances intéressantes de la commande pour différents modes de fonctionnement de la machine. Les deux résidus générés (vitesse et courant), en absence de défauts, convergent vers le seuil et s'éloignent du seuil lors de l'apparition d'un défaut. Cependant, cette méthode est insuffisante pour localiser le défaut. Ce qui prouve que les observateurs donnent une bonne estimation des états et une bonne détection et peuvent servir comme un indicateur du défaut.

III.8. Bibliographie

- [1] J. Cherian and J. Mathew, "Parameter independent sensorless vector control of induction motor," in *2012 IEEE International Conference on Power Electronics, Drives and Energy Systems (PEDES)*, 2012, pp. 1–6.
- [2] F. Blaschke, "The principle of field orientation as applied to the new TRANSVECTOR closed loop control system for rotating field machines," *Siemens Rev*, vol. 34, pp. 217–220, 1972.
- [3] and M. W. K. H. Bayer, H. Waldmann, "Field-Oriented Closed-Loop Control of a Synchronous Machine with the New Transvector Control System," *Siemens Rev*, vol. 39, pp. 220–223, 1972.
- [4] E. J. . Slotine and W. Li, "applied nonlinear control," Prentice-H., 1991.
- [5] A. Isidori, A. Krener, C. Gori-Giorgi, and S. Monaco, "Nonlinear decoupling via feedback: A differential geometric approach," *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol. 26, no. 2, pp. 331–345, Apr. 1981.
- [6] I. Kanellakopoulos, P. V. Kokotovic, and A. S. Morse, "Systematic design of adaptive controllers for feedback linearizable systems," *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol. 36, no. 11, pp. 1241–1253, Nov. 1991.
- [7] A. Ammar, A. Bourek, A. Benakcha, and T. Ameid, "Sensorless stator field oriented-direct torque control with SVM for induction motor based on MRAS and fuzzy logic regulation," in *2017 6th International Conference on Systems and Control (ICSC)*, 2017, pp. 156–161.
- [8] M. Moutchou, A. Abbou, and H. Mahmoudi, "Sensorless speed backstepping control of induction machine, based on speed MRAS observer," *Proc. 2012 Int. Conf. Multimed. Comput. Syst. ICMCS 2012*, no. Im, pp. 1019–1024, 2012.
- [9] F. Alonge, F. D'Ippolito, A. Fagiolini, and A. Sferlazza, "Extended complex Kalman filter

- for sensorless control of an induction motor,” *Control Eng. Pract.*, vol. 27, no. 1, pp. 1–10, 2014.
- [10] A. Guezmil, H. Berriri, R. Pusca, A. Sakly, R. Romary, and M. F. Mimouni, “Detecting Inter-Turn Short-Circuit Fault in Induction Machine Using High-Order Sliding Mode Observer: Simulation and Experimental Verification,” *J. Control. Autom. Electr. Syst.*, vol. 28, no. 4, pp. 532–540, Aug. 2017.
- [11] B. Trajin, J. Regnier, and J. Faucher, “Detection of bearing faults in asynchronous motors using Luenberger speed observer,” *Proc. - 34th Annu. Conf. IEEE Ind. Electron. Soc. IECON 2008*, pp. 3073–3078, 2008.
- [12] T. Hicham, “Contrôle par mode glissant: Observation et estimation paramétrique d’une machine à induction avec défauts,” Thèse de Doctorat, Université de Biskra, 2016.
- [13] K. Busawon, H. Yahoui, A. Hammouri, and G. Grellet, “A nonlinear observer for induction motors,” *Eur. Phys. J. Appl. Phys.*, vol. 15, no. 3, pp. 181–188, Sep. 2001.
- [14] A. Benchaib, A. Rachid, E. Audrezet, and M. Tadjine, “Real-time sliding-mode observer and control of an induction motor,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 46, no. 1, pp. 128–138, 1999.
- [15] J. Lévine., “Analyse et Commande des Systèmes Non Linéaires,” école des Mines de Paris, 2004.
- [16] G. Conte, C. H. Moog, and A. M. Perdon, *Algebraic Methods for Nonlinear Control Systems*. London: Springer London, 2007.
- [17] L. Baratchart and J.-B. Pomet, “On local linearization of control systems,” *J. Dyn. Control Syst.*, vol. 15, no. 4, pp. 471–536, Oct. 2009.
- [18] M. Bodson, J. Chiasson, and R. Novotnak, “High-performance induction motor control via input-output linearization,” *IEEE Control Syst.*, vol. 14, no. 4, pp. 25–33, Aug. 1994.
- [19] M. Tarbouchi, “Commande par linéarisation exacte d’une machine asynchrone en régime défluxé,” thèse de doctorat, Université de Laval Québec, 1997.
- [20] E. D. Sontag, *Mathematical Control Theory*, vol. 6. New York, NY: Springer New York, 1998.
- [21] R. Marino, S. Peresada, and P. Valigi, “Adaptive input-output linearizing control of induction motors,” *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol. 38, no. 2, pp. 208–221, 1993.
- [22] J. K. Hedrick and A. Girard, *Feedback Linearization. Control of Nonlinear Dynamic Systems: Theory and Applications*, 2005.
- [23] A. Isidori, *Nonlinear Control Systems*. London: Springer London, 1995.
- [24] H. Talhaoui, A. Menacer, and R. Kechida, “Mixed eccentricity fault diagnosis in the

- sensorless field oriented control induction motor using DWT technique,” in *2015 IEEE 10th International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED)*, 2015, pp. 97–103.
- [25] Nguyen Vinh Quan, Nguyen Minh Tam, Nguyen Van Nho, and Duong Hoai Nghia, “Sliding mode control of a three phase induction motor based on reference model,” in *2017 International Conference on System Science and Engineering (ICSSE)*, 2017, pp. 708–713.
- [26] M. Oueder, “Synthèse d’observateurs pour les systèmes non linéaires,” Thèse de doctorat. Université de CAEN/BASSE. Normandie, 2012.
- [27] F. Liu, M. Farza, and M. M’saad, “Observateur à grand gain pour des systèmes non linéaires avec couplage non complètement triangulaire,” *Prépublication N°40, Fasc. N°2*, pp. 275–278, 2007.
- [28] F. Benchabane, A. Titaouine, O. Bennis, K. Yahia, and D. Taïbi, “Sensorless fuzzy sliding mode control for permanent magnet synchronous motor fed by AC/DC/AC converter,” *Int. J. Syst. Assur. Eng. Manag.*, vol. 3, no. 3, pp. 221–229, Sep. 2012.
- [29] A. Hadri-Hamida *et al.*, “A nonlinear adaptive backstepping approach applied to a three phase PWM AC–DC converter feeding induction heating,” *Commun. Nonlinear Sci. Numer. Simul.*, vol. 14, no. 4, pp. 1515–1525, Apr. 2009.



Chapitre IV
Diagnostic des défauts de la machine
asynchrone par les réseaux de
neurones et l'approche Neuro-Flou

IV.1. Introduction

Les techniques d'intelligence artificielle (IA) sont des outils très puissants de traitement non linéaire de données. Ils ont prouvé ces dernières années leur efficacité dans plusieurs applications et surtout dans le domaine du diagnostic de défauts industriels [1], [2]. Parmi ces techniques, les réseaux de neurones (RN) peuvent être exploités en surveillance de deux manières différentes : comme outil principal de diagnostic et de localisation, ou comme outil qui permet de reconstruire une quantité donnée, par exemple une sortie de capteur. Cette estimation peut servir par exemple à évaluer une variable inaccessible ou difficilement mesurable et dont la valeur est importante pour la prise de décision ou bien pour prédire sa future évolution. En diagnostic de défauts, les RN sont utilisés comme outils de reconnaissance de formes. Le problème de diagnostic est ainsi ramené à un problème de reconnaissance de formes, où les classes correspondant aux différents modes de défaillances du système représentent l'ensemble des observations ou mesures du système (données qualitatives ou quantitatives).

Une autre technique d'IA est le réseau adaptatif ANFIS (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System) proposé par *Jang* en 1993 [3]. Il est considéré comme un réseau de neurones non bouclé pour lequel chaque couche est un composant d'un système flou. Cependant, ANFIS est seulement approprié pour le système à sortie unique. Pour un système avec sorties multiples, les réseaux ANFIS seront placés côte à côte pour produire une ANFIS multiple (MANFIS). Le nombre requis dépend d'ANFIS et du nombre de sorties désiré. De ce fait, les MANFIS ont pu trouver le 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 surtout dans le diagnostic de défauts des machines électriques tournantes. En conséquence, dans ce chapitre, on propose l'utilisation des deux techniques d'IA basées sur les RN et MANFIS pour automatiser le diagnostic et la classification de défauts d'une machine asynchrone.

IV.2. Méthodologie d'utilisation des techniques d'IA dans le domaine du diagnostic

Les techniques d'IA constituent aujourd'hui des techniques de traitement de données assez bien comprises et maîtrisées. Elles devraient faire partie des boîtes à outils de tout ingénieur soucieux de tirer le maximum d'informations pertinentes des données dont il dispose afin d'effectuer des prévisions, de manipuler des données, d'élaborer des modèles et de reconnaître des formes ou des signaux.

Dans ce chapitre, les RN et le système hybride neuro-flou sont utilisés pour le diagnostic des défauts de la machine asynchrone en se basant sur la reconnaissance des signatures de défauts extraites à partir de signaux mesurables.

IV.2.1. Choix des indicateurs de défauts

Les performances des techniques d'IA dans le domaine du diagnostic de défaut sont directement liées à la qualité et à la nature des entrées pertinentes du réseau appelées aussi indicateurs de défauts. La recherche de ces indicateurs de défauts a pour but de caractériser le fonctionnement du système en identifiant le type et l'origine de chaque défaut. Ceci permet d'assurer une bonne discrimination des défauts survenant aux différents niveaux du processus.

L'apparition d'un défaut au niveau de l'entraînement modifie le fonctionnement du système, ce qui affecte ses performances. Cependant, le défaut est détecté grâce à un indicateur. Les indicateurs de défaut sont élaborés grâce aux grandeurs (variables) mesurées ou simulées de la machine. Dans le cas d'une défaillance, ces indicateurs permettent d'estimer les causes du problème.

L'élaboration d'une bonne représentation des indicateurs de défauts est une étape d'une extrême importance et conditionne, en grande partie, l'efficacité de la classification. Une représentation bien discriminante peut rendre le problème de classification trivial et, de ce fait, avoir une information claire, concise et utile pour que l'opérateur puisse prendre des décisions [4].

La surveillance du courant absorbé par le moteur est l'une des techniques les plus répandues. En plus du fait que le courant statorique est un signal riche en information sur l'état de la MAS, l'avantage de son utilisation, comparé à d'autres signaux, est que les capteurs de courant sont simples, peu onéreux, désormais présents dans tous les systèmes électriques et offrent donc un accès aisé à la mesure sans une implémentation (de capteur) supplémentaire.

IV.2.2. Choix de l'architecture

IV.2.2.1. Réseaux de neurones

Dans la littérature, il existe plusieurs types d'architectures de RN [5]. La structure neuronale PMC (*Perceptron Multi Couches*) ou en anglais MLP (*Multi-Layer Perceptron*) du type *feed forward* est la structure la plus utilisée dans le domaine de la classification [6]. Dans la suite de ce chapitre, le diagnostic de défaut est réalisé par des réseaux MLP du type *feedforward*.

L'architecture du réseau MLP utilisé est constituée : d'une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie. La figure IV.1 donne l'exemple d'un réseau contenant une couche d'entrée, une couche cache et une couche de sortie. Les entrées et les sorties du réseau peuvent être fixées en fonction de celui - ci par le concepteur, ainsi que du type de fonction de transfert et de la connectivité des neurones. Le nombre des entrées correspond au nombre des indicateurs de défauts et le nombre de neurones de la couche de sortie correspond aux modes choisis.

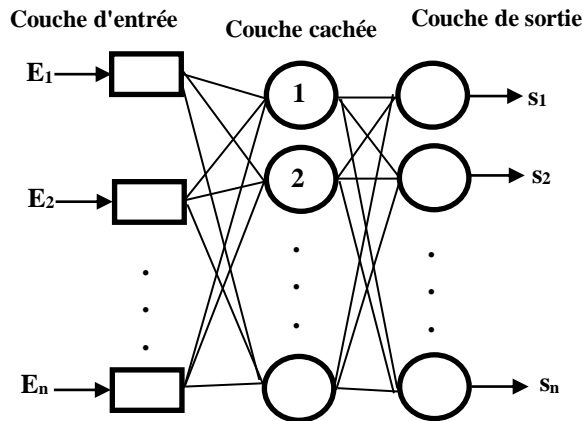


Figure IV.1 : Structure des réseaux MLP

IV.2.2.2. Réseau neuro-flou

L'architecture neuro-floue affine les règles floues obtenues par des experts humains pour décrire le comportement entrée/sortie d'un système complexe, en utilisant une base de données pour l'apprentissage. La sortie globale dans ce modèle est donnée par la moyenne pondérée de chaque sortie des règles actives (le produit ou minimum des degrés d'activation) et les fonctions d'appartenance de sortie. Il s'agit d'une technique neuro-floue hybride qui apporte les capacités d'apprentissage des réseaux de neurones au système d'inférence flou de type *Takagi-Sugeno*. Le rôle de l'apprentissage est l'ajustement des paramètres de ce système d'inférence flou. La force du système ANFIS est la possibilité de génération automatique des règles floues en utilisant le *subtractive clustering* ou le *grid partitioning* [3]. Le système hybride neuro-flou de type ANFIS se compose de cinq couches où les nœuds adaptatifs sont situés à la première et à la quatrième couche (figure IV.2).

Afin de présenter l'architecture de base et le fonctionnement d'un modèle neuro-flou adaptatif de type ANFIS utilisé dans ce chapitre, on considère un système d'inférence flou de type *Takagi-Sugeno* du premier ordre. Le modèle illustré sur la figure IV.2 définit un système d'inférences floues (SIF) à deux entrées et une seule sortie. Chaque entrée possède deux fonctions d'appartenance. En supposant que la base de règles contienne deux règles floues de type Si-Alors, les règles sont :

Règle 1 :

$$\text{Si } x_1 \text{ est } N_1 \text{ et } x_2 \text{ est } H_1 \text{ Alors } y_1 = f_1(x_1, x_2) = p_1 x + q_1 y + t_1 \quad (\text{IV.1})$$

Règle 2 :

$$\text{Si } x_1 \text{ est } N_2 \text{ et } x_2 \text{ est } H_2 \text{ Alors } y_2 = f_2(x_1, x_2) = p_2 x + q_2 y + t_2 \quad (\text{IV.2})$$

Où :

x_1 et x_2 sont les variables d'entrées,

N_1, N_2, H_1 et H_2 les ensembles flous,

y_i : les sorties de chaque règle,

p_i, q_i et t_i sont des paramètres, conséquence de la règle i , déterminés pendant le processus d'apprentissage.

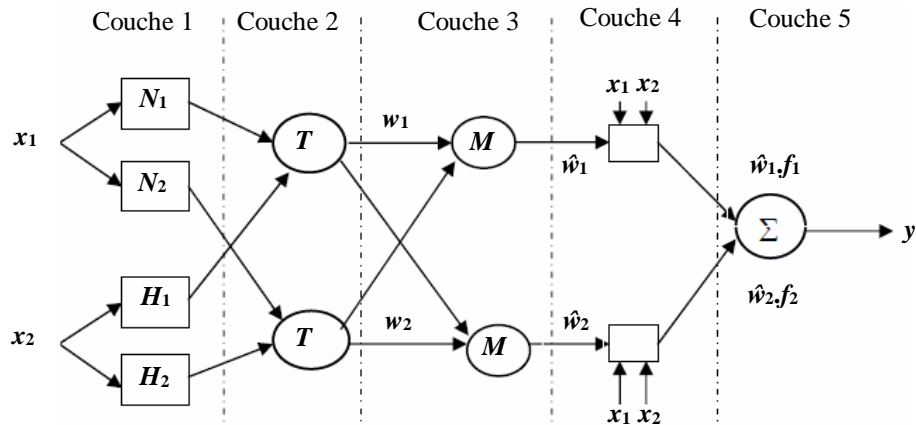


Figure IV.2 : Architecture de l'ANFIS

Le réseau ANFIS est un réseau multicouches dont les nœuds sont de deux types différents selon leur fonctionnalité : ceux qui contiennent des paramètres (nœuds carrés) et ceux qui n'en contiennent pas (nœuds circulaires). L'architecture de l'ANFIS contient deux couches adaptatives :

- La première couche présente trois paramètres modifiables (a_i, b_i, c_i) liés aux fonctions d'appartenance des entrées, appelés « paramètres des prémisses »,
- La quatrième couche contient également trois paramètres modifiables (p_i, q_i, t_i) appelés « paramètres conséquents » (conclusion).

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

- Première couche pour la fuzzification

Chaque nœud de cette couche fait le calcul des degrés d'appartenance des valeurs d'entrées. Ces degrés sont donnés par :

$$\begin{cases} O_i^1 = \mu_{N_i}(x) & i = 1,2 \\ O_i^1 = \mu_{H_i}(x) & i = 1,2 \end{cases} \quad (IV.3)$$

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

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

Les sorties O_i^1 de la première couche représente donc les degrés d'appartenance des variables d'entrée aux ensembles 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) donnés par :

$$\mu_{Ni}(x) \text{ et } \mu_{Hi}(x) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x_i - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^{bi}} \quad (\text{IV.4})$$

- Deuxième couche pour les règles floues

Cette couche est formée d'un nœud pour chaque règle floue et génère les poids synaptiques. Ces nœuds sont de type fixe, notés Π et chacun d'eux engendre en sortie le produit de ses entrées (opérateur ET de la logique floue), ce qui correspond au degré de vérité de la règle considérée (expression (IV.5)) :

$$O_i^2 = w_i = \mu_{Ni}(x) \times \mu_{Hi}(y) \quad \text{pour, } i = 1,2 \quad (\text{IV.5})$$

- Troisième couche pour la normalisation

Les nœuds de cette couche sont également fixes et réalisent la normalisation des poids des règles floues selon la relation :

$$O_i^3 = \hat{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad \text{pour, } i = 1,2 \quad (\text{IV.6})$$

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

- Quatrième couche de conséquence

Chaque nœud de cette couche est adaptatif et calcule les sorties des règles en réalisant la fonction :

$$O_i^4 = \hat{w}_i \times f_i = \hat{w}_i (p_i x_i + q_i y + t_i) \quad \text{pour, } i = 1,2 \quad (\text{IV.7})$$

Les paramètres (p_i, q_i, t_i) sont les paramètres de sortie de la règle i (la partie conclusion).

- Cinquième couche pour la sommation

Elle comprend un seul neurone qui fournit la sortie de l'ANFIS en calculant la somme des sorties précédentes. Sa sortie qui est également celle du réseau est déterminée par la relation suivante :

$$O_i^5 = f = \sum_i \hat{w}_i \times f_i \quad \text{pour, } i = 1,2 \quad (\text{IV.8})$$

IV.2.3. Construction de la base d'apprentissage et de test

Après le choix des indicateurs de défauts et de la structure du réseau, la troisième étape consiste en une acquisition des données provenant d'un simulateur ou bien d'une machine d'un banc d'essai. Ces données sont ensuite traitées et classées dans un historique appelé base de données. La

base de données d'apprentissage doit être assez représentative en qualité et en quantité des différents modes de fonctionnement de la machine. Les exemples pourront être présentés par le vecteur des entrées, noté $E = [E_1 E_2 E_3 \dots E_n]^T$. Comme mentionné précédemment, les tâches du RN et de l'ANFIS sont de chercher à associer à chacune des variables d'entrée un mode de fonctionnement (sain, ou en défaut). Ces modes représentent le vecteur des sorties désirées appelées « Target » $T = [T_1 T_2 T_3 \dots T_N]^T$. Dans ce cas, la relation entrées-sorties représente directement l'opération de diagnostic [6]. De ce fait, le vecteur $[E ; T]$ représente la base de données d'apprentissage supervisée.

