

# THÈSE

## En vue de l'obtention du Diplôme de Doctorat en Sciences

*Présentée par : Abdallah HAMOUDI*

### *Intitulé*

Contribution au Diagnostic de la Machine Asynchrone  
par les Techniques d'Identification

*Faculté : Génie Electrique*

*Département : Electrotechnique*

*Spécialité : Electrotechnique*

*Option : Commande Industrielle des Entraînements Electriques et Diagnostics*

**Devant le Jury Composé de :**

<i>Membres de Jury</i>	<i>Grade</i>	<i>Qualité</i>	<i>Domiciliation</i>
Ahmed Hamida BOUDINAR	Professeur	<i>Président</i>	USTO-MB
Benatman KOUADRI	Professeur	<i>Rapporteur</i>	USTO-MB
Noureddine BENOZZA	Professeur		USTO-MB
Abderrahmane BOUHENNA	Professeur	<i>Examineurs</i>	ENP-Oran
Mohamed CHENAFI	Professeur		ENP-Oran
Abdellah MANSOURI	Professeur		ENP-Oran

*Année Universitaire : 2017/2018*

## REMERCIEMENTS

Les travaux de recherches présentés dans cette thèse ont été effectués au sein du **Laboratoire de Développement des Entraînements Electriques (LDEE)** à l'**Université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohammed BOUDIAF (USTO-MB)**.

En premier lieu, je tiens à remercier « **DIEU** » pour m'avoir donné le courage et la patience durant mes études.

Je tiens tout d'abord à remercier sincèrement mon Directeur de thèse, Monsieur **Benatman KOUADRI**, Professeur à l'**USTO-MB**, pour avoir dirigé mes travaux de recherche ainsi que pour sa disponibilité, sa patience et ses précieux conseils.

Je remercie vivement Monsieur **Ahmed Hamida BOUDINAR**, Professeur à l'**USTO-MB** d'avoir accepté de juger ce travail et pour m'avoir fait l'honneur de présider le jury de cette thèse.

J'exprime ma profonde gratitude à Monsieur **Noureddine BENNOUZA**, Professeur à l'**USTO-MB**, pour avoir accepté de juger ce travail en tant qu'examineur.

J'exprime mes vifs remerciements à Monsieur **Abderrahmane BOUHENNA**, Professeur à l'**Ecole National Polytechnique d'Oran (ENPO)**, d'avoir bien voulu examiner ce travail.

J'exprime également ma gratitude à Monsieur **Mohamed CHENAFI**, Professeur à l'**ENPO**, pour avoir accepté d'examiner et de juger ce travail.

Je tiens bien sûr à remercier Monsieur **Abdellah MANSOURI**, Professeur à l'**ENPO**, pour avoir accepté d'être parmi les membres du jury.

Mes sincères remerciements s'adressent également à tous les enseignants de la Faculté de Génie Electrique qui ont contribué à ma formation.

Mes remerciements vont également à toute ma famille, mes amis et mes collègues.

Enfin, tous ceux et celles qui m'ont aidé et soutenu durant tout mon parcours qu'ils trouvent ici l'expression de mes remerciements les plus sincères.

# RÉSUMÉ

# Résumé

La connaissance des paramètres des entraînements électriques est un sujet d'intérêt croissant dans le but d'améliorer le contrôle ou dans un but de surveillance et de diagnostic. Ces entraînements utilisent de plus en plus les moteurs asynchrones à cause de leur robustesse, de leur puissance massique et de leur coût de fabrication. Leur maintenance et leur diagnostic deviennent donc un enjeu économique. Afin d'augmenter la disponibilité et la durée de vie de ces machines, il est donc important de développer des outils de diagnostic pour détecter de manière précoce les défauts pouvant apparaître au sein de ces actionneurs asynchrones. Selon l'existence ou non d'un modèle, différentes méthodes sont alors considérées pour effectuer le diagnostic.