IV.2.4. Apprentissage et test du réseau

IV.2.4.1. Réseaux de neurones

Après l'étape décrite précédemment, qui consiste en un choix judicieux des entrées et des sorties du réseau, il est clair que le réseau apprend les exemples de la base d'apprentissage, dont les réponses désirées sont élaborées par le modèle que constitue le superviseur. Si les exemples de la base d'apprentissage concernent un fonctionnement dans un domaine réduit, le réseau ne saura pas répondre correctement en dehors de ce domaine. Pour pouvoir effectuer la phase d'apprentissage, il faut donc disposer de données en nombre suffisant.

L'apprentissage a pour rôle de minimiser, grâce à un algorithme itératif, une fonction de coût qui est "l'erreur quadratique moyenne" (EQM) entre la sortie désirée et la sortie réelle du réseau, calculée sur les différents exemples de la base d'apprentissage. L'EQM est calculée itérativement après chaque modification des poids synaptiques, à chaque présentation des exemples d'apprentissage. L'algorithme itératif d'apprentissage utilisé dans ce présent chapitre est celui de la technique de rétro propagation du gradient qui est la plus utilisée pour effectuer l'apprentissage des réseaux multicouches MLP du type *feedforward* [7].

La phase de test ou de "généralisation" consiste à mesurer les performances du réseau sur des exemples non compris dans la base d'apprentissage. Le test est réalisé successivement avec l'apprentissage pour éviter le problème de sur apprentissage et de sous apprentissage [5].

L'algorithme de rétro propagation peut conduire à des minima locaux et, dans ce cas, l'EQM n'a pas atteint son minimum absolu. Il faut donc refaire l'apprentissage jusqu'à atteindre les performances désirées.

IV.2.4.2. Réseau neuro-flou

L'apprentissage est la phase de développement du réseau neuro-flou en optimisant les paramètres d'un système flou : les paramètres de la partie prémisses (fonctions d'appartenance) et la partie conclusion (les coefficients de sortie). Cette adaptation est basée sur la capacité d'apprentissage des réseaux de neurones artificiels multicouches à partir d'un ensemble de données.

Pour l'identification des paramètres, la structure du réseau doit être fixée et les paramètres des fonctions d'appartenance et des conclusions seront ajustés en utilisant l'algorithme d'apprentissage de rétro-propagation avec une combinaison avec l'algorithme des moindres carrés. Le système ANFIS est défini par deux ensembles de paramètres : F_1 et F_2 tels que :

F_1 : représente les paramètres des ensembles flous utilisés pour la fuzzification dans la première couche de l'ANFIS :

$$F_1 = ((a_{11}, b_{11}, c_{11}), (a_{12}, b_{12}, c_{12}), \dots, (a_{1p}, b_{1p}, c_{1p}), \dots, (a_{np}, b_{np}, c_{np})) \quad (IV.9)$$

Où p est le nombre des partitions floues de chacune des variables d'entrées et n le nombre de variables d'entrées.

F_2 : représente les coefficients des fonctions linéaires (les paramètres conséquents) :

$$F_2 = (p_1, p_2, p_3 \dots, q_1, q_2, q_3 \dots, t_1, t_2, t_3 \dots) \quad (IV.10)$$

MANFIS est une extension du système neuro-flou bien connu ANFIS. Il est utilisé pour produire des sorties multiples. Dans de nombreux cas pratiques, il y a couplage des entrées avec des sorties multiples à partir du modèle. Cependant, ANFIS lui-même ne convient que pour le système de sortie unique. Pour un système avec plusieurs sorties, ANFIS est placé côte à côte pour produire un MANFIS [8]. Le nombre des ANFIS requis dépend du nombre en tant que sorties requises et le couplage des données des entrées vers les sorties séparées. La figure IV.3 montre une architecture de MANFIS. Comme les données des entrées restent les mêmes pour chaque ANFIS, ils ont aussi les mêmes paramètres initiaux tels que la taille de l'étape initiale, les fonctions d'appartenance (MF), le type et le nombre de MF.

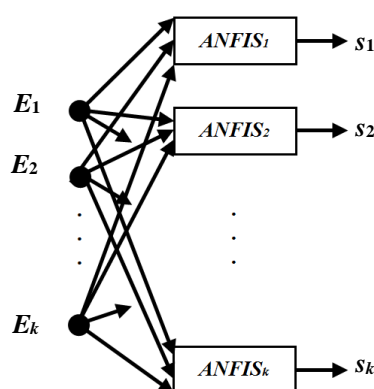


Figure IV.3 : Architecture de MANFIS

IV.3. Signature des défauts statoriques et rotoriques

L'analyse spectrale de l'enveloppe du courant statorique permet de déterminer le mode de fonctionnement de la machine (fonctionnement sain ou en défaut), de donner la nature du défaut et sa sévérité, à partir des signaux accessibles de la machine [9].

IV.3.1. Analyse de l'enveloppe du courant statorique

Elle est basée sur la transformée de *Hilbert* qui est un outil très utilisé pour le diagnostic des machines tournantes [10]. La transformée de *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 de *Hilbert* d'un signal $y(t)$ peut s'écrire sous la forme [11] :

$$y(t) \rightarrow^{TH} \tilde{y}(t) = \tilde{y}_{Re}(t) + j\tilde{y}_{Im}(t) \quad (IV.11)$$

Où $\tilde{y}_{Im}(t)$ représente la transformée de *Hilbert* du signal $\tilde{y}_{Re}(t)$. Le signal $\tilde{y}(t)$ est appelé signal analytique.

La modulation d'amplitude $A_m(t)$ du signal temporel $y(t)$ se calcule en utilisant la relation suivante :

$$A_m(t) = \sqrt{\tilde{y}_{Re}(t)^2 + \tilde{y}_{Im}(t)^2} \quad (IV.12)$$

La modulation de phase $\varphi(t)$ se calcule par l'expression suivante :

$$\varphi(t) = \arctan \frac{\tilde{y}_{Im}(t)}{\tilde{y}_{Re}(t)} \quad (IV.13)$$

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 IV.4 le courant statorique et son enveloppe pour un défaut de deux barres cassées au rotor.

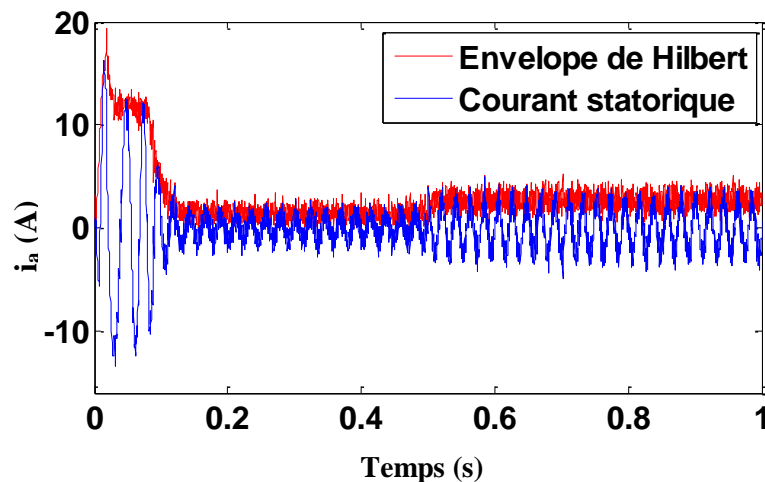


Figure IV.4 : Courant statorique et son enveloppe de la machine asynchrone

IV.3.2. Analyse spectrale de l'enveloppe du courant statorique

L'analyse spectrale est effectuée sur l'enveloppe du courant statorique en utilisant la technique HFFT (TH et FFT) afin d'extraire les indicateurs de défauts sous différentes charges (pleine, demi et faible charge) et différentes sévérités des défauts des cassures de barres rotoriques, excentricité statique et court-circuit entre spires statoriques. Les indicateurs provenant de l'application de l'HFFT ont été collectés avec un taux d'échantillonnage de 10 kS /s pendant une durée de 12 s pour chaque cas.

- **Cas d'une machine saine**

Avant d'étudier le spectre de l'enveloppe du courant statorique de la machine en défaut, il est plus judicieux d'étudier le spectre de l'enveloppe du courant statorique pour une machine saine. La figure IV.5 représente le spectre de l'enveloppe du courant statorique en charge nominale.

On remarque que le spectre de l'enveloppe du courant statorique ne présente aucune raie accentuée sur toute la plage de fréquence d'étude.

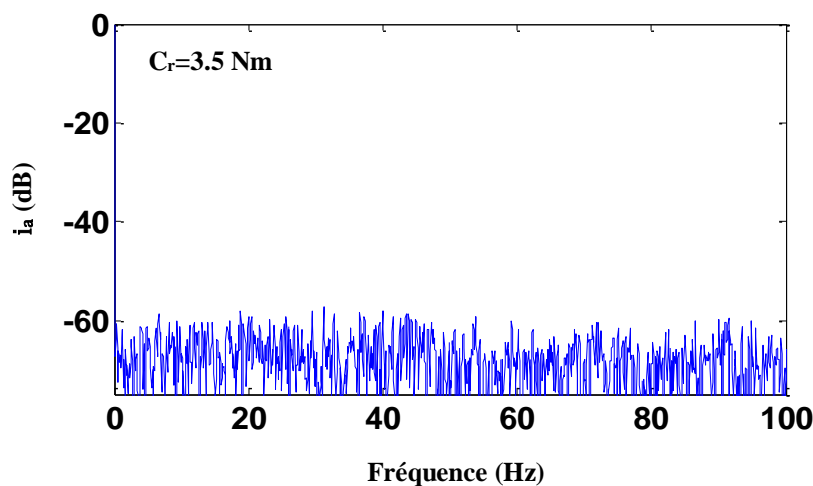


Figure IV.5 : Spectre de l'enveloppe du courant statorique de la machine à l'état sain et à charge nominale

- **Cas d'un défaut de cassure de barres rotoriques**

Pour étudier l'effet de l'importance du défaut de cassure de barres rotoriques sur le spectre de l'enveloppe du courant statorique par la technique HFFT, on fait varier le nombre de barres cassées tout en maintenant fixe la charge de la machine c'est-à-dire à charge nominale ($C_r=3.5$ Nm). La figure IV.6 montre le spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut d'une barre et de deux barres cassées. On remarque que, dans les deux figures, il y a apparition d'une raie à une basse fréquence. Cette fréquence n'est autre que $2.g.f_s$ (avec g le glissement de la machine et f_s la fréquence d'alimentation). Ceci confirme les travaux réalisés dans [9] où il a été montré que le défaut de rupture de barres au rotor est révélé par la présence d'une raie à la fréquence $2.g.f_s$. De

plus, on constate bien que l'amplitude de ces raies s'accroît avec l'augmentation du nombre de barres cassées.

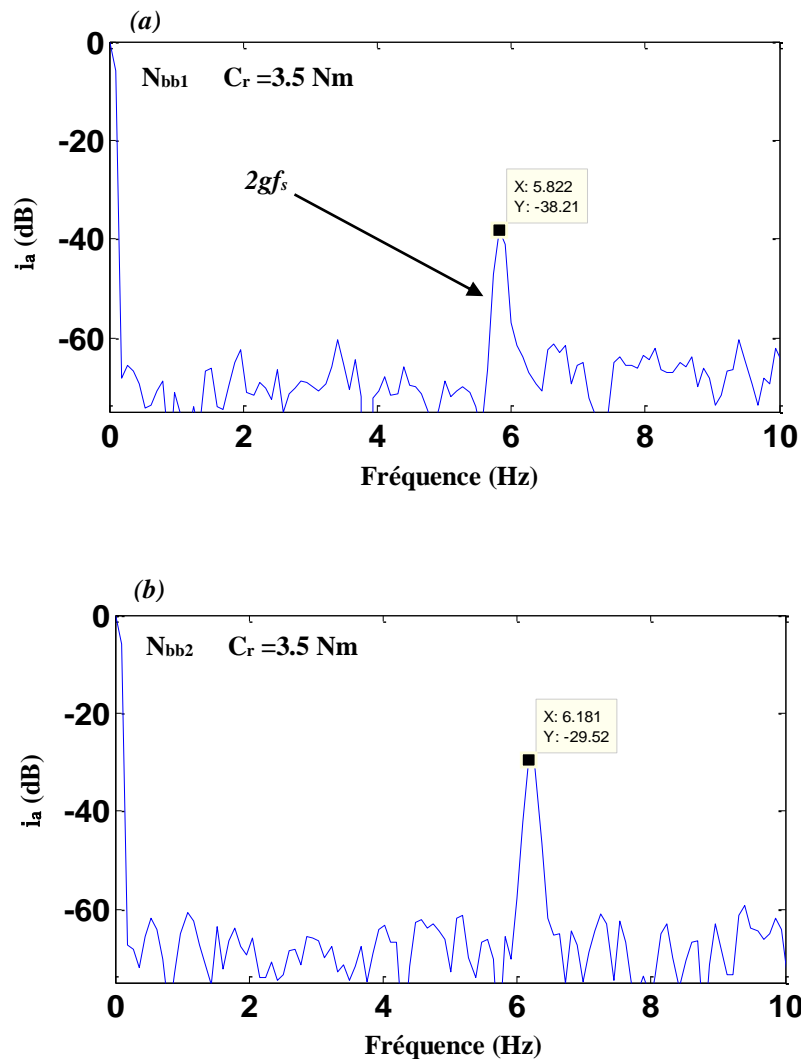


Figure IV.6 : Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut de cassure de barres rotoriques :
(a) Une barre cassée (N_{bb1}), (b) Deux barres cassées (N_{bb2})

La deuxième étude de cette analyse consiste à connaître l'effet de la variation de la charge sur le spectre de l'enveloppe. On trace alors la figure IV.7 qui présente le spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut d'une barre cassée au rotor et pour différentes charges : à faible charge (a), demi-charge (b) et charge nominale (c).

D'après cette figure, on remarque que la variation de la charge fait varier la fréquence et l'amplitude de la raie. En effet, la fréquence d'apparition de cette raie est proportionnelle au glissement de la machine et, par conséquent, à la charge.

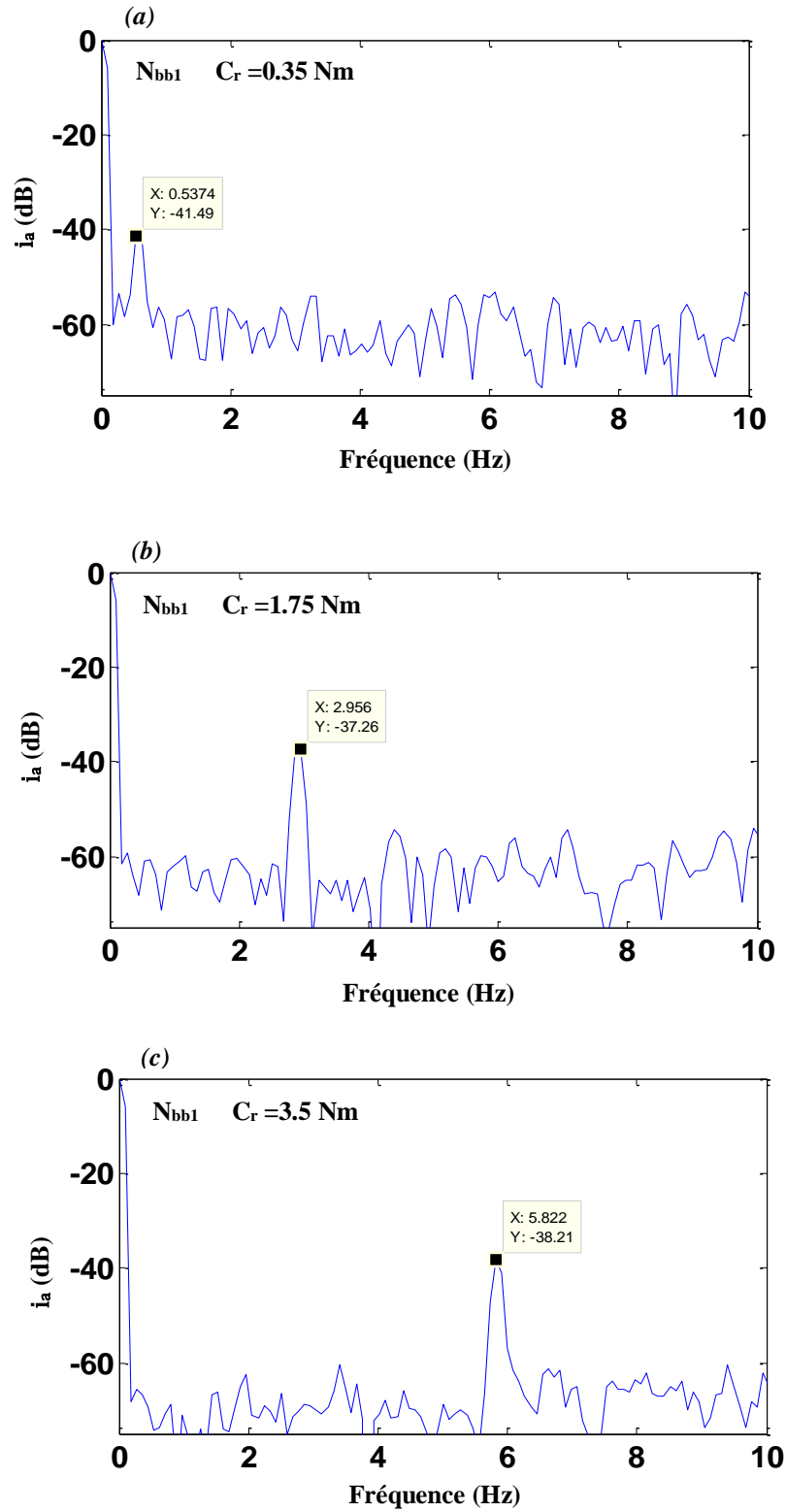


Figure IV.7 : Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut d'une barre cassée (N_{bb1}) :
(a) Faible charge, (b) Demi-charge, (c) Charge nominale

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

La figure IV.8 montre les spectres de l'enveloppe du courant statorique par la technique HFFT pour différents nombres de spires court-circuitées sur la phase a_s (2, 3 spires sur 160 que possède une phase de la machine) à la charge nominale ($C_r=3.5$ Nm). Ce défaut fait apparaître une composante spectrale à la fréquence égale à $2f_s$, avec f_s la fréquence du réseau.

Il est aussi important de mentionner qu'on a obtenu les mêmes caractéristiques spectrales lorsqu'on a effectué un défaut sur la phase b_s ou c_s . Par rapport aux courbes de la figure IV.8, l'influence du défaut de court-circuit statorique sur la composante $2f_s$ est ressentie par la variation de son amplitude selon le nombre de spires court-circuitées (sévérité du défaut).

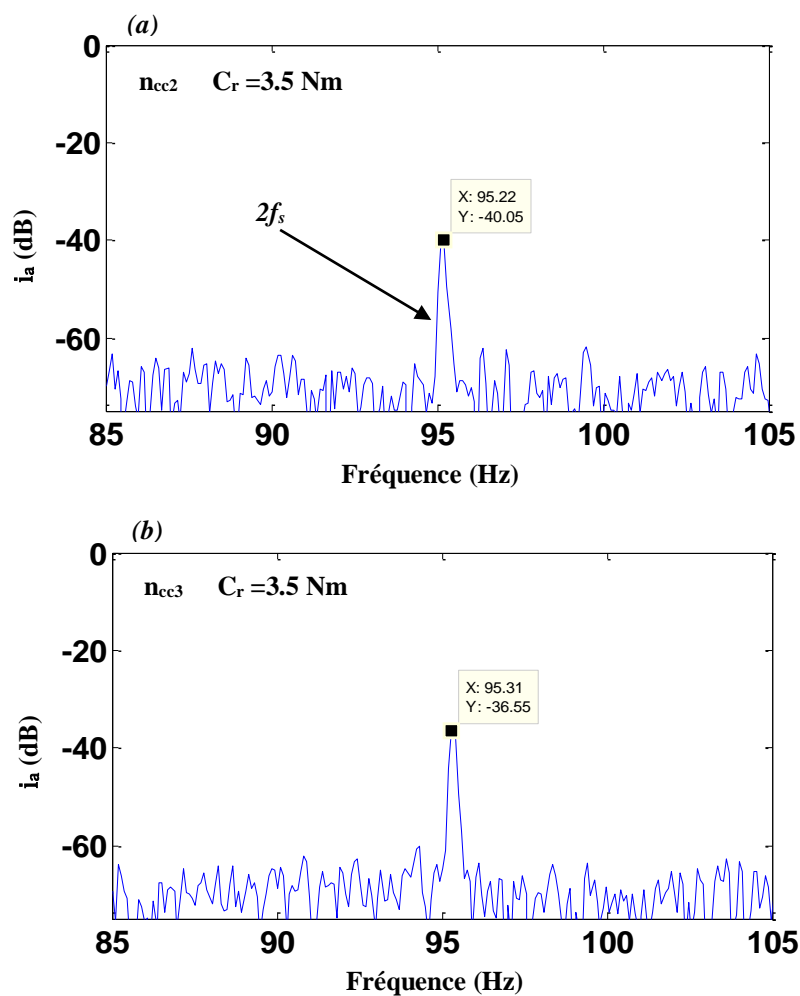


Figure IV.8 : *Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut de court-circuit sur a_s : (a) Deux spires court-circuitées (n_{cc2}), (b) Trois spires court-circuitées (n_{cc3})*

La deuxième partie de cette analyse consiste à étudier l'effet de la variation de la charge sur le spectre. Pour ce faire, on trace sur la figure IV.9 le spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut de court-circuit de 4 spires sur la phase a_s , à différentes charges : cas d'une machine à

charge nominale (a), demi-charge (b) et à faible charge (c). La variation de la charge fait varier l'amplitude de la raie qui est la caractéristique du défaut de court-circuit entre spires d'une même phase. L'amplitude de la raie augmente avec la diminution de la charge.