Les travaux de recherche présentés dans ce mémoire sont une contribution aux méthodes de diagnostic par estimation paramétrique de défauts stator et rotor de la machine asynchrone. Les méthodes par estimation paramétrique reposent sur la détermination du modèle du système à identifier et sur l'estimation des paramètres caractéristiques de ce modèle en utilisant les techniques d'identification à région de confiance. Dans ce cadre, deux modèles de défauts dédiés à l'identification paramétrique ont été élaborés : le premier permet de modéliser un court-circuit entre spires sur les trois phases à travers trois quadripôles de défaut, le second tient compte du déséquilibre de la matrice des résistances rotoriques en situation de défaut de type rupture de barres. Ainsi un modèle global est élaboré en associant les deux modèles de défaut avec le modèle nominal. Ce modèle permet une surveillance généralisée de la machine asynchrone à cage. Après avoir élaboré les modèles sensibles aux défauts stator et rotor, deux algorithmes d'estimation, enrichis par la normalisation des fonctions de sensibilité et basés sur la minimisation de l'erreur quadratique entre la sortie réelle du système et celle du modèle identifié, sont ensuite élaborés. Le premier est un algorithme hors-ligne qui permet de traiter les données entrées-sorties du système par paquets, le second est un algorithme récursif avec facteur d'oubli fonctionnant en-ligne et consacré à l'identification en temps réel des paramètres d'un modèle. Les méthodes d'estimation de paramètres introduites ont été implémentées et utilisées avec quelques adaptations et changements afin d'améliorer leur convergence et leur précision.

L'efficacité et les performances des méthodes du diagnostic proposées dans ce travail sont d'abord testées à travers des simulations sous l'environnement de simulation Matlab/Simulink, puis validées expérimentalement sur des données réelles issues d'un banc d'essais de la machine. Finalement, les résultats d'estimation obtenus, que ce soit en simulation ou sur le dispositif expérimental, montrent l'intérêt et l'efficacité des méthodes proposées pour détecter et localiser, soit hors-ligne soit de manière récursive, un faible taux de défauts, montrant en conséquence les contributions apportées au domaine de diagnostic par estimation paramétrique.

**Mots-clés :** Machine asynchrone, diagnostic par estimation paramétrique, modèles de défauts stator et rotor, algorithmes hors-ligne et récursifs, région de confiance.

# ملخص

ان المعرفة البر مترية للمكانات الكهربائية هو مجال ذو اهتمام متزايد من أجل تحسين المراقبة أو لأغراض الرصد والتشخيص. هذه المحركات تستخدم على نحو متزايد المحركات غير المتزامنة بسبب فاعليتها، وقوتها وتكلفة تصنيعها المنخفضة. لذا أصبحت صيانتها وتشخيصها مسألة اقتصادية. من أجل الرفع من جاهزية ومدة استعمال هذه الآلات، من المهم تطوير أدوات التشخيص للكشف المبكر عن الأعطاب التي قد تظهر داخل هذه المحركات غير المتزامنة. اعتمادا على وجود أو عدم وجود نموذج بر متري، يتم النظر في أساليب وطرق مختلفة للقيام بالرصد والتشخيص.