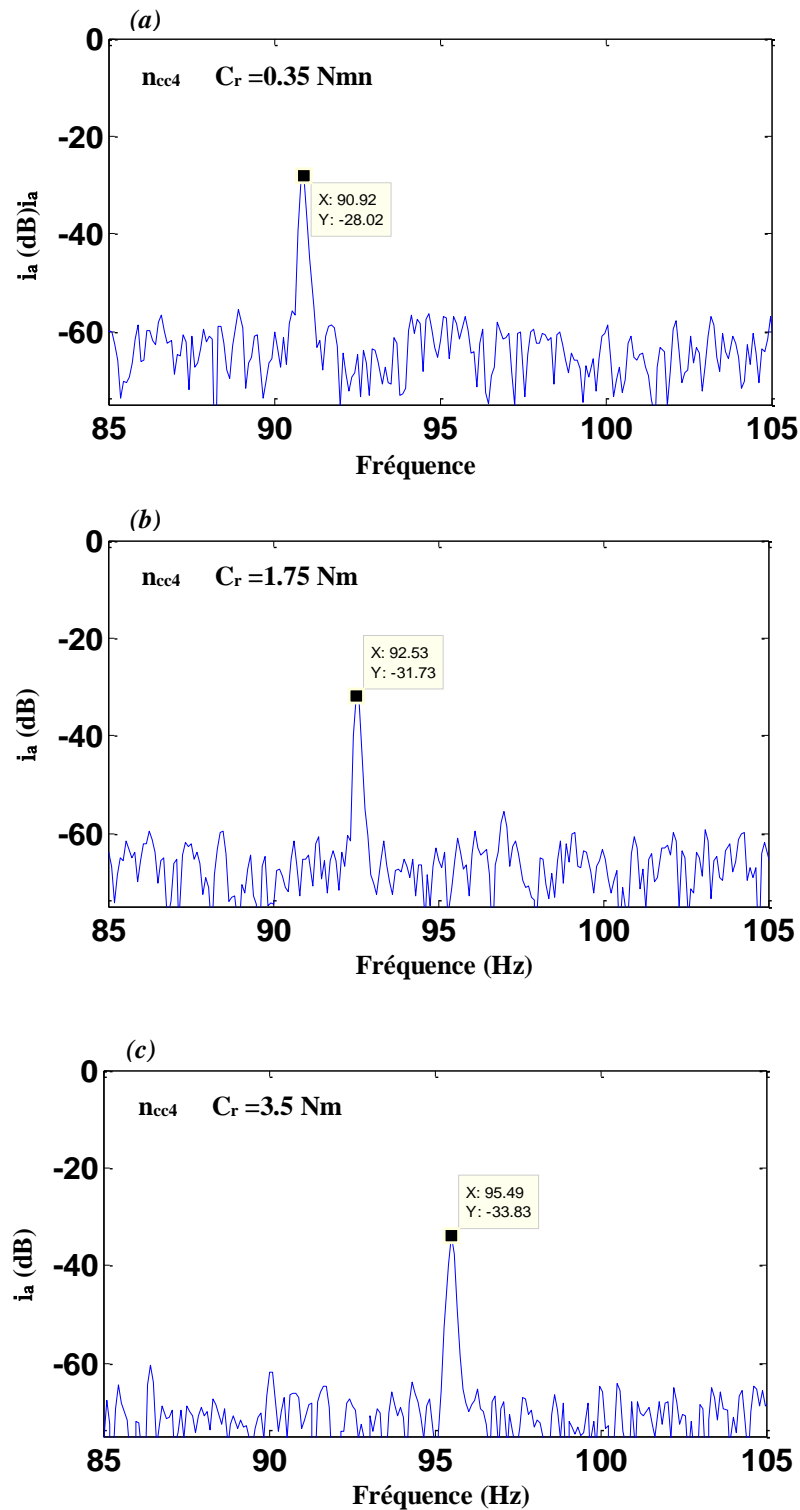


Figure IV.9 : Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut de court-circuit de 4 spires sur la phase as (n_{cc4}) : (a) Faible charge, (b) Demi-charge, (c) Charge nominale

- **Cas d'un défaut excentricité statique**

L'analyse spectrale de l'enveloppe du courant statorique en régime permanent a permis de mettre en évidence l'effet et la présence du défaut d'excentricité statique (figure IV.10), où les raies de défaut sont situées à des fréquences proches de f_r (f_r est la fréquence de rotation rotorique) à charge nominale ($C_r=3.5$ Nm) et à différents degrés de l'excentricité statique ($\epsilon_s = 10\%$ et $\epsilon_s = 20\%$). La figure IV.10 montre que l'amplitude de la raie f_r s'accroît avec l'augmentation du degré de l'excentricité statique.

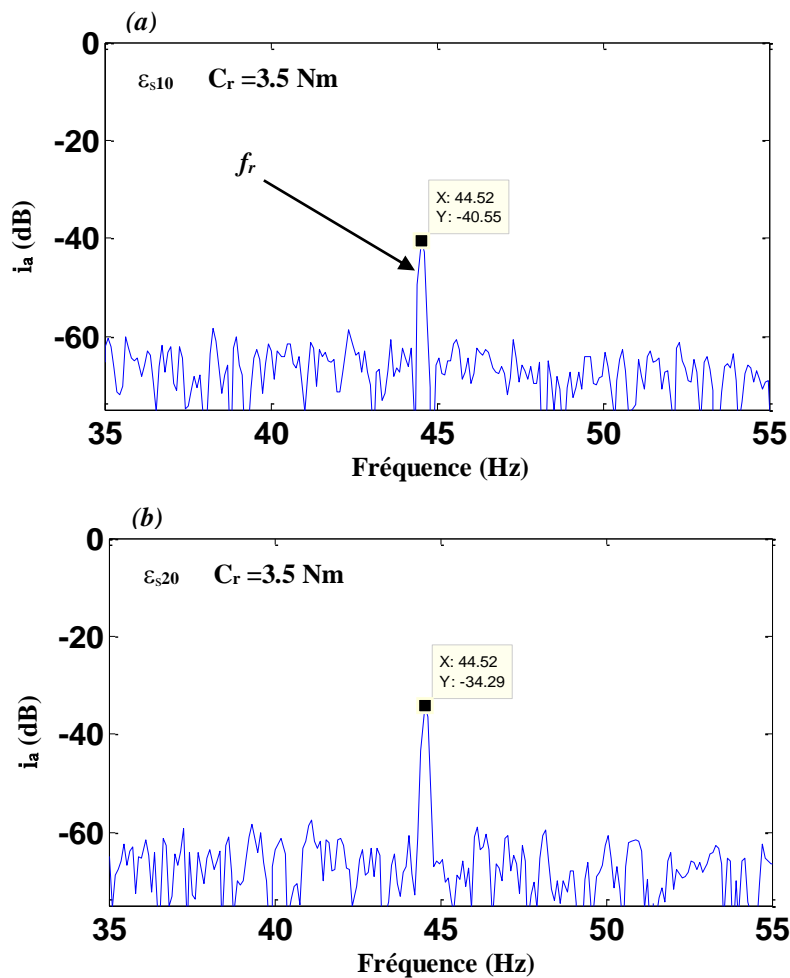


Figure IV.10 : Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut d'excentricité statique
(a) $\epsilon_s = 10\%$ (ϵ_{s10}), (b) $\epsilon_s = 20\%$ (ϵ_{s20})

D'après la figure IV.11, on constate bien que l'amplitude de la raie f_r augmente avec l'augmentation de la charge et sa fréquence reste inchangée.

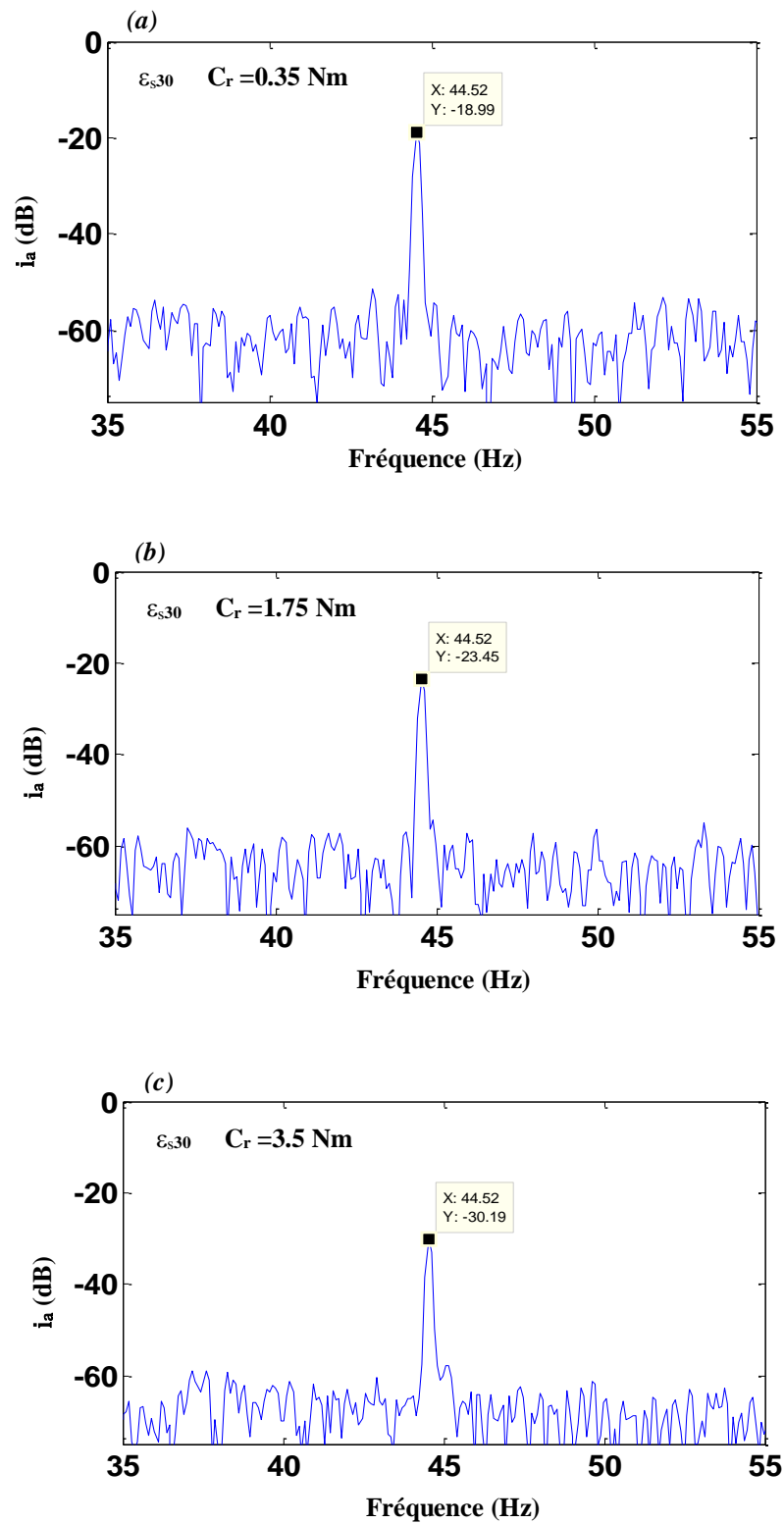


Figure IV.11 : Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut d'excentricité statique ($\epsilon_s = 30\%$)
(a) Faible charge, (b) Demi-charge, (c) Charge nominale

• *Cas de défaut mixte*

Les spectres de l'enveloppe du courant statorique à charge nominale pour plusieurs cas de défauts simultanés sont illustrés sur la figure IV.12. En effet, ces spectres montrent clairement l'apparition d'une raie à la fréquence $2.g.f_s$ qui révèle la présence d'un défaut de cassure de barres, une raie à la fréquence $2.f_s$ qui signale la présence d'un défaut de court-circuit statorique et une raie à la fréquence f_r qui présente un défaut d'excentricité statique. On peut constater aussi que la variation de l'amplitude de ces trois raies dépend de l'importance de ces deux défauts. L'effet de la variation de la charge est le même que celui signalé pour le cas où chaque défaut est considéré séparément (figure IV.13).

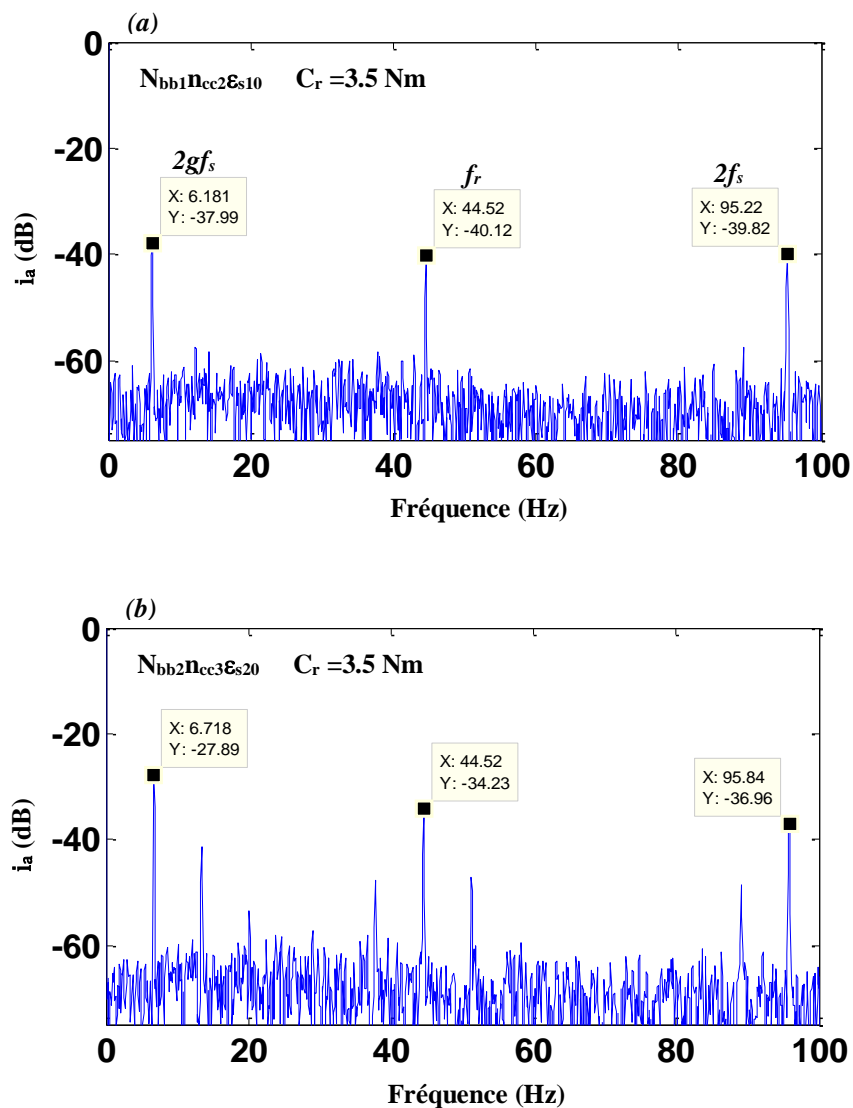


Figure IV.12 : Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut mixte.

(a) $N_{bb1}n_{cc2}\epsilon_{s10}$, (b) $N_{bb2}n_{cc3}\epsilon_{s20}$

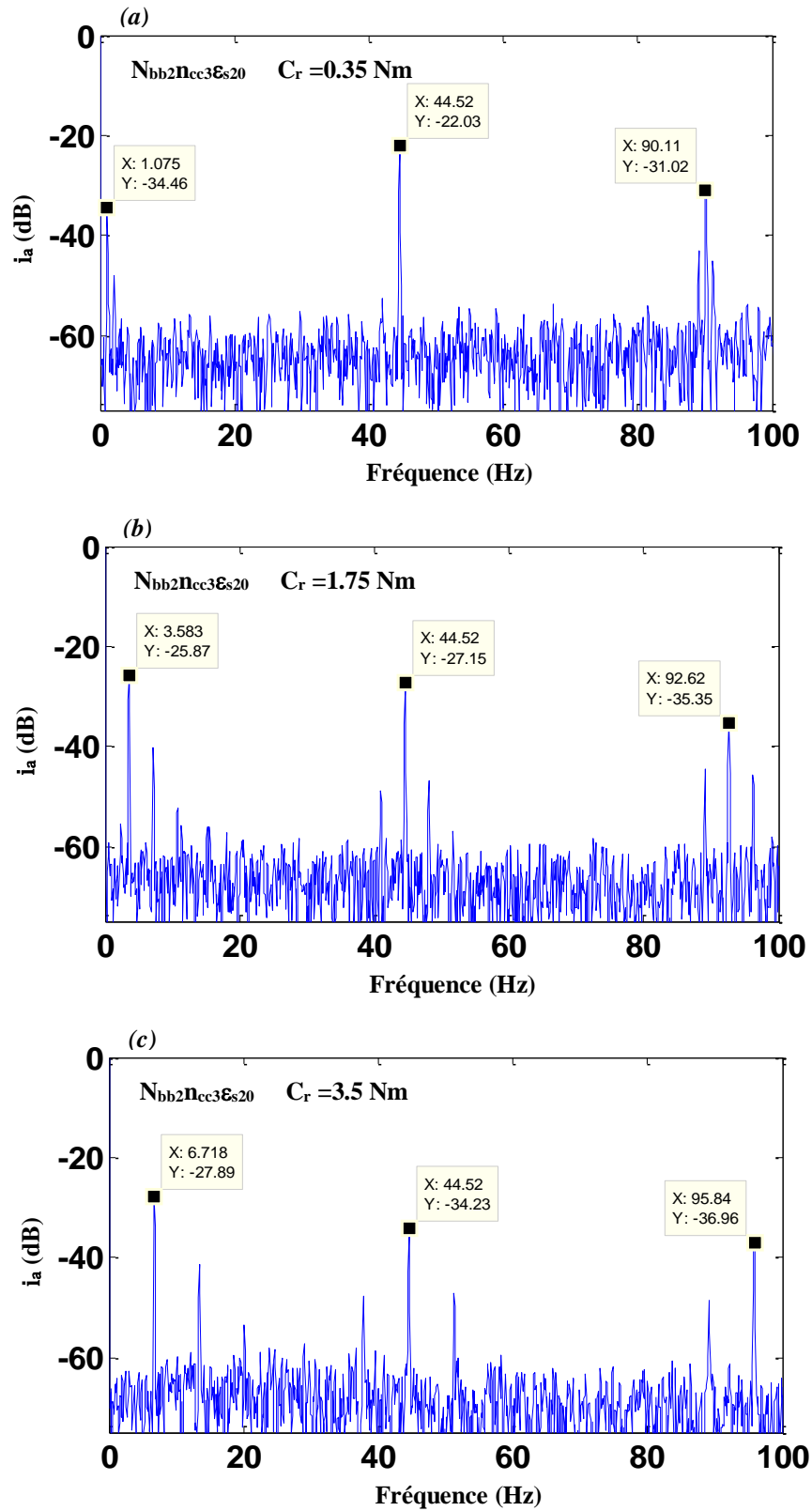


Figure IV.13 : Spectre de l'enveloppe du courant statorique pour un défaut mixte ($N_{bb2ncc3Es20}$)

(a) Faible charge, (b) Demi-charge, (c) Charge nominale

IV.4. Diagnostic des défauts par les réseaux de neurones (RN)

IV.4.1. Description du système de diagnostic

Le système de diagnostic proposé est destiné à détecter et identifier les trois défauts de la machine asynchrone : le défaut de court-circuit entre les spires d'une même phase statorique, le défaut de cassure de barres rotoriques, le défaut d'excentricité statique et les défauts mixtes.