البحث المقدم في هذه الأطروحة هو الاسهام في طرق التشخيص البر مترية لأعطاب الساكن والدوار للمحرك اللاتزامني نوع قفص سنجاب. وتستند طرائق التقدير البارامترية إلى تحديد نموذج النظام المراد التعرف عليه وعلى التقدير البر متري لهذا النموذج باستعمال تقنيات التعرف التي تعتمد على منطقة الأمان. في هذا الإطار، تم تحضير نموذجين عطبين يهدفان للتقدير البارامترية: الأول يسمح لنمذجة دائرة قصيرة في الاطوار الثلاث للجزء الساكن للمحرك، والثاني يأخذ في الاعتبار عدم التوازن في مصفوفة من المقاومات في حالة عطب في قضبان الجزء الدوار. وهكذا يتم تقديم نموذج شامل من خلال الجمع بين نمذجي الاعطاب مع النموذج الاسمي. هذا النموذج يسمح للرصد الشامل والكامل للمحرك. بعد تطوير نماذج حساسة للأعطاب للجزء الساكن والدوار للمحرك، يتم تطوير خوارزميتين تقديريتين تثريهما تطبيع وظائف الحساسية وتعمل على تقليل الخطأ التقديري بين المخرج الفعلي للنظام والمخرج التقريبي الناتج عن النظام الرياضي. الأول هو خوارزمية تأخذ بعين الاعتبار كل المعلومة المتوفرة من بيانات المداخل والمخارج للنموذج، والثاني هو خوارزمية تأخذ بعين الاعتبار فقط عينة من المعلومة مع عامل النسيان تعمل على شكل متكرر على معلومات النموذج. وقد نفذت طرق تقدير المعلومات المستخدمة واستخدمت مع بعض التعديلات والتغييرات لتحسين تقاربها ودقتها.

لقد تم اختبار كفاءة وفاعلية طرق التشخيص المقترحة في هذا العمل أولاً، من خلال المحاكاة في بيئة المحاكاة Matlab/Simulink، ثم التحقق من صحة النتائج المتحصل عليها تجريبياً عن طريق البيانات الحقيقية الناتجة عن المحرك اللاتزامني.

وأخيراً، فإن نتائج التقدير التي تم الحصول عليها، سواء عن طريق المحاكاة أو على الجهاز التجريبي، تبين أهمية وفعالية الطرق المقترحة للكشف وتحديد موقع، إما حالياً أو بشكل متكرر، أعطاب ذو مستويات منخفضة، وبالتالي تظهر المساهمات المقدمة في مجال التشخيص البارامترية.

**كلمات المفاتيح :** آلة غير متزامنة، تقدير بارامترية، نماذج أعطاب الساكن والدوار، خوارزميات حالية وغير حالية، منطقة الأمان.

LISTE DES SYMBOLES ET DES  
ABRÉVIATIONS

## LISTE DES SYMBOLES ET DES ABRÉVIATIONS

## LISTE DES SYMBOLES

## Symboles liés à la machine asynchrone

$\mathbf{u}_{sa}, \mathbf{u}_{sb}, \mathbf{u}_{sc}$	tensions statoriques suivant les axes $a_s, b_s$ et $c_s$
$\mathbf{u}_{dqs}$	composantes $d$ et $q$ des tensions statoriques
$\underline{\mathbf{u}}_{\alpha\beta_s}$	composantes $\alpha$ et $\beta$ des tensions statoriques
$\mathbf{i}_{sa}, \mathbf{i}_{sb}, \mathbf{i}_{sc}$	courants statoriques suivant les axes $a_s, b_s$ et $c_s$
$\mathbf{i}_{dqs}$	composantes $d$ et $q$ des courants statoriques
$\mathbf{i}_{dqm}$	composantes $d$ et $q$ du courant magnétisant
$\mathbf{i}_{dqcc}$	composantes $d$ et $q$ du courant de court-circuit dans les spires court-circuitées
$\phi_{sa}, \phi_{sb}, \phi_{sc}$	flux statoriques suivant les axes $a_s, b_s$ et $c_s$
$\phi_{ra}, \phi_{rb}, \phi_{rc}$	flux rotoriques suivant les axes $a_s, b_s$ et $c_s$
$\phi_{dqs}$	composantes $d$ et $q$ du flux statorique
$\phi_{dqr}$	composantes $d$ et $q$ du flux rotorique
$\underline{\phi}_{\alpha\beta_m}$	composantes $\alpha$ et $\beta$ du flux magnétisant
$\underline{\phi}_{\alpha\beta_f}$	composantes $\alpha$ et $\beta$ du flux de fuite statorique
$R_s$	résistance statorique
$R_r$	résistance rotorique
$L_{sp}$	inductance propre d'une phase statorique
$L_{rp}$	inductance propre rotorique
$L_s$	inductance cyclique statorique
$L_r$	inductance cyclique rotorique
$L_m$	inductance mutuelle cyclique stator-rotor
$L_f$	inductance de fuite
$L_{cc}$	inductance propre de la bobine de court-circuit $B_{cc}$
$M_s$	inductance mutuelle entre deux phases du stator
$M_r$	inductance mutuelle entre deux phases du rotor
$N_b$	nombre total de barres au rotor
$N_{bc}$	nombre de barres cassées au rotor
$N_{cc_k}$	nombre de spires en court-circuit de la $k^{\text{ième}}$ phase
$N_s$	nombre total de spires dans une phase statorique sans défaut