La figure IV.14 présente l'architecture neuronale du système de diagnostic envisagé. Le réseau RN a pour fonction essentielle de diagnostiquer de façon précoce et de classifier automatiquement les trois défauts cités précédemment. Ce réseau joue aussi le rôle d'un circuit de signalisation de défaut au début de son apparition ou de génération d'alarmes pour les experts de la maintenance.

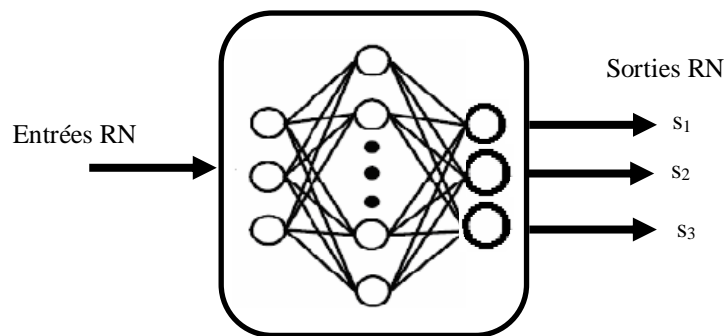


Figure IV.14 : Architecture neuronale globale du système de diagnostic pour la machine asynchrone

IV.4.2. Extraction des indicateurs des défauts

L'étude fréquentielle faite sur des signaux simulés montre que les spectres de l'enveloppe du courant statorique contiennent des informations très riches et très utiles pour le diagnostic des trois défauts. En effet, ces spectres possèdent une bonne capacité de mettre en évidence l'existence ou non du défaut soit cassure de barres rotoriques, court-circuit statorique ou excentricité statique ainsi que les défauts mixtes, par la génération de nouvelles raies liées aux fréquences caractéristiques de chaque défaut. Ces raies présentent l'avantage d'être très distinctes l'une de l'autre et ne présentent aucun chevauchement.

Les indicateurs relatifs à chaque défaut sont extraits des spectres. Ils serviront comme entrées du réseau RN dédié au diagnostic des trois défauts. Pour ce faire, trois indicateurs de défauts sont choisis pour la classification des défauts. Ils sont regroupés dans un vecteur "E" qui est le vecteur d'entrée du réseau RN dont l'expression est donnée par :

$$E = [E_1 \ E_2 \ E_3]^T$$

Où :

E_1 : amplitude de la raie ($2.g.f_s$) ;

E_2 : amplitude de la raie ($2.f_s$) ;

E_3 : amplitude de la raie (f_r).

IV.4.3. Séquence d'apprentissage

La base de données utile, à la procédure d'apprentissage, est constituée d'un couple de vecteurs (E, T) qui sont définis comme suit :

Le vecteur des entrées E est constitué par une suite successive d'exemples caractérisant le fonctionnement de la machine saine et en défaut sous une charge de ($C_r=0.35, 1.3, 2.3$ et 3.5 Nm). Il est présenté à l'entrée du réseau RN comme suit (figure IV.15) :

- 4 échantillons de fonctionnement sain,
- 8 échantillons de fonctionnement en défaut de cassure de barres rotoriques avec (N_{bb1} et N_{bb2}),
- 8 échantillons de fonctionnement en défaut de court-circuit avec (n_{cc2} et n_{cc4}) spires court-circuitées sur la phase a_s ,
- 8 échantillons de fonctionnement en défaut d'excentricité statique avec (ε_{s10} et ε_{s30}),
- 8 échantillons de fonctionnement en défaut mixte (cassure de barres rotoriques et court-circuit entre spires) avec ($N_{bb1}n_{cc2}$ et $N_{bb2}n_{cc4}$),
- 8 échantillons de fonctionnement en défaut mixte (cassure de barres rotoriques et excentricité statique) avec ($N_{bb1}\varepsilon_{s10}$ et $N_{bb2}\varepsilon_{s30}$),
- 8 échantillons de fonctionnement en défaut mixte (court-circuit entre spires et excentricité statique) avec ($n_{cc2}\varepsilon_{s10}$ et $n_{cc4}\varepsilon_{s30}$),
- 8 échantillons de fonctionnement en défaut mixte (cassure de barres rotoriques, court-circuit entre spires et excentricité statique) avec ($N_{bb1}n_{cc2}\varepsilon_{s10}$ et $N_{bb2}n_{cc4}\varepsilon_{s30}$).

Le vecteur des sorties désirées $T = [T_1 \ T_2 \ T_3]^T$ est formé par les trois classes où seront affectés les exemples d'apprentissage (figure IV.17). La première sortie T_1 représente le défaut de cassure de barres rotoriques, la deuxième sortie T_2 représente le défaut de court-circuit entre spires statoriques et la troisième sortie T_3 représente le défaut excentricité statique. En outre, à chaque exemple de fonctionnement du vecteur d'entrée E est attribué l'état des trois sorties désirées (T_1, T_2, T_3) du réseau RN de telle sorte que le vecteur T ait pour valeur :

$T = [0 \ 0 \ 0]^T$ pour un fonctionnement sain ;

$T = [1 \ 0 \ 0]^T$ pour un fonctionnement en défaut de cassure de barres rotoriques ;

$T = [0 \ 1 \ 0]^T$ cas d'un défaut de court-circuit entre spires statoriques ;

$T = [0 \ 0 \ 1]^T$ cas d'un défaut d'excentricité statique ;

$T = [1 \ 1 \ 0]^T$ cas d'un défaut mixte (cassure de barres rotoriques / court-circuit entre spires statoriques) ;

$T = [1 \ 0 \ 1]^T$ cas d'un défaut mixte (cassure de barres rotoriques / excentricité statique) ;

$T = [0 \ 1 \ 1]^T$ cas d'un défaut mixte (court-circuit entre spires statoriques / excentricité statique) ;

$T = [1 \ 1 \ 1]^T$ cas d'un défaut mixte (cassure de barres rotoriques / court-circuit entre spires statoriques / excentricité statique).

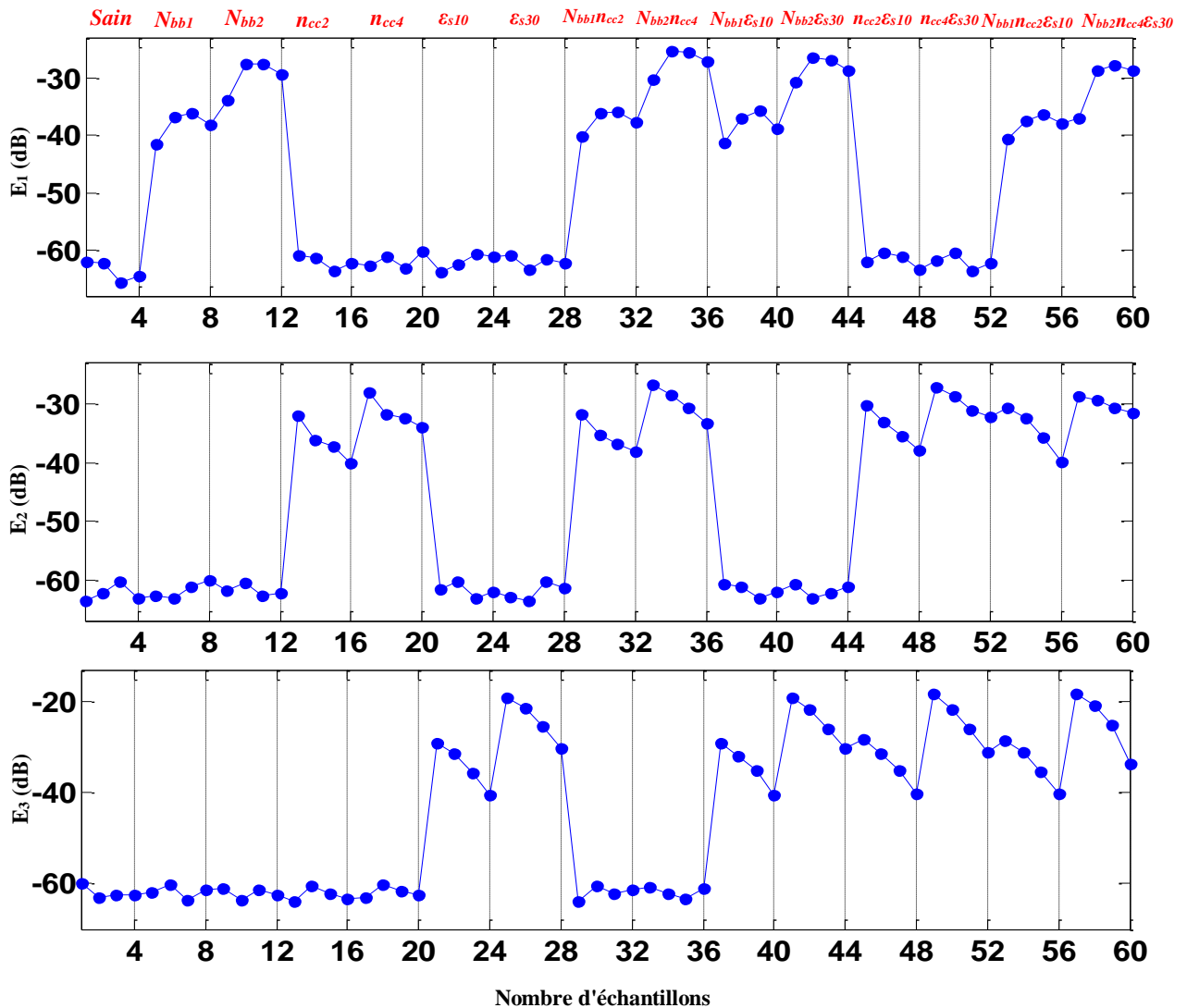


Figure IV.15 : Séquence d'apprentissage pour les entrées du réseau RN

IV.4.4. Structure du réseau RN

Le choix des indicateurs de défaut et des sorties du réseau RN permet de fixer l'architecture externe du réseau. Par ailleurs, le réseau de neurones RN destiné à classer les trois types de défauts est un réseau MLP du type *feed forward* où ses entrées sont fixées à trois et ses sorties à trois.

La structure optimale du RN est celle qui donne les meilleures performances d'apprentissage et de test. Elle est formée d'une seule couche cachée composée de trois neurones. La fonction de transfert des neurones de la couche cachée est sigmoïde du type "tansig" et linéaire du type "purelin " pour le neurone de la couche de sortie.

IV.4.5. Résultats d'apprentissage

L'évolution de l'EQM met en évidence les bonnes performances d'apprentissage du réseau (figure IV.16). En effet, après 13 itérations l'EQM du réseau RN atteint une valeur très faible qui vaut 1.98×10^{-16} .

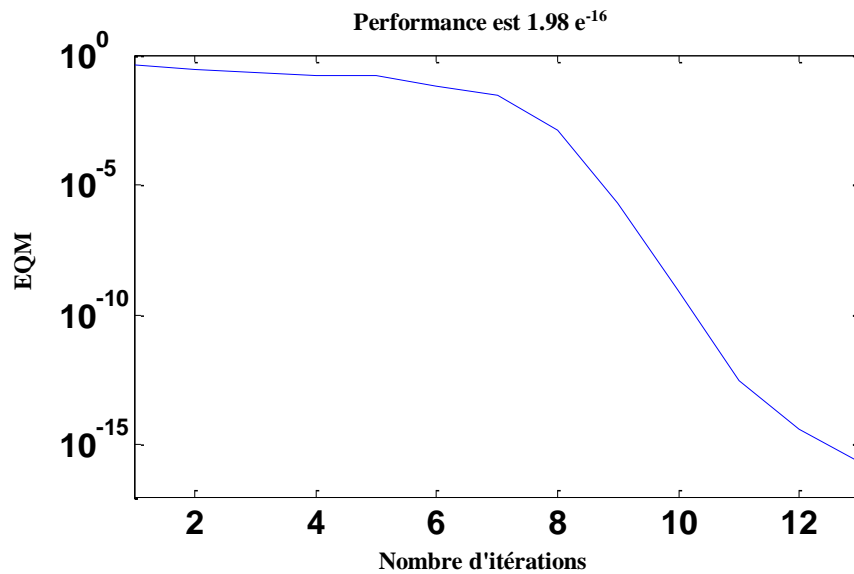
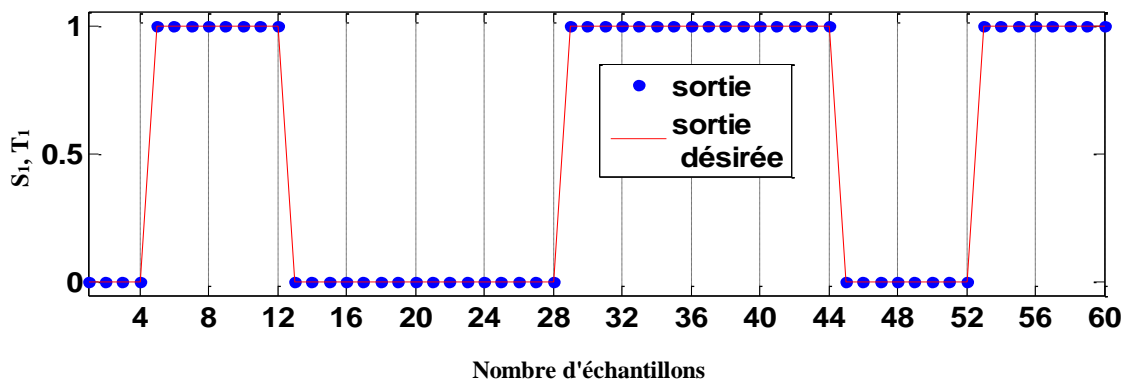
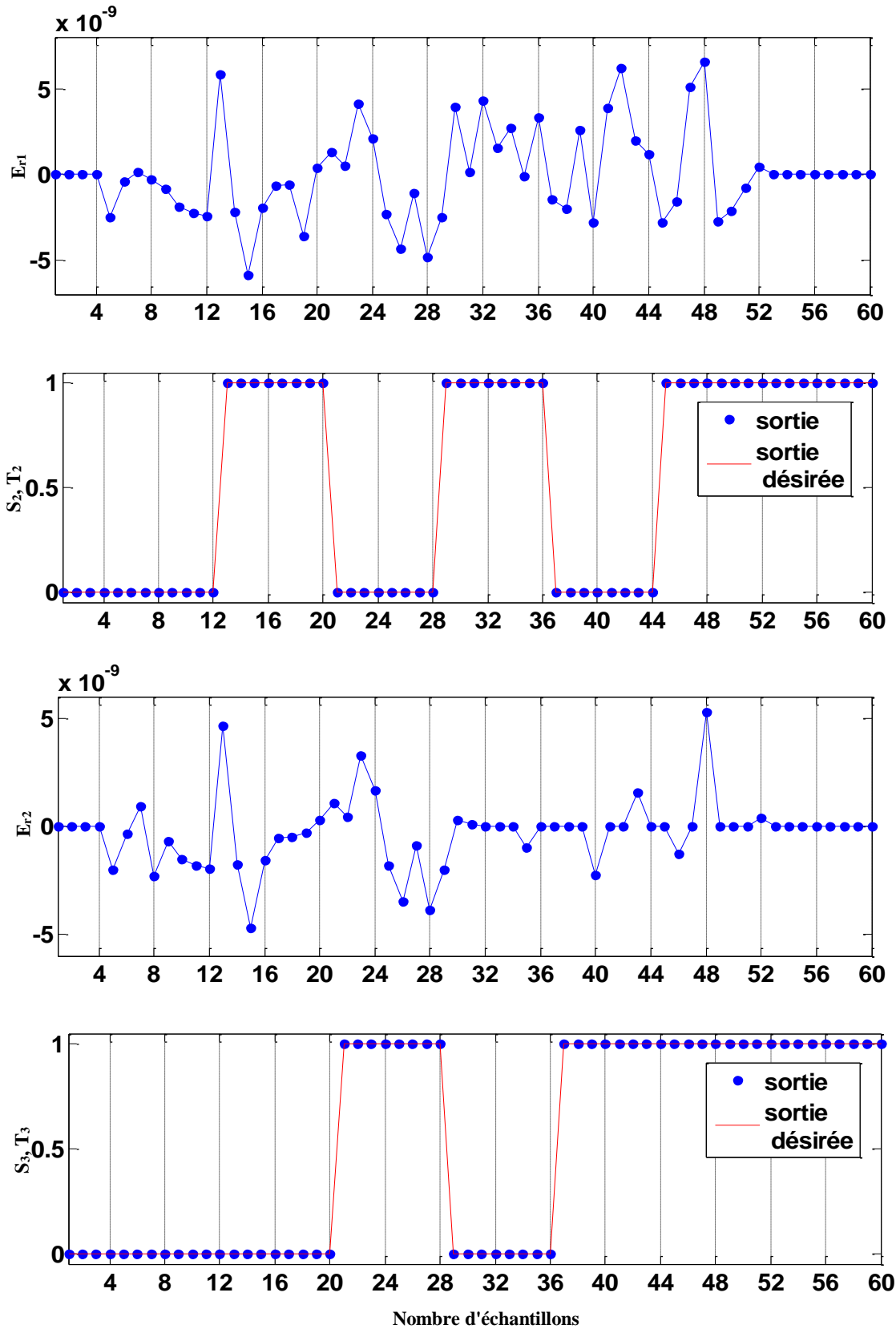


Figure IV.16 : Evolution de l'EQM du réseau RN

Les sorties et les sorties désirées ainsi que les erreurs d'apprentissage du réseau sont représentées sur la figure IV.17. L'erreur d'apprentissage est très faible. Ceci prouve que le réseau a bien appris les séquences de défauts représentées et a pu reproduire correctement les sorties désirées.