$\mu_{cc_k}$	pourcentage de spires en court-circuit de la $k^{\text{ième}}$ phase
$\eta_0$	pourcentage de barres cassées
$\theta_{cc_k}$	angle de repère du bobinage en court-circuit de la $k^{\text{ième}}$ phase
$\theta_r$	angle électrique de la position du rotor
$Q(\theta_{cc})$	matrice donnant l'angle du bobinage en court-circuit
$Q_{cc_k}$	quadripôle représentant un défaut de court-circuit de la $k^{\text{ième}}$ phase
$p$	nombre de paires de pôles
$\omega$	vitesse angulaire électrique du rotor
$\Omega$	vitesse de l'arbre moteur, égale à $\omega/p$
$\omega_a$	vitesse angulaire du repère de référence
$g$	glissement de la machine
$C_{em}$	couple électromagnétique
$C_r$	couple résistif
$f_v$	coefficient de frottement visqueux
$J$	moment d'inertie

### Symboles liés à l'identification paramétrique

$y_k$	valeur exacte de la sortie
$b_k$	perturbation aléatoire
$\varepsilon_k$	erreur d'estimation résiduelle
$y_k^*$	mesure de la sortie $y_k$ , perturbée par un bruit $b_k$
$\hat{y}_k$	sortie estimée
$F(\hat{\Theta})$	fonction objective (critère quadratique)
$m_c$	modèle de la fonction
$\underline{\theta}$	vecteur des paramètres exacts
$\hat{\underline{\theta}}$	vecteur des paramètres estimés
$\underline{\vartheta}$	vecteur des paramètres normalisés
$\underline{\theta}_{pr}$	connaissance a priori de $\underline{\theta}$
$\sigma_b^2$	variance de la perturbation de sortie
$P_0$	matrice de covariance de $\underline{\theta}_{pr}$
$K$	nombre de points de mesure
$N_p$	nombre de paramètres
$\underline{\psi}$	fonction de sensibilité
$\underline{\delta}$	fonction de sensibilité normalisée

---

$\Delta_k$	rayon de la région de confiance
$h$	déplacement (direction et amplitude)
$\rho_k$	rapport de concordance
$\lambda$	paramètre d'amortissement
$D$	matrice définie positive dite de régularisation
$G$	Gradient (dérivée première)
$H$	Hessien (dérivée seconde)
$T_e$	période de prélèvement
$\mathcal{R}_k$	matrice de régularisation
$N_h$	nombre d'échantillons par paquet de données

---

## LISTE DES ABRÉVIATIONS

### Abréviations liées à la machine asynchrone

<b>MAS</b>	<b>M</b> achine <b>a</b> synchrone
<b>Fem</b>	<b>F</b> orce <b>é</b> lectromotrice
<b>TF</b>	<b>T</b> ransformé de <b>F</b> ourier
<b>FFT</b>	<b>F</b> ast <b>F</b> ourier <b>T</b> ransform ( <b>T</b> ransformée de <b>F</b> ourier <b>R</b> apide)
<b>IA</b>	<b>I</b> ntelligence <b>A</b> rtificielle
<b>RDF</b>	<b>R</b> econnaissance <b>D</b> e <b>F</b> ormes
<b>MLI</b>	<b>M</b> odulation de <b>L</b> argeur d' <b>I</b> mpulsion

### Abréviations liées à l'identification paramétrique

<b>SBPA</b>	<b>S</b> équence <b>B</b> inaire <b>P</b> seudo- <b>A</b> léatoire
<b>OE</b>	<b>O</b> utput <b>E</b> rror
<b>PNL</b>	<b>P</b> rogrammation <b>N</b> on <b>L</b> inéaire
<b>RC</b>	<b>R</b> égion de <b>C</b> onfiance
<b>LM</b>	<b>L</b> evenberg- <b>M</b> arquardt
<b>LMR</b>	<b>L</b> evenberg- <b>M</b> arquardt <b>R</b> ecursive
<b>BFGS</b>	<b>B</b> royden- <b>F</b> letcher- <b>G</b> oldfarb- <b>S</b> hanno
<b>DFP</b>	<b>D</b> avidon- <b>F</b> letcher- <b>P</b> owell
<b>LMR-HG</b>	<b>L</b> evenberg- <b>M</b> arquardt avec <b>H</b> orizon <b>G</b> lissant
<b>RSB</b>	<b>R</b> apport <b>S</b> ignal sur <b>B</b> ruit

# TABLE DES MATIÈRES

# TABLE DES MATIÈRES

---

<b>Introduction générale</b>	<b>1</b>
------------------------------	----------

---

<b>Chapitre I : Les défauts des machines électriques et leur diagnostic.....</b>	<b>5</b>
I.1 Introduction	5
I.2 Constitution des machines asynchrones	5
I.2.1 Le stator	6
I.2.2 Le rotor	7
I.2.3 Les organes mécaniques	8
I.3 Les défaillances des machines asynchrones	9
I.3.1 Défaillances électriques	12
I.3.1.1 Au niveau du stator	12
I.3.1.2 Au niveau du rotor	13
I.3.2 Défaillances mécaniques	14
I.3.2.1 Défauts de roulements	14
I.3.2.2 Défauts d'excentricité	14
I.4 Panorama des méthodes de diagnostic des machines asynchrones	16
I.4.1 Méthodes de diagnostic avec modèle analytique	17
I.4.1.1 Approche à base d'observateurs	18
I.4.1.2 Approche par la projection dans l'espace de parité	18
I.4.1.3 Approche par estimation paramétrique	19
I.4.2 Méthodes de diagnostic sans modèle analytique	21
I.4.2.1 Diagnostic par analyse des signaux	21
I.4.2.2 Diagnostic par méthodes de connaissances	22
I.5 Conclusion	23

---

---

## **Chapitre II : Modèles de défaut de la machine asynchrone..... 24**

II.1	Introduction	24
II.2	Modélisation du fonctionnement de la machine saine	24
II.2.1	Hypothèses de départ	25
II.2.2	Schéma d'un moteur asynchrone triphasé	25
II.2.3	Equations électriques de la machine asynchrone	26
II.2.4	Transformation biphasée de Park	28
II.2.5	Modèle de la machine dans le repère de Park	30
II.2.6	Simulation de la machine saine	33
II.2.7	Résultats de simulation d'un fonctionnement sain	35
II.3	Modèle de défauts statoriques	38
II.3.1	Modélisation du défaut stator dans le repère de Park	38
II.3.2	Modélisation de la machine dans le repère de Park lié au stator	40
II.3.3	Généralisation du modèle de défaut statorique	42
II.3.4	Simulation du modèle de défaut statorique	45
II.3.5	Résultats de simulation du modèle de défaut statorique	46
II.4	Modèle de défauts rotoriques	49
II.4.1	Introduction	49
II.4.2	Modélisation du défaut de rupture des barres	50
II.4.3	Schéma électrique équivalent	52
II.4.4	Simulation du modèle de défauts rotoriques	54
II.4.5	Résultats de simulation du modèle de défauts rotoriques	56
II.5	Modèle de défaut simultané stator/rotor	59
II.5.1	Modèle global de la machine asynchrone en défaut stator/rotor	59
II.5.2	Simulation du modèle de défaut simultané stator/rotor	60
II.5.3	Résultats de simulation du modèle de défaut simultané stator/rotor	62
II.6	Conclusion	64