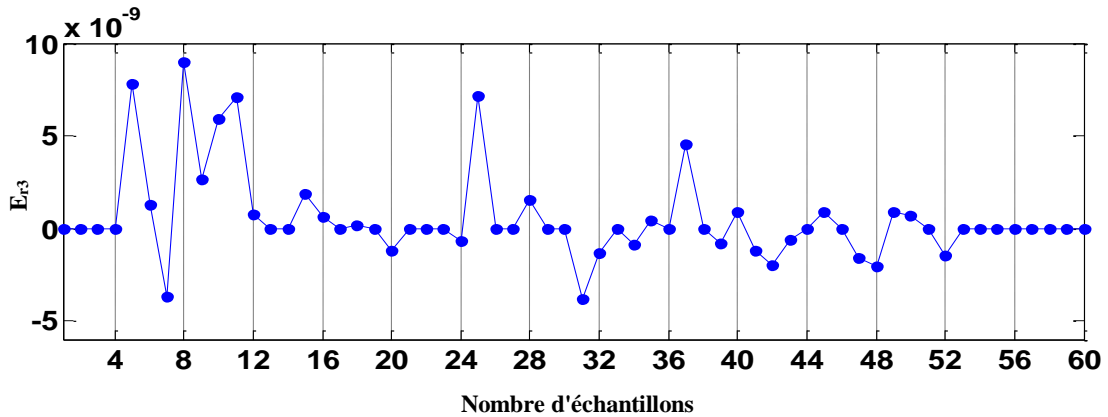


Figure IV.17 : Sorties et erreurs d'apprentissage du RN

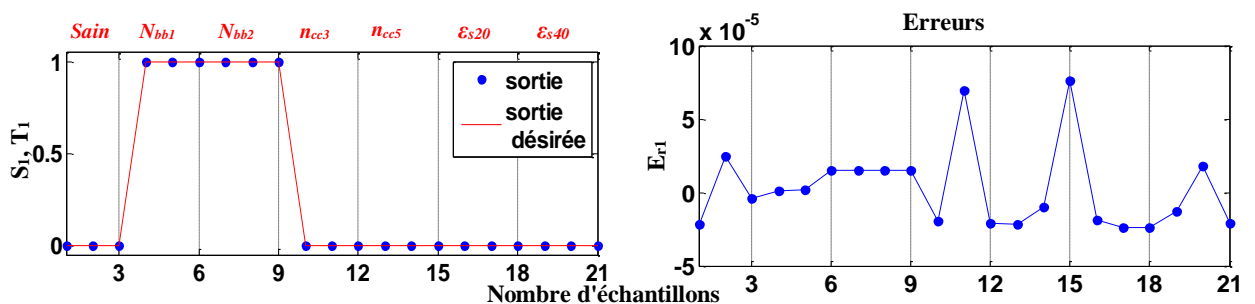
IV.4.6. Résultats de test du réseau RN

Pour évaluer les performances de généralisation du réseau RN établi, un test est effectué pour plusieurs exemples de défauts non appris pour les charges ($C_r=0.7, 1.8$ et 2.8 Nm). Ces tests ont donné des résultats avec une précision assez satisfaisante. Les différents résultats de test relatifs au nombre de défauts sont :

a) Test de RN pour des défauts simples

Pour tester le comportement du réseau de neurones en présence d'un défaut simple de type cassure de barres rotoriques, court-circuit entre spires statoriques et excentricité statique, on a fourni au réseau de neurones une base de données de test composée d'une séquence différente de celle de l'apprentissage. Cette dernière est répartie comme suit :

- 3 séquences pour le fonctionnement sain,
- 6 échantillons de fonctionnement en défaut de cassure de barres rotoriques avec (N_{bb1} et N_{bb2}),
- 6 échantillons de fonctionnement en défaut de court-circuit avec (n_{cc3} et n_{cc5}) spires court-circuitées sur la phase a_s ,
- 6 échantillons de fonctionnement en défaut d'excentricité statique avec (ϵ_{s20} et ϵ_{s40}).



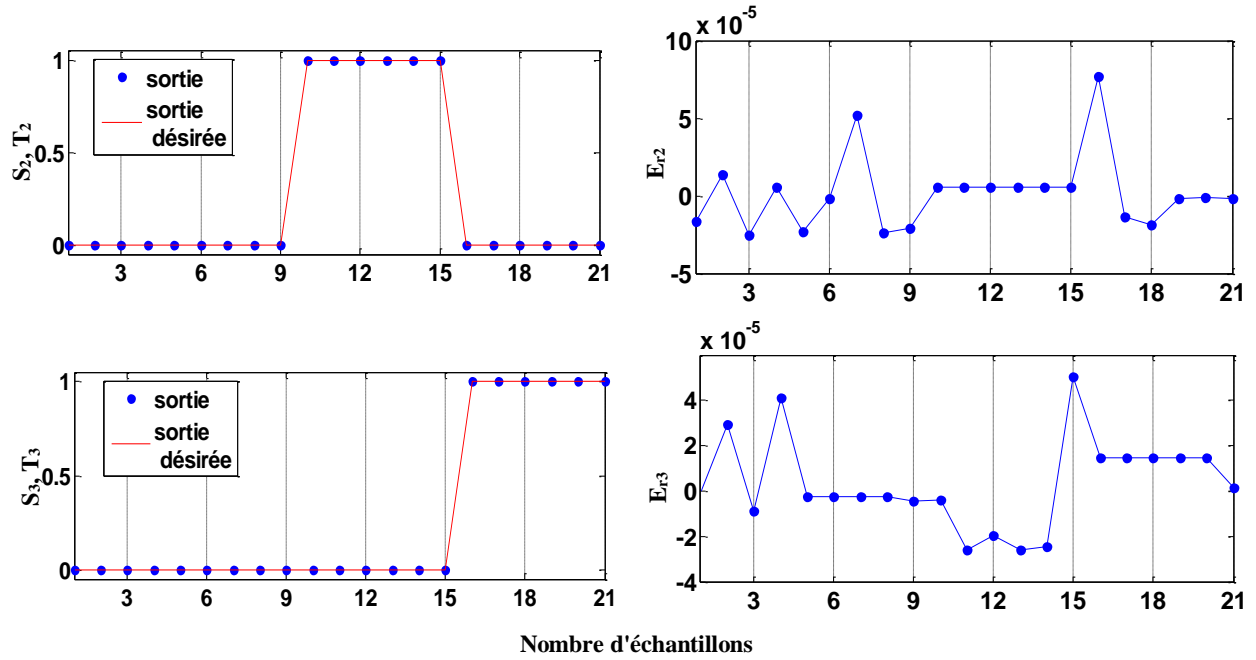


Figure IV.18 : Sorties et erreurs de test du RN pour des défauts simples

Les résultats du test sont présentés sur la figure IV.18, où l'on remarque que le réseau a indiqué à ses trois sorties (s_1, s_2, s_3) (0, 0, 0) pour le régime sain et (1, 0, 0) pour un défaut de cassure de barres rotoriques, (0, 1, 0) pour un défaut de court-circuit entre spires et (0, 0, 1) pour un défaut d'excentricité statique. La classification de ces exemples est effectuée avec une bonne précision, ce qui prouve que le RN est capable de différencier entre un fonctionnement sain et un fonctionnement en défaut simple. De plus, le réseau est capable de détecter correctement les défauts dès le début de son apparition.

b) Test de RN pour des défauts mixtes (deux défauts)

Pour tester le comportement du réseau, on prend comme exemple une base de données non apprise pendant la procédure d'apprentissage. Celle-ci est formée de deux types de défauts mixtes :

- 3 séquences pour le fonctionnement sain,
- 6 échantillons de fonctionnement en défaut mixte (cassure de barres rotoriques et court-circuit entre spires) avec ($N_{bb1n_{cc3}}$ et $N_{bb2n_{cc5}}$),
- 6 échantillons de fonctionnement en défauts mixtes (cassure de barres rotoriques et excentricité statique) avec ($N_{bb1\epsilon_{s20}}$ et $N_{bb2\epsilon_{s40}}$),
- 6 échantillons de fonctionnement en défauts mixtes (court-circuit entre spires et excentricité statique) avec ($n_{cc3\epsilon_{s20}}$ et $n_{cc5\epsilon_{s40}}$).

Les performances de ce test sont données sur la figure IV.19. Nous y avons représenté les erreurs et l'état des trois sorties (s_1, s_2, s_3) du réseau RN. Le signal (0, 0, 0) est pour un

fonctionnement sain, (1, 1, 0) pour un défaut mixte (cassure de barres rotoriques / court-circuit entre spires statoriques), (1, 0, 1) (cassure de barres rotoriques / excentricité statique) et (0, 1, 1) (court-circuit entre spires statoriques / excentricité statique). L'erreur de détection est très faible. En conséquence, le réseau RN classe correctement le fonctionnement sain et le fonctionnement en défaut mixte. Il est aussi à noter que le réseau est capable de détecter un défaut mixte de deux défauts avec n'importe quel couple de charge de la machine.

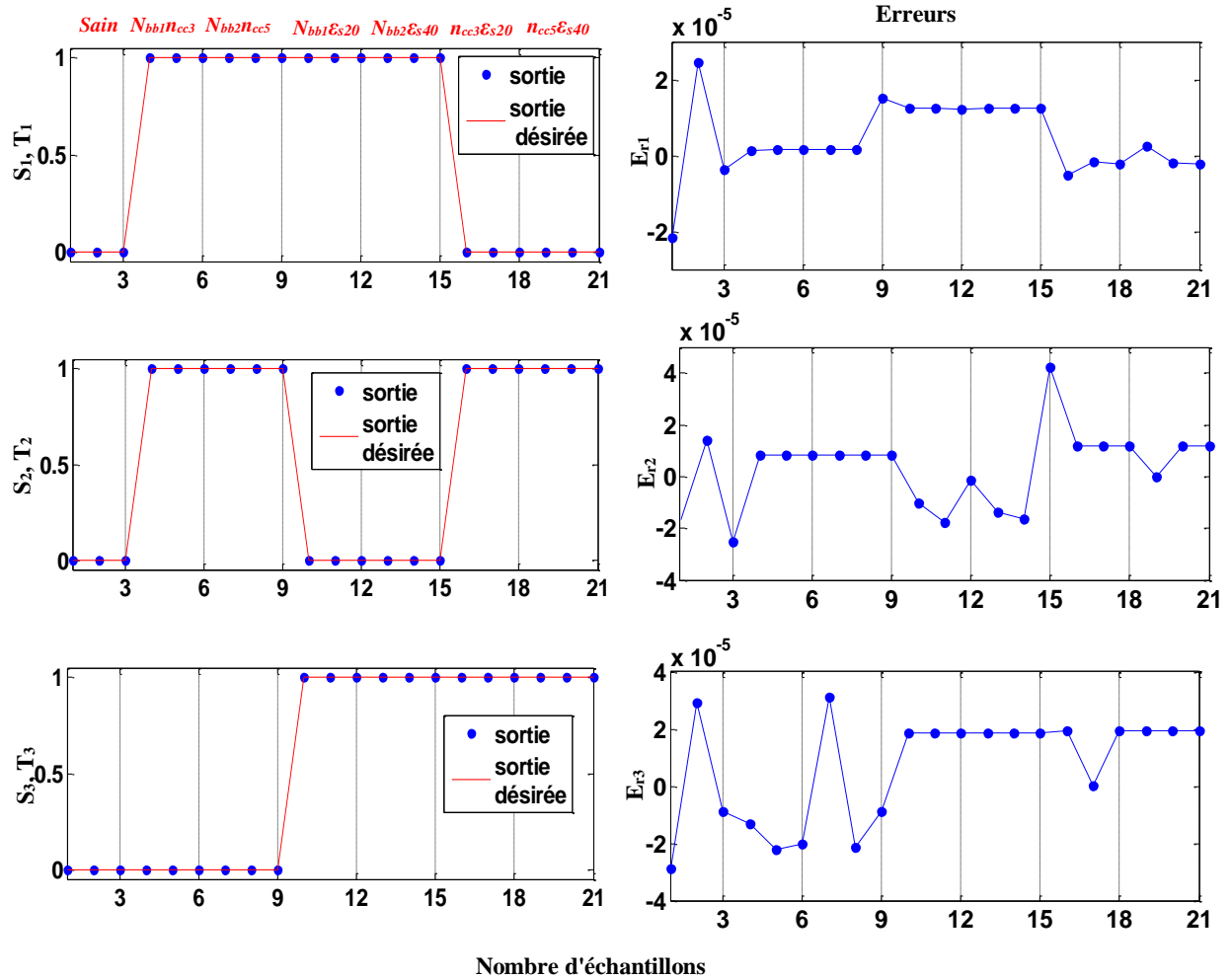


Figure IV.19 : Sorties et erreurs de test du RN pour des défauts mixtes (deux défauts)

c) Test de RN pour des défauts mixtes (trois défauts)

Le réseau RN a été également testé pour plusieurs cas de défauts simultanés stator/rotor. Les résultats suivants du test du réseau sont obtenus pour une séquence de défauts non apprise composée par :

- 2 échantillons en fonctionnement sain,
- 6 échantillons de fonctionnement en défaut mixte (cassure de barres rotoriques, court-circuit entre spires et excentricité statique) avec ($N_{bb1nc3Es20}$ et $N_{bb2nc5Es40}$).

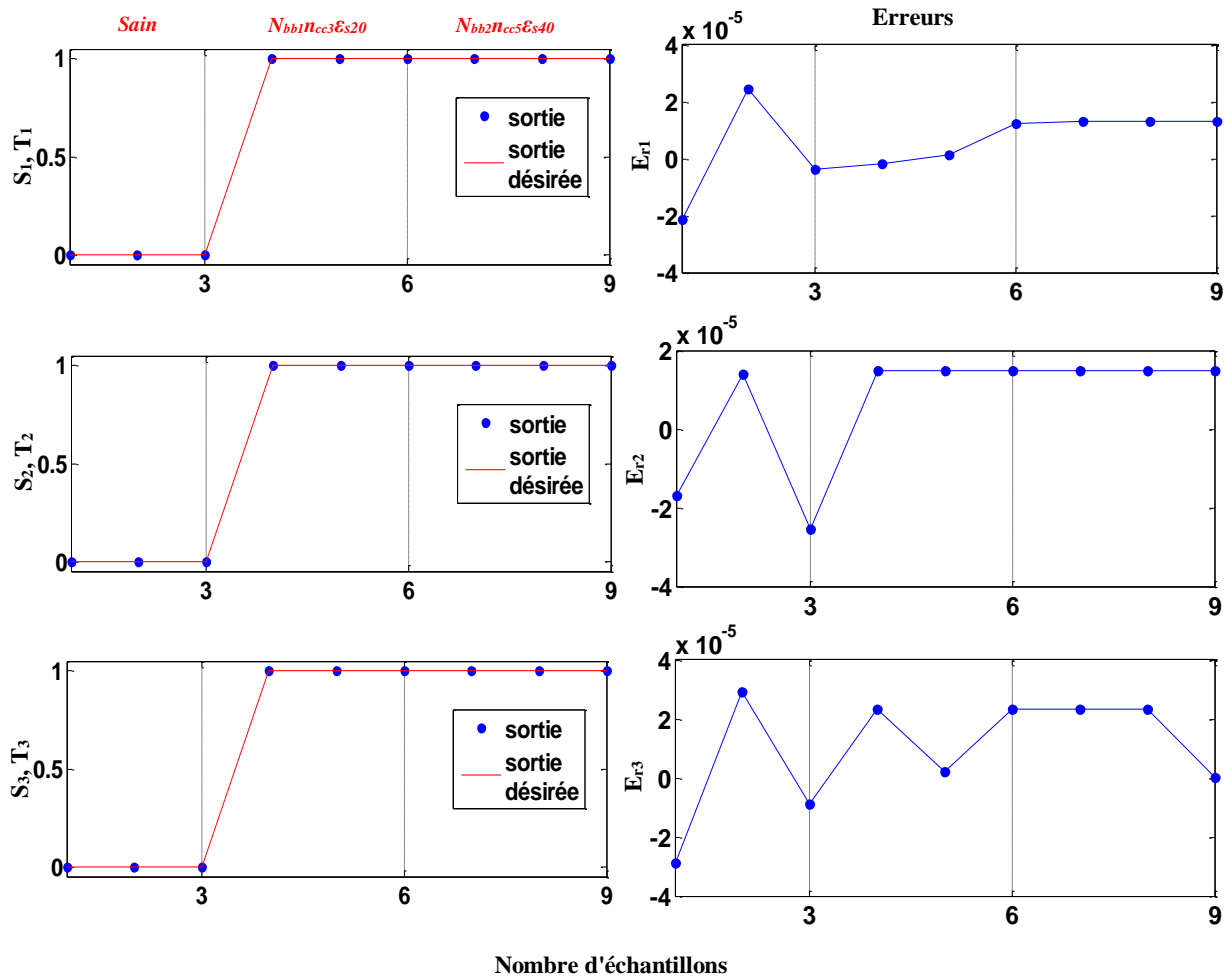


Figure IV.20 : Sorties et erreurs de test du RN pour des défauts mixtes (trois défauts)

Les résultats de test sont illustrés sur la figure IV.20. Pour ces exemples, les sorties du réseau (s_1, s_2, s_3) sont indiquées (0, 0, 0) pour un fonctionnement sain et (1, 1, 1) pour un défaut mixte avec une erreur faible. Ainsi, le réseau RN classe aussi avec une bonne précision les défauts simultanés.

IV.5. Diagnostic des défauts par le réseau neuro-flou MANFIS

IV.5.1. Architecture MANFIS du système de diagnostic

Le système de diagnostic utilisé est composé de trois ANFIS liés entre eux de façon à former un MANFIS, qui est une structure destinée à accomplir la tâche désirée. Le schéma synoptique de la structure est illustré sur la figure IV.21.

Le réseau MANFIS a pour fonction essentielle de classer automatiquement les trois défauts cités précédemment. Ce réseau joue aussi le rôle d'un circuit de signalisation de défaut au début de son apparition ou de généralisation d'alarmes pour les experts de la maintenance.

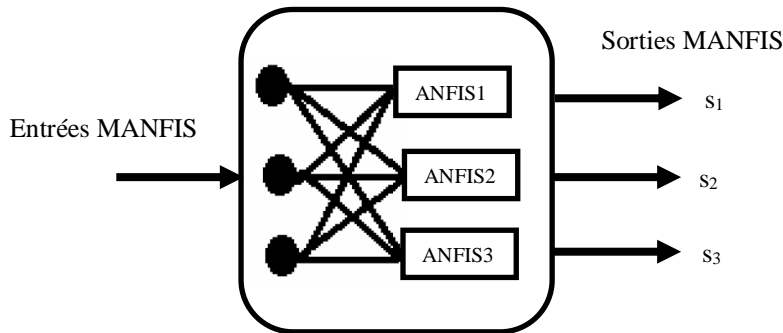


Figure IV.21 : Architecture MANFIS du système de diagnostic de la machine asynchrone

IV.5.2. Choix des indicateurs de défaut

On choisit les mêmes indicateurs de défauts de RN pour MANFIS afin de classer les trois types de défauts. Ces inducteurs sont regroupés dans un vecteur E qui est le vecteur d'entrée du réseau MANFIS. L'expression de E est la suivante :

$$E = [E_1 \ E_2 \ E_3]^T$$

Où :

E_1 : amplitude de la raie (2.g.fs) ;

E_2 : amplitude de la raie (2.fs) ;

E_3 : amplitude de la raie (f_r).

IV.5.3. Génération de la base d'apprentissage

Les sorties du réseau MANFIS sont fixées à 3, puisqu'on connaît à priori le nombre de défauts à signaler qui sont : cassure de barres rotoriques, court-circuit entre spires statoriques et excentricité statique. Les entrées du MANFIS sont aussi fixées à 3 qui sont les indicateurs de défauts décrits ultérieurement. Ce MANFIS fonctionne comme suit :

- Si $[s_1, s_2, s_3]^T = [0 \ 0 \ 0]^T$, le réseau indique un fonctionnement sain ;
- Si $[s_1, s_2, s_3]^T = [1 \ 0 \ 0]^T$, le réseau indique un défaut de cassure de barres rotoriques ;
- Si $[s_1, s_2, s_3]^T = [0 \ 1 \ 0]^T$, le réseau indique un défaut de court-circuit entre spires statoriques ;
- Si $[s_1, s_2, s_3]^T = [0 \ 0 \ 1]^T$, le réseau indique un défaut excentricité statique ;
- Si $[s_1, s_2, s_3]^T = [1 \ 1 \ 0]^T$, le réseau indique un défaut mixte (cassure de barres rotoriques/ court-circuit entre spires statoriques) ;
- Si $[s_1, s_2, s_3]^T = [1 \ 0 \ 1]^T$, le réseau indique un défaut mixte (cassure de barres rotoriques/ excentricité statique) ;
- Si $[s_1, s_2, s_3]^T = [0 \ 1 \ 1]^T$, le réseau indique un défaut mixte (court-circuit entre spires statoriques / excentricité statique) ;

- Si $[s_1, s_2, s_3]^T = [1 \ 1 \ 1]^T$, le réseau indique un défaut mixte (cassure de barres rotoriques/ court-circuit entre spires statoriques / excentricité statique).

La séquence d'apprentissage est donc constituée d'un couple de vecteur (*vecteur entrées/ vecteur sorties désirées*) tels que :

- le vecteur des entrées $E = [E_1 \ E_2 \ E_3]^T$, représentant les entrées du réseau MANFIS,
- le vecteur des sorties désirées $E = [T_1 \ T_2 \ T_3]^T$ formé par les trois classes où seront affectés ces exemples. La première classe représente un défaut de cassure de barres rotoriques signalé par la première sortie s_1 du réseau MANFIS, la deuxième classe représente un défaut court-circuit entre spires statoriques indiqué par la deuxième sortie s_2 de MANFIS et la troisième classe représente un défaut excentricité statique indiqué par la deuxième sortie s_3 .

Le vecteur des entrées E est constitué par une suite successive d'exemples caractérisant le fonctionnement de la machine saine et en défaut sous une charge de ($C_r=0.35, 1.3, 2.3$ et 3.5 Nm). Il est présenté à l'entrée du réseau MANFIS comme suit (figure IV.22) :

- 4 échantillons de fonctionnement sain,
- 8 échantillons de fonctionnement en défaut de cassure de barres rotoriques avec (N_{bb1} et N_{bb2}),
- 8 échantillons de fonctionnement en défaut de court-circuit avec (n_{cc2} et n_{cc4}) spires court-circuitées sur la phase a_s ,
- 8 échantillons de fonctionnement en défaut d'excentricité statique avec (ε_{s10} et ε_{s30}),
- 8 échantillons de fonctionnement en défaut mixte (cassure de barres rotoriques et court-circuit entre spires) avec ($N_{bb1}n_{cc2}$ et $N_{bb2}n_{cc4}$),
- 8 échantillons de fonctionnement en défaut mixte (cassure de barres rotoriques et excentricité statique) avec ($N_{bb1}\varepsilon_{s10}$ et $N_{bb2}\varepsilon_{s30}$),
- 8 échantillons de fonctionnement en défaut mixte (court-circuit entre spires et excentricité statique) avec ($n_{cc2}\varepsilon_{s10}$ et $n_{cc4}\varepsilon_{s30}$),
- 8 échantillons de fonctionnement en défaut mixte (cassure de barres rotoriques, court-circuit entre spires et excentricité statique) avec ($N_{bb1}n_{cc2}\varepsilon_{s10}$ et $N_{bb2}n_{cc4}\varepsilon_{s30}$).

Le vecteur des sorties désirées $T = [T_1 \ T_2 \ T_3]^T$ est formé par les trois classes où seront affectés les exemples d'apprentissage (figure IV.24).

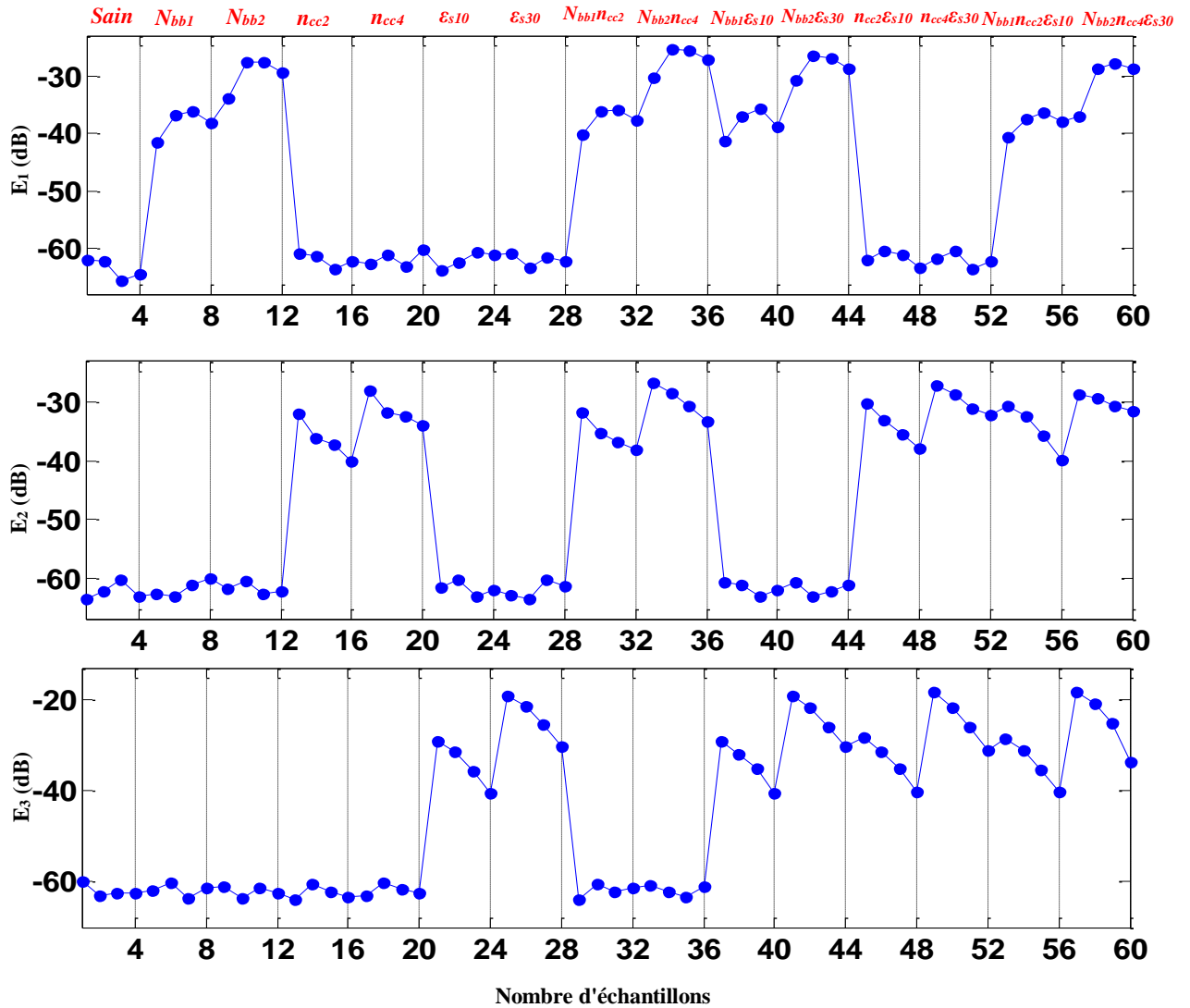


Figure IV.22 : Séquence d'apprentissage pour les entrées du réseau MANFIS

IV.5.4. Structure du réseau MANFIS

Dans ce travail, le réseau conçu MANFIS se compose de trois ANFIS, comportant chacun trois entrées et une sortie. Les variables d'entrée sont E_1 , E_2 et E_3 et les variables de sortie sont T_1 pour l'ANFIS₁, T_2 pour l'ANFIS₂ et T_3 pour l'ANFIS₃. Pour chaque variable d'entrée, on a utilisé 4 fonctions d'appartenance gaussiennes. La structure de chacun des trois ANFIS dans le système MANFIS proposé est donnée sur la figure IV.23.

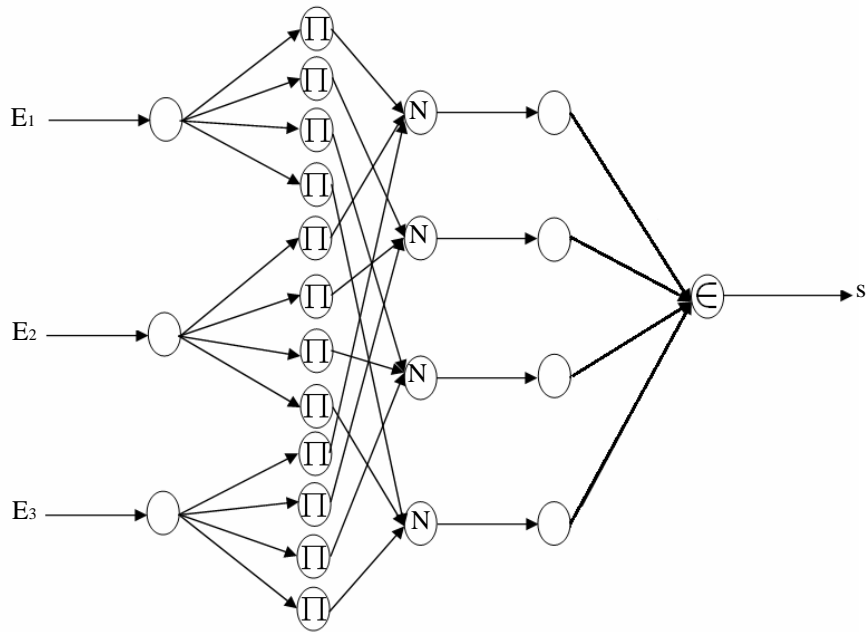
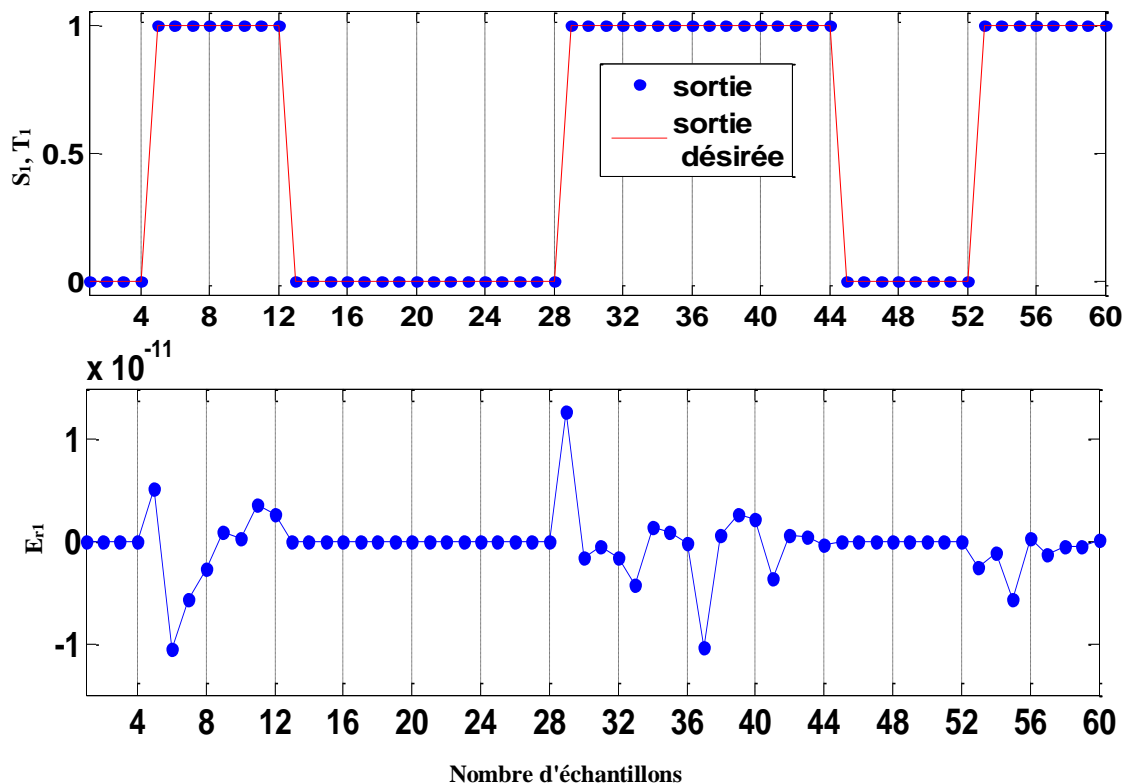


Figure IV.23 : Structure de chacun de deux ANFIS dans le système MANFIS

IV.5.5. Résultats d'apprentissage

Les sorties ainsi que les erreurs d'apprentissage du réseau sont représentées sur la figure IV.24. On remarque que l'erreur d'apprentissage est presque nulle (de l'ordre de 10^{-11}), ce qui prouve que le réseau a bien appris les séquences de défauts.



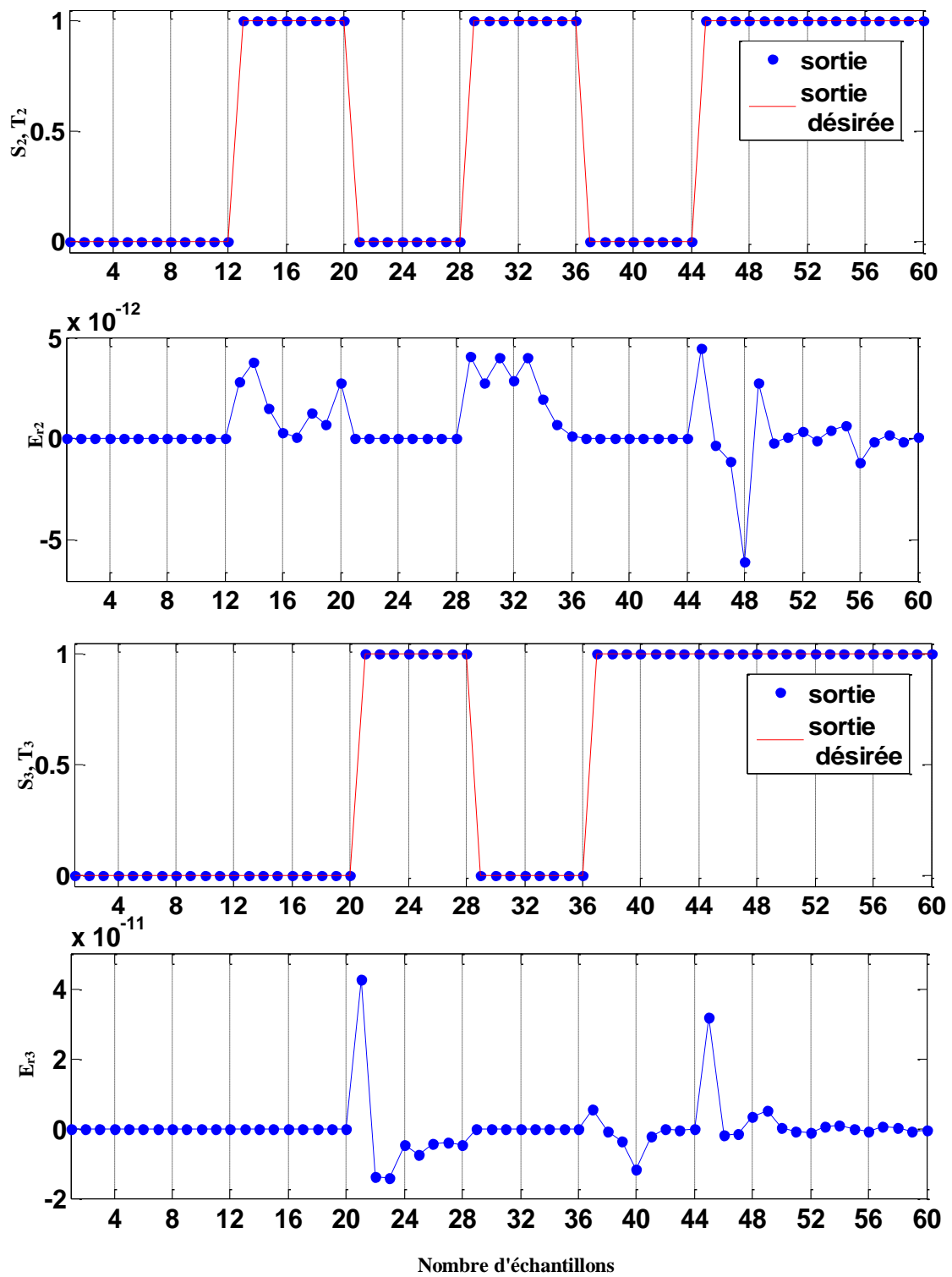


Figure IV.24 : Sorties et erreurs d'apprentissage du MANFIS

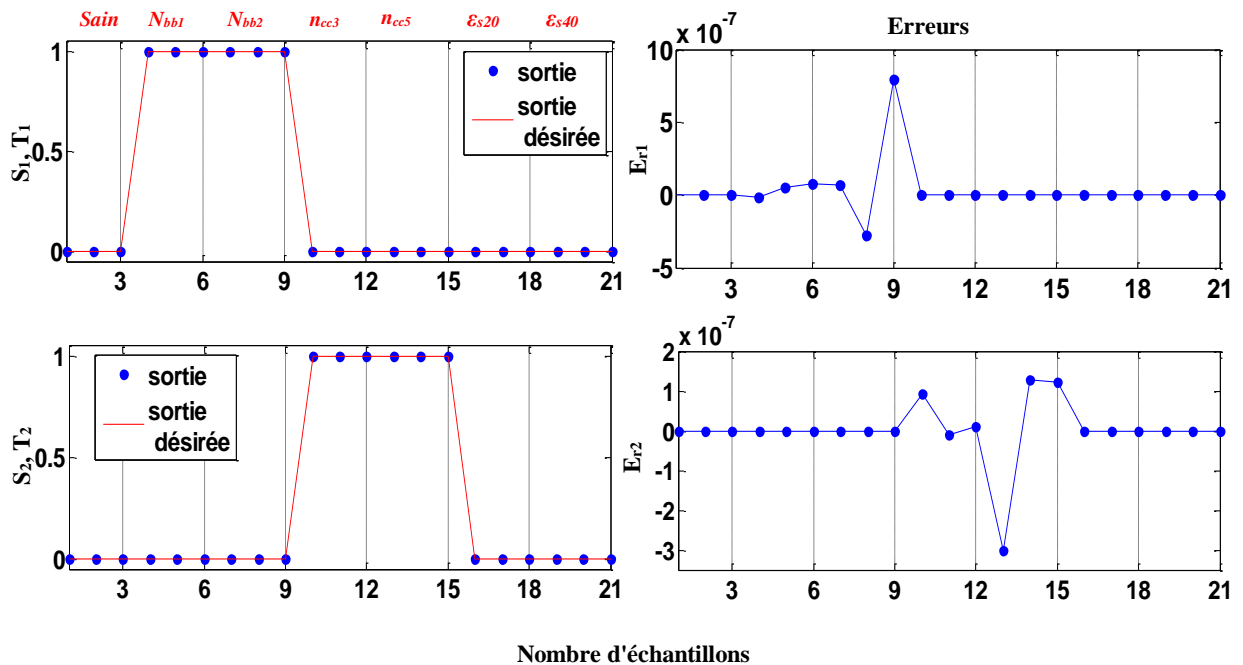
IV.5.6. Résultats de test du réseau MANFIS

Pour évaluer les performances de généralisation de notre réseau MANFIS, on a testé ce dernier pour plusieurs exemples de défauts non appris pour les charges ($C_r=0.7, 1.8$ et 2.8 Nm). Ces tests ont donné des résultats avec une précision assez satisfaisante. On résume les différents résultats de test relatifs au nombre des défauts.

a) Test de MANFIS pour des défauts simples

Pour tester le comportement du réseau MANFIS en présence d'un défaut simple de type cassure de barres rotoriques, court-circuit entre spires statoriques et excentricité statique, on a fourni au réseau de neurones une base de données de test composée par une séquence différente de celle de l'apprentissage. Cette dernière est répartie comme suit :

- 3 séquences pour le fonctionnement sain,
- 6 échantillons de fonctionnement en défaut de cassure de barres rotoriques avec (N_{bb1} et N_{bb2}),
- 6 échantillons de fonctionnement en défaut de court-circuit avec (n_{cc3} et n_{cc5}) spires court-circuitées sur la phase a_s ,
- 6 échantillons de fonctionnement en défaut d'excentricité statique avec (ϵ_{s20} et ϵ_{s40}).