---

## **Chapitre III : Méthodes d'identification des machines électriques..... 65**

III.1	Introduction	65
III.2	Algorithme d'identification du type erreur de sortie	66
III.3	Estimation paramétrique avec connaissances a priori	69

III.4	Fonctions de sensibilité	71
III.4.1	Calcul des fonctions de sensibilité	71
III.4.2	Normalisation des fonctions de sensibilité	73
III.5	Méthodes d'identification paramétrique	74
III.5.1	Méthodes d'identifications non-récurrentes	74
III.5.1.1	Méthodes de la région de confiance	75
III.5.1.2	Algorithme de Dog-Leg de Powell	76
III.5.1.3	Algorithme de Levenberg-Marquardt	79
III.5.1.4	Méthodes de type quasi-Newton de BFGS	82
III.5.1.5	Critères d'arrêts	82
III.5.2	Méthodes d'identification récursive	83
III.5.2.1	Algorithmes d'estimation récursive	83
III.5.2.2	Algorithme récursif de descente du gradient	84
III.5.2.3	Algorithme récursif de Gauss-Newton	85
III.5.2.4	Algorithme récursif de Levenberg-Marquardt	85
III.5.3	Méthode à horizon glissant par intervalles	87
III.6	Validation sur un système du second ordre	87
III.6.1	Identification hors-ligne	90
III.6.2	Identification en-ligne	93
III.7	Conclusion	96

---

**Chapitre IV : Diagnostic hors-ligne par identification paramétrique de la machine asynchrone..... 97**

IV.1	Introduction	97
IV.2	Diagnostic hors-ligne de la machine saine	98
IV.2.1	Modèle d'état continu de la machine saine	98
IV.2.2	Modèle discret de la machine	99
IV.2.3	Identification par erreur de sortie	100
IV.2.4	Mise en œuvre	101
IV.2.5	Résultats de simulation de la machine saine	102
IV.3	Diagnostic de la machine avec défaut stator	105
IV.3.1	Modèle de détection de spires en court-circuit	105
IV.3.2	Détection et localisation	106
IV.3.3	Résultats de simulation et discussion	108

IV.4 Diagnostic de la machine avec défaut rotor	112
IV.4.1 Modèle de détection de ruptures de barres	112
IV.4.2 Détection et localisation	114
IV.4.3 Résultats de simulation et discussion	114
IV.5 Diagnostic de défauts simultanés stator/rotor	118
IV.5.1 Modèle de détection	118
IV.5.2 Résultats de simulation et discussion	120
IV.6 Validations expérimentales	121
IV.6.1 Description du banc d'essais expérimental	121
IV.6.2 Résultats expérimentaux de la machine saine	124
IV.6.3 Résultats expérimentaux de la machine avec défaut stator	127
IV.7 Conclusion	132

---

## **Chapitre V : Diagnostic en-ligne par identification paramétrique de la machine asynchrone..... 133**

V.1 Introduction	133
V.2 Identification récursive de la machine avec défaut stator	133
V.2.1 Données entrées-sorties	133
V.2.2 Résultats de simulation	134
V.3 Identification récursive de la machine avec défaut rotor	143
V.3.1 Données entrées-sorties	143
V.3.2 Résultats de simulation	143
V.4 Identification récursive de la machine avec défaut stator/rotor	146
V.4.1 Données entrées-sorties	146
V.4.2 Résultats de simulation	147
V.6 Validation expérimentale de la méthode récursive	150
V.7 Conclusion	154

---

## **Conclusion générale..... 155**

---

## **Références bibliographiques**

---

# INTRODUCTION GÉNÉRALE

# Introduction générale

La machine asynchrone triphasée à cage d'écureuil est la plus répandue en milieu industriel grâce à ses principaux atouts : sa puissance massive, sa robustesse, sa simplicité de construction, son coût relativement faible et un entretien minimum.