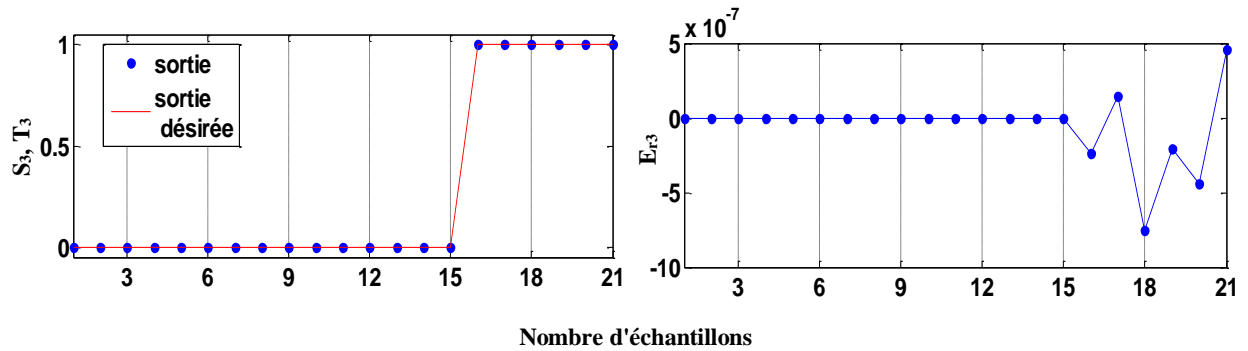


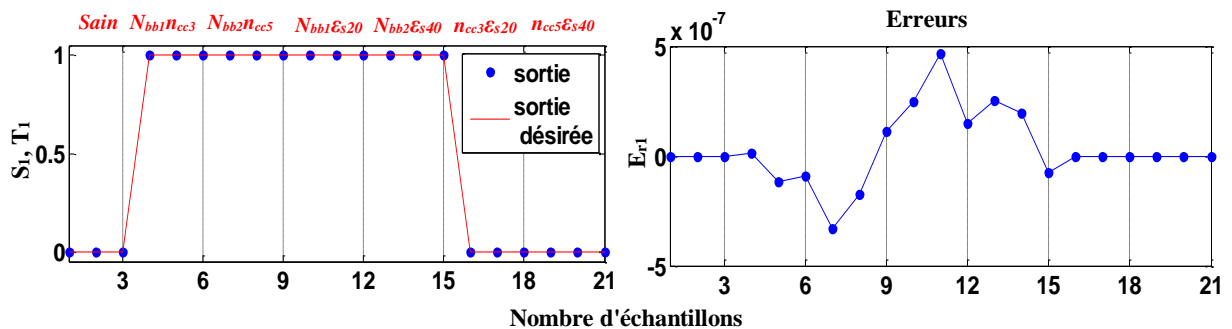
Figure IV.25 : Sorties et erreurs de test du MANFIS pour des défauts simples

Les performances de test sont représentées sur la figure IV.25, où l'on visualise l'état des trois sorties (s_1, s_2, s_3) du réseau. On constate bien que le réseau signale (0, 0, 0) pour un fonctionnement sain et (1, 0, 0) pour un défaut de cassure de barres rotoriques, (0, 1, 0) pour un défaut de court-circuit entre spires et (0, 0, 1) pour un défaut d'excentricité statique avec une erreur de classification très faible.

b) Test de MANFIS pour des défauts mixtes (deux défauts)

Pour tester le comportement du réseau, on prend comme exemple une base de données non apprise pendant la procédure d'apprentissage. Celle-ci est formée de deux types de défauts mixtes :

- 3 séquences pour le fonctionnement sain,
- 6 échantillons de fonctionnement en défaut mixte (cassure de barres rotoriques et court-circuit entre spires) avec ($N_{bb1n_{cc3}}$ et $N_{bb2n_{cc5}}$),
- 6 échantillons de fonctionnement en défaut mixte (cassure de barres rotoriques et excentricité statique) avec ($N_{bb1\epsilon_{s20}}$ et $N_{bb2\epsilon_{s40}}$),
- 6 échantillons de fonctionnement en défaut mixte (court-circuit entre spires et excentricité statique) avec ($n_{cc3\epsilon_{s20}}$ et $n_{cc5\epsilon_{s40}}$).
-



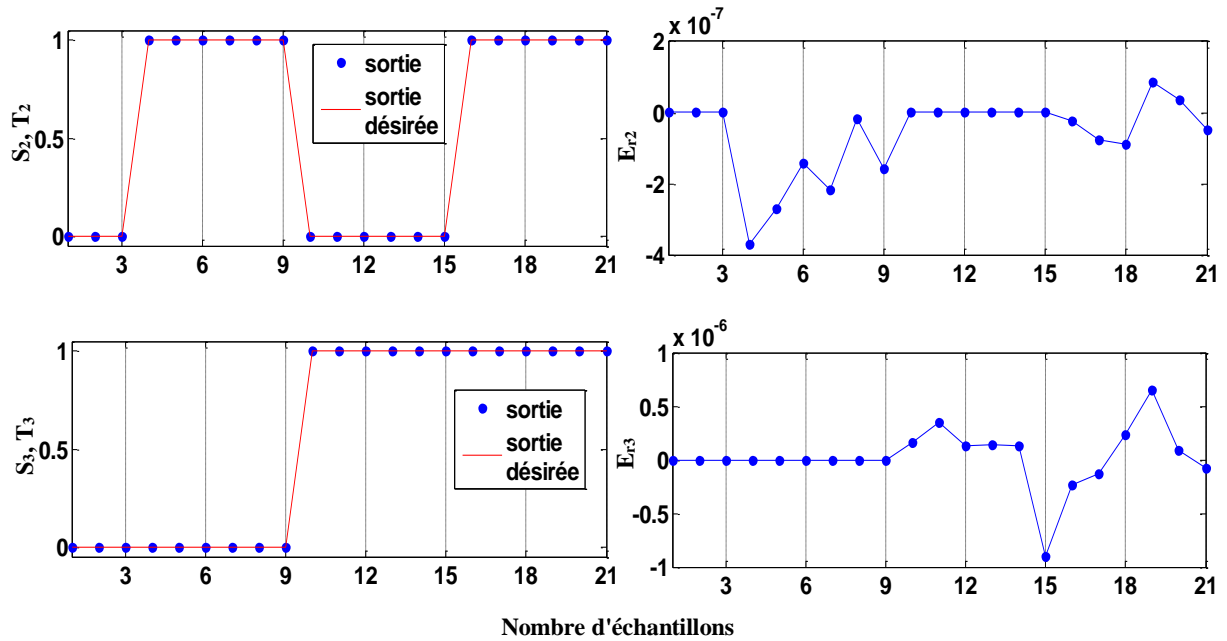


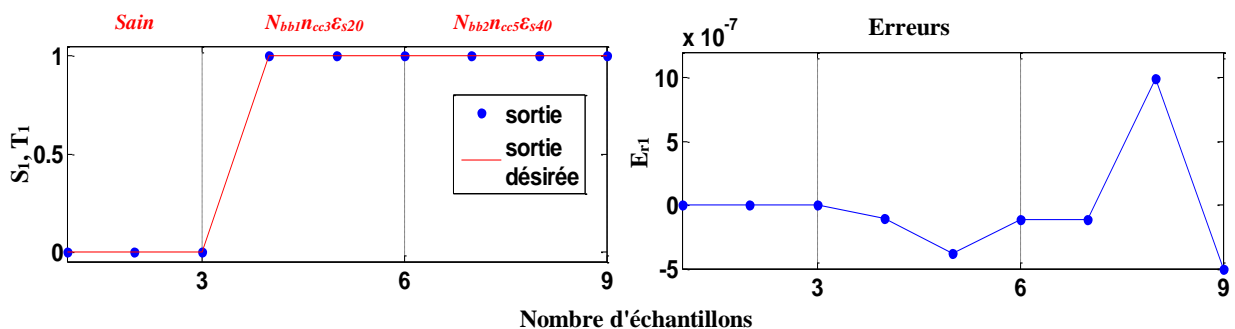
Figure IV.26 : Sorties et erreurs de test du MANFIS pour des défauts mixtes (deux défauts)

Les résultats de test sont présentés sur la figure IV.26, où l'on remarque que le réseau a indiqué à ses trois sorties (s_1, s_2, s_3) les valeurs (0, 0, 0) pour le régime sain, (1, 1, 0) pour un défaut mixte (cassure de barres rotoriques / court-circuit entre spires statoriques), (1, 0, 1) (cassure de barres rotoriques / excentricité statique) et (0, 1, 1) (court-circuit entre spires statoriques / excentricité statique). La classification de ces exemples est effectuée avec une bonne précision. Ce montre que le MANFIS est capable de différencier entre un fonctionnement sain et un fonctionnement avec défauts mixtes.

c) Test de MANFIS pour des défauts mixtes (trois défauts)

Le réseau MANFIS a été également testé dans le cas des trois défauts mixtes. Les résultats de test du réseau, pour une séquence de défauts non apprise composée de :

- 2 échantillons en fonctionnement sain,
- 8 échantillons de fonctionnement en défaut mixte (cassure de barres rotoriques, court-circuit entre spires et excentricité statique) avec ($N_{bb1}n_{cc3}E_{s20}$ et $N_{bb2}n_{cc5}E_{s40}$).



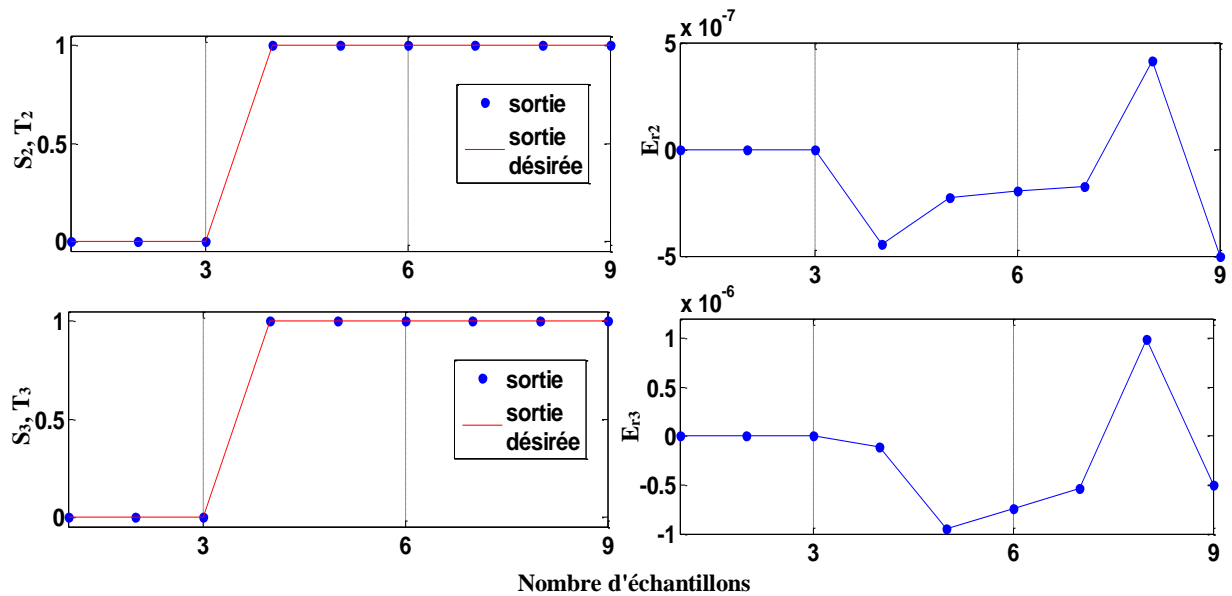


Figure IV.27 : Sorties et erreurs de test du MANFIS pour des défauts mixtes (trois défauts)

Selon la figure IV.27, on remarque que le réseau a indiqué (0, 0, 0) pour le fonctionnement sain et (1, 1, 1) pour un défaut mixte (cassure de barres rotoriques, court-circuit entre spires et excentricité statique). Le réseau a détecté ce type de défaut avec une très bonne précision, ce qui montre que le réseau classe correctement un défaut mixte et est capable aussi de différencier entre deux défauts simultanés et un fonctionnement normal.

IV.6. Comparaison des résultats obtenus par le MANFIS et RN

Dans le but de mettre en évidence les avantages du MANFIS proposé, une étude comparative a été effectuée en comparant les erreurs du système de diagnostic de la machine asynchrone obtenues avec les MANFIS et ceux par les RN Perceptron Multicouches.

Nombre des défauts	Erreurs	RN	MANFIS
Défaut simple	Er1	6.946×10^{-5}	7.925×10^{-7}
	Er2	7.676×10^{-5}	3.013×10^{-7}
	Er3	5.067×10^{-5}	4.566×10^{-7}
Deux Défauts mixtes	Er1	2.446×10^{-5}	3.312×10^{-7}
	Er2	4.243×10^{-5}	3.692×10^{-7}
	Er3	3.109×10^{-5}	9.017×10^{-7}
Trois Défauts mixtes	Er1	2.446×10^{-5}	9.890×10^{-7}
	Er2	1.385×10^{-5}	4.160×10^{-7}
	Er3	2.916×10^{-5}	9.873×10^{-7}

Tableau IV.1 : Comparaison des erreurs de test entre RN et MANFIS

On remarque que d'après le tableau IV.1, les erreurs des sorties de la machine asynchrone obtenues par le réseau MANFIS sont inférieures à celles des RN. Par conséquent, cela montre que la technique basée sur MANFIS est meilleure car elle peut diagnostiquer et classer les défauts de la machine asynchrone avec une excellente précision.

IV.7. Conclusion

Dans ce chapitre, des systèmes automatiques de détection précoce et de classification des défauts de la machine asynchrone sont proposés. Ils sont basés sur l'utilisation des outils avancés à base de RN et MANFIS. Les défauts qui peuvent être diagnostiqués sont les défauts de cassure de barres rotoriques, court-circuit entre spires, excentricité statique et les défauts mixtes. Le diagnostic des défauts est réalisé en tenant compte de la variation de la charge de la machine asynchrone. Cela montre que le choix et le traitement des entrées pertinentes du RN ou du MANFIS est un travail préalable nécessaire pour l'élaboration d'un diagnostic efficace et robuste.

Les résultats obtenus par le réseau RN de type perceptron multicouche (MLP) sont comparés à ceux obtenus avec un réseau MANFIS. À la lumière de ces résultats, l'efficacité de l'application de la technique des MANFIS au diagnostic et à la classification automatique de défauts de la machine asynchrone à cage d'écureuil est bien mise en évidence.

IV.8. Bibliographie

- [1] M.R. Zemouri, "Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide es réseaux de neurones dynamiques: Application à la e-maintenance," Thèse de Doctorat, Thèse de Université de Franche-Comté, France, 2003.
- [2] 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, 2007.
- [3] J.-S. R. Jang, "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system," *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, vol. 23, no. 3, pp. 665–685, 1993.
- [4] M.Bouزيد, "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.
- [5] G.Dreyfus, J.M.Martinez, M.Samuelides, M.B.Gordon, F.Badran, and S.Thiria, "Réseaux de neurones : Méthodologie et applications," *Eyrolles, Paris*, 2002.
- [6] S. Rajakarunakaran, P. Venkumar, D. Devaraj, and K. S. P. Rao, "Artificial neural network approach for fault detection in rotary system," *Appl. Soft Comput.*, vol. 8, no. 1, pp. 740–748, Jan. 2008.
- [7] V. Venkatasubramanian, R. Rengaswamy, S. N. Kavuri, and K. Yin, "A review of process fault detection and diagnosis: Part III: Process history based methods," *Comput. Chem. Eng.*, vol. 27, no. 3, pp. 327–346, Mar. 2003.

- [8] J.-S.R.Jang, C.-T.Sun, and E.Mizutani, "Neuro fuzzy and Soft computing: A computing approach to learning and machine intelligence: Prentice Hall," 1997.
- [9] A. M. da Silva, R. J. Povinelli, and N. A. O. Demerdash, "Induction Machine Broken Bar and Stator Short-Circuit Fault Diagnostics Based on Three-Phase Stator Current Envelopes," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 55, no. 3, pp. 1310–1318, Mar. 2008.
- [10] Zhenxing Liu, Xiaolong Zhang, Xianggen Yin, and Zhe Zhang, "Rotor cage fault diagnosis in induction motors based on spectral analysis of current Hilbert modulus," in *IEEE Power Engineering Society General Meeting, 2004.*, vol. 2, pp. 1500–1503.
- [11] R. Puche-Panadero, M. Pineda-Sanchez, M. Riera-Guasp, J. Roger-Folch, E. Hurtado-Perez, and J. Perez-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, pp. 52–59, Mar. 2009.



Conclusion générale

Conclusion Générale

Ce travail entre dans le cadre de diagnostic des machines électriques qui représente un axe de recherche important durant la dernière décennie. Le système de la surveillance a révolutionné la maintenance des entrainements électriques à base des machines électriques. En fait, ce terme fait référence à un système de surveillance qui peut diagnostiquer l'état des moteurs électriques afin de déterminer les types de défauts et leur gravité lorsque les moteurs sont dans des conditions de fonctionnement anormales. Ceci nécessite une détection efficace du défaut naissant dans son premier stade.

En effet, la technique de surveillance en vue du diagnostic et de la détection du défaut au cours des différents modes de fonctionnement de la machine asynchrone est élaborée avec une modélisation utilisant un modèle réduit issu du modèle multi-enroulement et prenant en compte la géométrie de la machine. Des approches « analytique » et « signal » en fonctionnement transitoire et permanent sont utilisées pour la détection des défauts de cassure de barres rotoriques, de court-circuit entre spires statoriques et d'excentricité statique. L'efficacité de ces approches pour la surveillance des défauts est établie à travers des résultats obtenus à l'état sain et en défaut.

Les techniques utilisées et autres outils dans le domaine du diagnostic des machines tournantes sont très nombreux. Ces techniques sont classées selon deux approches. Une approche est basée sur des modèles de systèmes à travers les observateurs et l'autre approche est basée sur le traitement du signal de grandeurs électriques et mécaniques mesurables qui sont le courant statorique et la vitesse de rotation de la machine.

L'efficacité d'un outil de diagnostic à base de l'intelligence artificielle nécessite une bonne connaissance du système à diagnostiquer. Cette connaissance se traduit par la disponibilité d'une base de données importante et significative à partir d'une certaine expertise théorique et pratique.

La détection et le diagnostic des défauts de cassure de barres rotoriques, le court-circuit entre spires statoriques et l'excentricité statique du rotor sont effectués en boucle ouverte lorsque la machine est alimentée directement par le réseau électrique. En boucle fermée et en utilisant la commande par linéarisation entrée-sortie, l'alimentation de la machine se fait via un convertisseur et en utilisant un observateur à grand gain.

➤ Le deuxième chapitre porte sur la présentation du modèle réduit tenant compte des défauts rotoriques et statoriques de la machine. Ce modèle est issu du schéma multi-enroulements auquel une transformation de *Park* est appliquée pour faciliter l'étude de la machine en boucle fermée. Une

simulation des caractéristiques de la machine est effectuée (vitesse de rotation, couple, courant statorique) à l'état sain puis avec défaut (ruptures de barres, court-circuit entre spires et excentricité statique). Les résultats obtenus ont montré l'influence des défauts sur la vitesse de rotation, le couple électromagnétique et le courant statorique. Cette influence se traduit par des ondulations et déformations des allures. Le taux d'ondulation dépend de la sévérité de défaut, de l'état de charge de la machine et de son régime de fonctionnement.

L'analyse par l'approche « signal » à base de la FFT montre que l'effet des défauts se traduit par l'apparition de raies dans le spectre du courant statorique. Cela permet de diagnostiquer les défauts simples (un seul défaut à la fois). En revanche, lorsqu'on a plus d'un défaut en même temps, la FFT montre sa limitation pour distinguer les raies des différents défauts qui peuvent se chevaucher.

➤ Le troisième chapitre porte sur l'application de la commande par linéarisation entrée-sortie en utilisant, pour l'estimation, un observateur à grand gain en fonctionnement sain de la machine et en défaut (ruptures de barres, court-circuit entre spires et excentricité statique). La technique de génération des résidus via l'observateur à grand gain est utilisée pour l'estimation de la vitesse rotorique et le courant statorique.

Les résultats obtenus issus de la commande par linéarisation entrée-sortie montrent de hautes performances aux différents tests de robustesse grâce à la bonne dynamique de l'algorithme de commande. L'effet des défauts sur la vitesse n'est pas important en raison de la boucle de régulation. L'observateur à grand gain donne une bonne estimation en fonctionnement sain de la machine. De plus, l'observateur servira non seulement à la commande du système, mais aussi à la détection des défauts. Cela constitue un double objectif. Les résidus de la vitesse rotorique et du courant statorique obtenus grâce à la technique de génération des résidus serviront comme des indicateurs de la présence ou non des défauts.

➤ Le quatrième chapitre concerne le diagnostic de défauts de la machine asynchrone par des techniques avancées : les réseaux de neurones et MANFIS. Le choix de l'analyse par HFFT du courant statorique de la machine comme étant un paramètre sur lequel on se base pour le considérer comme indicateur efficace des défauts simple et multiple. Les résultats obtenus ont montré que les amplitudes des raies du spectre de l'enveloppe du courant statorique sont des indicateurs robustes des défauts de types ruptures de barres, court-circuit entre spires et excentricité statique. Ces indicateurs sont 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 par les techniques avancées (RN et MANFIS) ont permis d'élaborer un système de diagnostic automatique et robuste.

Une étude comparative des résultats issus des techniques des réseaux RN et MANFIS pour le diagnostic automatique des défauts de la machine asynchrone a été effectuée. Les résultats obtenus ont montré la supériorité de la technique des MANFIS sur la technique des RN.

Enfin, pour l'amélioration de ce modeste travail, quelques perspectives pour des travaux futurs sont proposées :

- Implémentation pratique sur la carte électronique d'acquisition dSpace DS1104 ;
- Améliorations (diminution du temps de réponse de la commande, compensation des défauts dus aux variations paramétriques,...) de la commande par linéarisation entrée-sortie ;
- Utilisation d'une autre stratégie de commande comme la commande prédictive ;
- Utilisation d'autres types d'observateurs à base de Backstepping et modes glissants d'ordre supérieur ;
- Utilisation des onduleurs multi-niveaux ;
- Rechercher d'autres indicateurs de défaut permettant de discerner les différents défauts.



Annexes

Annexe A

Spécification des paramètres

Paramètres de la machine asynchrone :

P_n	puissance nominale	1.1 kW
V	tension nominale de ligne	220 V
I	Courant nominal	2.5/4.3 A
f_s	fréquence d'alimentation	50Hz
p	nombre de paires de pôles	1
r	diamètre moyen de l'entrefer	35.76 mm
l	Longueur	65 mm
e	épaisseur de l'entrefer	0.2 mm
N_r	nombre de barres	16
N_s	nombre de spires par phase	160
R_s	résistance d'une phase statorique	7.58 Ω
R_r	résistance d'une barre rotorique	150 $\mu\Omega$
R_e	résistance d'une portion d'anneau	150 $\mu\Omega$
L_e	inductance de fuite d'anneau de court-circuit	0.1 μH
L_b	inductance de fuite d'une barre rotorique	0.1 μH
L_{fs}	inductance de fuite statorique	26.5 mH
F	coefficient de frottement	0.00119 N m/rad/s
J	moment d'inertie	$5.4 \cdot 10^{-3}$ kgm ²

Annexe B

Observabilité de la machine asynchrone

Considérons le modèle de la machine asynchrone:

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \hat{i}_s \\ \hat{\Phi}_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_r}{\sigma L_{sc}} I & \frac{M}{\sigma L_{sc} L_{rc} T_r} I \\ \frac{M}{T_r} I & -\frac{1}{T_r} I \end{bmatrix} + \omega_r \begin{bmatrix} 0 & -j \frac{M}{\sigma L_{sc} L_{rc}} \\ 0 & j \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{i}_s \\ \hat{\Phi}_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ \sigma L_{sc} \\ 0 \end{bmatrix} u$$

Pour l'étude de l'observabilité du moteur asynchrone dans le cas non-linéaire, on va considérer le modèle du moteur asynchrone dans le repère (α, β) en considérant le couple de charge non comme une entrée, mais comme une variable d'état.

Soit :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t)) + B u(t) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases}$$

Avec :

$$\begin{cases} x = [i_{s\alpha} \quad i_{s\beta} \quad \Phi_{r\alpha} \quad \Phi_{r\beta} \quad \omega_r \quad C_r] = [x_1 \quad x_2 \quad x_3 \quad x_4 \quad x_5 \quad x_6] \\ u = [V_{s\alpha} \quad V_{s\beta}] \end{cases}$$

$$f(x) = \begin{bmatrix} a_{r11}x_1 + a_{r12}x_3 + a_{i12}x_4x_5 \\ a_{r11}x_2 + a_{r12}x_4 - a_{i12}x_3x_5 \\ \frac{M}{T_r}x_1 - \frac{1}{T_r}x_3 - px_4x_5 \\ \frac{M}{T_r}x_2 - \frac{1}{T_r}x_4 + px_3x_5 \\ \eta(x_2x_3 - x_1x_4) - \frac{x_6}{J} - \frac{F}{J}x_5 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} b_1 & 0 \\ 0 & b_1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Et:

$$h(x) = \begin{bmatrix} h_1(x) \\ h_2(x) \\ h_3(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}$$

Ceci étant une forme très générale du modèle d'un système non-linéaire. Pour tester l'observabilité au sens du rang, on définit:

$$P_j(x) = \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ h_3 \\ \dot{h}_1 \\ \dot{h}_2 \\ \dot{h}_3 \end{bmatrix}$$

dont le Jacobéen est:

$$J(x) \frac{\partial(P_j(x))}{\partial x} = \begin{bmatrix} j_{11} & j_{12} \\ j_{21} & j_{22} \end{bmatrix}$$

Avec:

$$j_{11} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, j_{12} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$j_{21} = \begin{bmatrix} -\lambda & 0 & \frac{\Gamma}{T_r} \\ 0 & -\lambda & -\Gamma x_5 \\ -\eta x_4 & \eta x_3 & \eta x_2 \end{bmatrix}, j_{22} = \begin{bmatrix} \Gamma x_5 & \Gamma x_5 & 0 \\ \frac{\Gamma}{T_r} & -\Gamma x_5 & 0 \\ -\eta x_1 & -\frac{F}{J} & -\frac{1}{J} \end{bmatrix}$$

On retrouve:

$$\det(J(x)) = -\frac{\Gamma^2}{J} \left(\frac{1}{T_r^2} + x_5^2 \right)$$

Le rang de la matrice J(x) est égal à l'ordre du système et ceci indépendamment de la vitesse, ce qui est une condition suffisante d'observabilité. La machine asynchrone avec mesure de vitesse et de courants est donc localement observable. En effet, l'observabilité de la machine asynchrone pose problème quand la commande de celle-ci est sans capteur mécanique. Lorsque la vitesse est mesurée, il n'y a pas de difficulté théorique à établir l'observabilité des grandeurs électriques (flux et courant).

Annexe C

Réseaux de neurones artificiels (RNA)

C.1. Structure d'un neurone

Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau (figure C.1 (a)). Le corps cellulaire se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites. C'est par les dendrites que l'information est acheminée de l'extérieur vers le soma, corps du neurone. L'information traitée par le neurone s'oriente ensuite le long de l'axone pour être transmise aux autres neurones. La transmission entre deux neurones n'est pas directe. En fait, il existe un espace intercellulaire entre l'axone du neurone afférent et les dendrites du neurone afférent. La jonction entre deux neurones est appelée la synapse.

Par analogie avec le neurone biologique, le comportement du neurone artificiel est modélisé par deux phases comme présenté sur la figure C.1 (b):

- Un opérateur de sommation, qui élabore le potentiel a . Cet opérateur effectue la somme pondérée des entrées. On soustrait parfois à cette somme la valeur de seuil d'activation.
- Un opérateur non linéaire qui calcule la valeur de l'activation en utilisant une fonction de transfert (fonction d'activation).

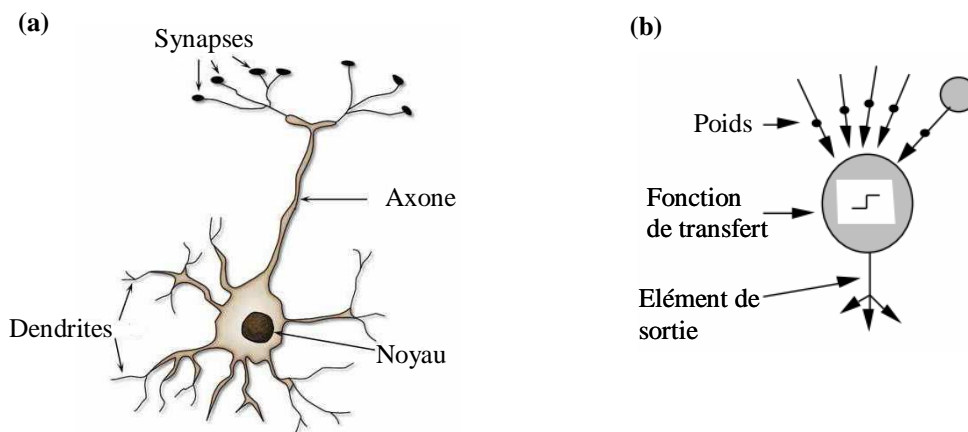


Figure C.1: Représentation d'un neurone biologique et un neurone artificiel

C.2. Fonctions d'activation

La fonction de transfert ou d'activation définit la valeur de sortie d'un neurone en termes de niveaux d'activité de ses entrées. Cette fonction peut prendre différentes formes possibles telles que: fonction linéaire à seuil, fonction seuil, fonction gaussienne,... etc (figure C.2).

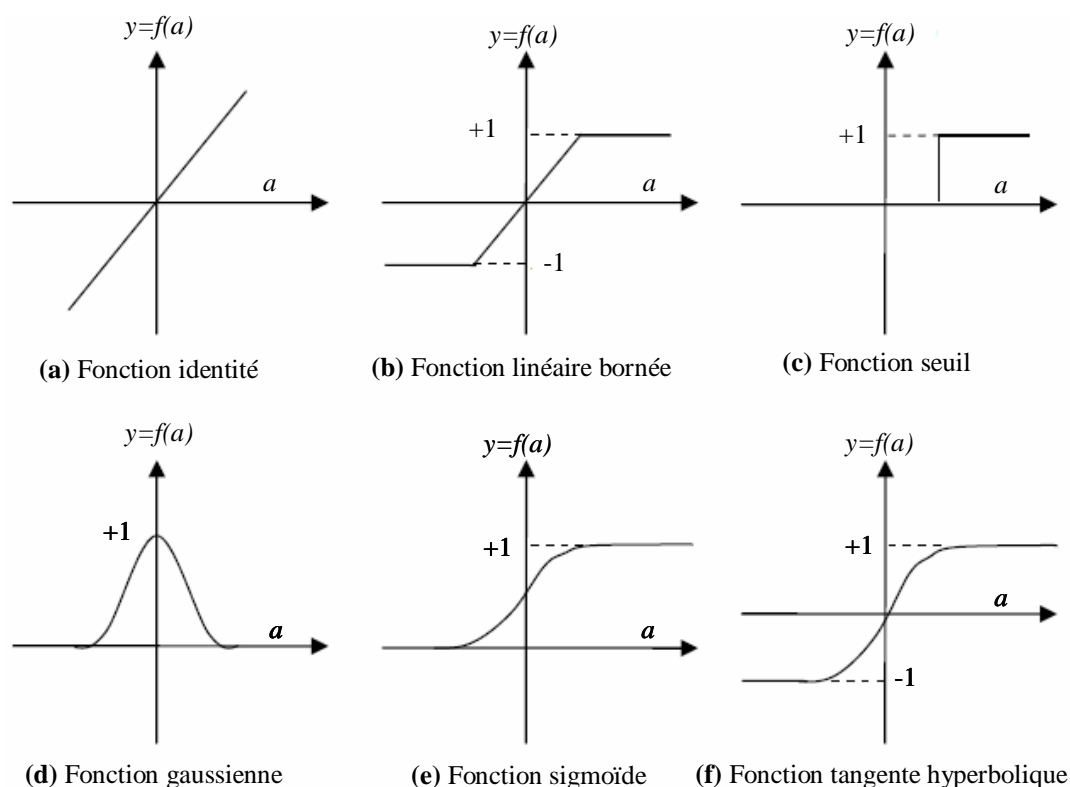


Figure C.2: Formes usuelles de la fonction d'activation

C.3. Structures d'interconnexion

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle. Elle peut être quelconque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité qui différencie entre ces réseaux. On peut citer:

C.3.1. Réseau multicouches (Multi Layer Perceptron)

Les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche et les connexions ne se font qu'avec les neurones des couches en aval (figure C.3 (a)). Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (de l'activation) au sein d'un réseau et donc définir les concepts de neurone d'entrée, neurone de sortie. Par extension, on appelle *couche d'entrée* l'ensemble des neurones d'entrée,

couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les *couches intermédiaires*, n'ayant aucun contact avec l'extérieur, sont appelées *couches cachées*.

C.3.2. Réseau à connexions récurrentes

Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche. Ces connexions sont le plus souvent locales (figure C.3 (b)).

C.3.3. Réseau à connexions locales

Il s'agit d'une structure multicouche, mais qui, à l'image de la rétine, conserve une certaine topologie. Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche avale (figure C.3 (c)). Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique.

C.3.4. Réseaux à fonction radiale

Ce sont les réseaux que l'on nomme aussi RBF (Radial Basic Fonctions). L'architecture est la même que pour les PMC (perceptron multicouche) mais avec une seule couche cachée. Cependant, les fonctions de base utilisées ici sont des fonctions gaussiennes (figure C.3 (d)).

C.3.5. Réseau à connexion complète

C'est la structure d'interconnexion la plus générale (figure C.3 (e)). Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau et à lui-même.

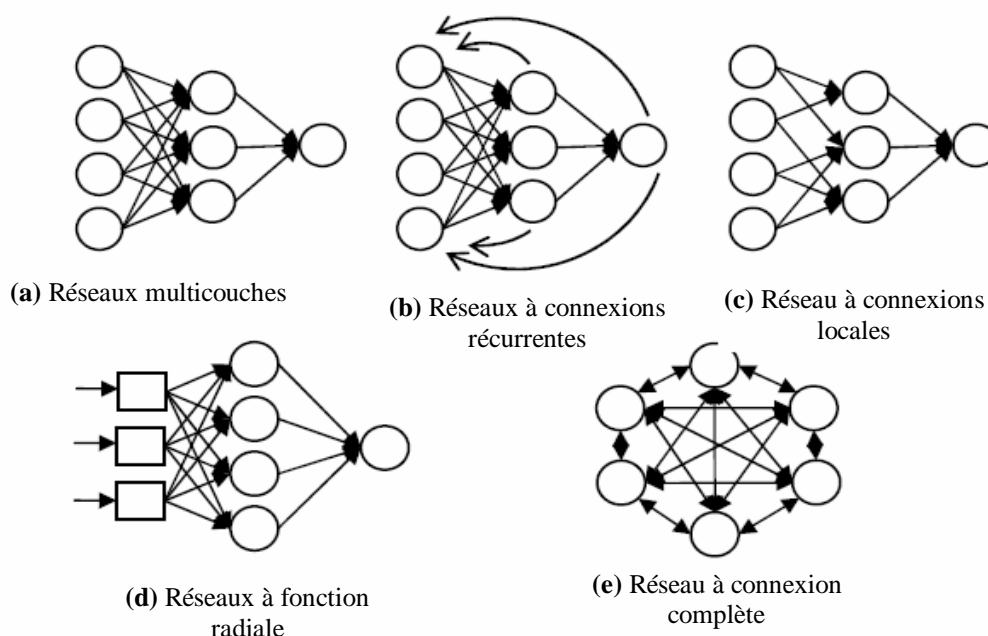


Figure C.3: Différentes structures d'interconnexion des RNA

C. 4. Apprentissage des RNA

L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux neuronaux. L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré en modifiant les poids d'interconnexion. Celui-ci peut s'effectuer par présentation répétée d'une série de "patrons" ou "modèle" et peut être supervisé ou non. Dans le cas des RN multicouches, les approches les plus utilisées sont celles inspirées de la méthode de rétro propagation du gradient. Comme on l'a signalé précédemment, les techniques d'apprentissage sont regroupées en deux classes : apprentissage supervisé et apprentissage non supervisé. Cette distinction repose sur la forme des exemples d'apprentissage:

- ***Apprentissage supervisé***: ses algorithmes utilisent une base de données composée d'un ensemble de paires entrée-sortie. L'apprentissage dans ce cas, consiste à calculer les poids d'interconnexion de telle manière que les sorties du réseau de neurones soient, pour les exemples utilisés lors de l'apprentissage, aussi proches que possibles des sorties désirées, qui peuvent être la valeur de la fonction approchée ou de la sortie du processus à modéliser, ou encore la sortie souhaitée du processus à commander.
- ***Apprentissage non supervisé***: le calcul des coefficients, dans ce cas, se fait sur la base de la suite des vecteurs d'entrées en optimisant une fonction de coût. Les cartes auto organisatrices de *Kohonen* est un modèle de référence pour l'apprentissage non supervisé. Pour l'apprentissage des RNAs multicouches, l'algorithme de la rétro-propagation du gradient de l'erreur "*backpropagation*" est le plus utilisé. Le principe consiste en la modification des poids des connexions en minimisant une fonction de coût (erreur quadratique). Il existe plusieurs règles de modification des poids dont les principales sont: la règle de *Hebb*, la règle de *Widrow-Hoff*.

Contributions Scientifiques

Publications Internationales:

1. **I. Harzelli**, A. Menacer and T. Ameid "A fault monitoring approach using model-based and neural network techniques applied to input–output feedback linearization control induction motor," *J Ambient Intell Humaniz Comput.*, 2019.
2. Y. Maanani, A. Menacer, **I. Harzelli** and S. Zouzou, "Stator Fault Detection for the Input-Output Control of the Permanent Magnet Synchronous Motor," *Engineering Technology Open Access Journal (ETOAJ)*., 2018.
3. A. Menacer, **I. Harzelli**, Y. Maanani and T. Ameid, "High gain observer for sensorless input output linearizing control for induction motor with broken rotor bar fault," *Engineering Technology Open Access Journal (ETOAJ)*., 2018.
4. Y. Maanani, A. Menacer and **I. Harzelli**, "Comparative study between sensorless vector control and nonlinear control for pmsm based on extended kalman filter (EKF)," *Journal of Selcuk-Technic*, 2018.
5. T. Ameid, A. Menacer, H. Talhaoui, and **I. Harzelli**, "Rotor resistance estimation using Extended Kalman filter and spectral analysis for rotor bar fault diagnosis of sensorless vector control induction motor," *Measurement*, vol. 111, no. July, pp. 243–259, 2017.
6. T. Ameid, A. Menacer, H. Talhaoui, and **I. Harzelli**, "Broken rotor bar fault diagnosis using fast Fourier transform applied to field-oriented control induction machine: simulation and experimental study," *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 92, no. 1–4, pp. 917–928, Sep. 2017.

Conférences Internationales:

1. **I. Harzelli**, A. Menacer, Y. Maanani and T. Ameid, "High gain observer for sensorless input output linearizing control for induction motor with broken rotor bar fault", *International Conference on Engineering Technologies ICENTE'17, Dec 07-09, 2017, Konya, Turkey*.
2. **I. Harzelli**, A. Menacer and T. Ameid "Nonlinear High Gain Observer Design Applied To Input-Output Feedback Linearizing Control And Field Oriented Control For Induction Motor At Healthy State" *The 9th international conference on electrical engineering and first workshop on robotics and controls, October 2 – 4, 2016 Batna. Algeria*.
3. **I. Harzelli**, A. Menacer, Y. Maanani and T. Ameid "Commande à Faible Vitesse par Linéarisation Entrée-Sortie Sans Capteur Associée à un Observateur à Grand Gain d'un Moteur à Induction" *The 9th international conference on electrical engineering and first workshop on robotics and controls, October 2 – 4, 2016 Batna. Algeria*.
4. Y. Maanani, A. Menacer and **I. Harzelli**, "Comparative Study Between Sensorless Vector Control and Nonlinear Control for PMSM Based on Extended Kalman Filter (EKF)," *International Conference on Engineering Technologies ICENTE'17, Dec 07-09, 2017, Konya, Turkey*.

5. Y. Maanani, A. Menacer, **I. Harzelli** and S. Zouzou “Stator Faut Detection for the Input-Output Control of the Permanent Magnet Synchronous Motor,” *International Conference on Engineering Technologies ICENTE’17, Dec 07-09, 2017, Konya, Turkey.*
6. T. Ameid, A. Menacer, H. Talhaoui, **I. Harzelli**, A. Ammar, “Backstepping Control for Induction Motor Drive Using Reduced Model in Healthy State: Simulation and Experimental Study”, *6th International Conference on Systems and Control, ICSC’17, 07-09 May 2017, Batna.*
7. T. Ameid, A. Menacer, H. Talhaoui, **I. Harzelli**, and A. Ammar, “Simulation and real-time implementation of sensorless field oriented control of induction motor at healthy state using rotor cage model and EKF,” in *2016 8th International Conference on Modelling, Identification and Control (ICMIC)*, 2016, pp. 695–700.
8. T. Ameid, A. Menacer, **I. Harzelli**, and H. Talhaoui, “Estimation de la Résistance Rotorique par le Filtre de Kalman Etendu en vue du Diagnostic du Défaut Rotorique de la Machine Asynchrone à Cage Commandée Vectoriellement,” in *The 9th international conference on electrical engineering and first workshop on robotics and controls*, 2016, pp