Les progrès de l'électronique de puissance associés aux commandes modernes autopilotées ont permis d'envisager des applications en vitesse variable de manière efficace, ce qui était auparavant réservé exclusivement au moteur à courant continu et plus récemment au moteur synchrone. Ceci explique d'ailleurs leur utilisation croissante dans tous les domaines industriels ainsi que dans les secteurs de pointes comme l'aéronautique, le nucléaire, la chimie ou encore les transports ferroviaires. Cependant, et comme toute autre machine, la machine asynchrone n'est pas à l'abri d'un dysfonctionnement. Elle peut être affectée par des défauts électriques ou mécaniques au niveau du stator, ou du rotor, ou les deux en même temps. Les causes des défauts peuvent être dues à un simple problème de fabrication ou à une utilisation non conforme de la machine. Parfois le milieu dans lequel la machine est utilisée peut être responsable de la détérioration de la machine. Par conséquent, ces derniers peuvent entraîner des arrêts de production et des pertes matérielles et financières. D'où la nécessité de la surveillance continue de l'état de cette machine.

De nos jours, la surveillance de la machine asynchrone est une tâche très importante et primordiale dans le milieu industriel. En effet, le rôle premier de la surveillance de la machine asynchrone est d'augmenter sa disponibilité afin de réduire les coûts directs et indirects de la maintenance. Les tâches de détection et de localisation des défaillances trouvent ainsi tout naturellement leur place dans un tel système de surveillance.

La surveillance d'un système en général, englobe deux fonctions : détection et diagnostic. La détection d'une défaillance a pour but principal d'améliorer et d'augmenter la disponibilité des systèmes afin de réduire les coûts de la maintenance et d'éviter un arrêt brusque de la production. Par contre le diagnostic de défauts a pour rôle la localisation (déterminer quelle partie du système est affectée) et l'identification de ce défaut (quantification du défaut). Ainsi, pour des applications pour lesquelles la continuité de service est primordiale, le diagnostic de défauts et la surveillance préventive de la machine asynchrone se développent afin d'améliorer la fiabilité du système. L'établissement des modèles en présence de chaque défaut est essentiel pour l'étude du comportement de la machine en présence de défauts et permet de déduire les méthodes adaptées de diagnostic dans une première étape ou de proposer des méthodes de surveillance et de diagnostic dans une seconde étape.

Plusieurs approches sont alors considérées pour effectuer la surveillance et le diagnostic des machines asynchrones. Le choix d'une approche est lié à la connaissance que l'on souhaite acquérir sur le système, mais aussi à la complexité de ce système. Ainsi deux grandes familles de procédures sont utilisées dans le domaine du diagnostic en génie électrique : les méthodes de diagnostic à base de modèles analytiques et les méthodes sans modèle.

Les méthodes sans modèle sont basées sur l'extraction d'informations par le biais du traitement des signaux mesurés. Les signaux mesurables telles que les courants, les tensions, la vitesse ou bien encore la température peuvent fournir des informations significatives sur les défauts. Ces méthodes ont l'avantage de l'indépendance de l'analyse par rapport aux fluctuations internes du système.

Les méthodes à base de modèles analytiques reposent sur le suivi des paramètres et des grandeurs de la machine, au moyen d'algorithmes d'identification. Elles détectent les défaillances en comparant l'évolution de l'erreur résiduelle entre le modèle et le processus réel. Ces méthodes d'estimations de paramètres présentent l'avantage de permettre l'observation de grandeurs difficilement, voire même parfois non mesurables. L'autre avantage pour ces méthodes réside dans l'intégration d'une connaissance a priori du système.

Dans ce contexte, la méthodologie de diagnostic mise en œuvre, dans ce travail, se base alors sur l'hypothèse fondamentale qu'un défaut se traduit par la variation d'un ou plusieurs paramètres caractéristiques du système, constituant ainsi la signature de ce défaut. Donc selon cette hypothèse, surveiller un système revient à réaliser un suivi de son évolution paramétrique en utilisant les paramètres structuraux d'un modèle de connaissance et à extraire par la suite les paramètres du système par un algorithme d'identification, soit hors-ligne (ou par paquets d'échantillons), ou de manière récursive.

L'étape de modélisation s'avère donc indispensable aussi bien en commande, pour la synthèse des boucles de régulation, qu'en surveillance, pour la détection et la localisation de défauts. La modélisation liée à la mise en place d'un dispositif de surveillance sera quant à elle abordée pour la recherche d'un modèle adapté à l'identification.

Suite à ces considérations, le présent travail s'insère dans le cadre de cette thématique de recherche qui est la surveillance des équipements industriels pour apporter des contributions à l'étude de la détection et de la localisation des défauts de la machine asynchrone par identification paramétriques. Le travail proposé consiste à élaborer des méthodes de diagnostic utilisant les techniques d'identification paramétriques comme outil de détection et localisation de défauts. Ces méthodes a pour rôle essentiel la détection des défauts, ainsi que la localisation de la phase statorique en défaut et la détermination du nombre de barres cassées au rotor.

Le présent mémoire est organisé en cinq chapitres.

Dans le premier chapitre, nous décrivons le système étudié qui se limite, dans notre cas, à la machine asynchrone à cage d'écureuil. Après avoir présenté une description non exhaustive des éléments de constitution de cette machine, nous citons ensuite les différents défauts ou défaillances pouvant apparaître sur le moteur asynchrone. Ils peuvent provoquer des pannes et par conséquent des arrêts intempestifs au bon fonctionnement du système et des atteintes à la sécurité des personnes. Nous nous attardons particulièrement sur les deux principaux défauts à diagnostiquer : un défaut statorique du type court-circuit entre spires d'une même phase et d'un défaut rotorique du type rupture de barres dans la cage rotorique. Nous terminons ce chapitre par une présentation d'un panorama non exhaustif des différentes méthodes de surveillance qui existent actuellement et qui sont divisées en deux classes : les méthodes à base de modèle et celles sans modèle.

Le deuxième chapitre est dédié à l'élaboration des modèles de la machine asynchrone en régime sain et défectueux, ainsi que les différentes grandeurs simulées de la machine. Après avoir étudié le comportement sain de la machine, une connaissance des caractérisations de fonctionnement défectueux est indispensable. La connaissance des signatures de défauts de la machine lors d'une surveillance est indispensable et constitue un point essentiel pour l'élaboration de techniques efficaces de détection et de localisation de défauts. Nous nous intéressons dans ce travail à deux types de défauts internes de la machine. Le premier est consacré aux défauts statoriques de type court-circuit de spires dans les enroulements à travers trois quadripôles de défaut. Par la suite, les défauts rotoriques sont traités dans le cadre de la détection des ruptures de barres. Finalement, un modèle de défauts simultanés stator/rotor est élaboré pour une surveillance généralisée de la machine. Ces modèles nous permettront d'étudier l'effet des défauts sur les variables de la machine afin de pouvoir extraire les bons indicateurs qui représentent au mieux le défaut. S'appuyant sur les différents modèles de défauts élaborés dans ce chapitre, l'application de la stratégie de surveillance et de diagnostic par identification paramétrique fait l'objet du quatrième et cinquième chapitre.

Le troisième chapitre est dédié aux différents outils théoriques nécessaires à l'identification par optimisation en vue du diagnostic des procédés industriels. La première partie s'intéresse au développement de la méthode à erreur de sortie. Cette méthode repose sur la simulation d'un modèle afin d'obtenir une estimation non biaisée de ces paramètres quelle que soit sa structure. En cela, cette méthode est très intéressante, car elle peut s'appliquer aux modèles linéaires et non-linéaires, en boucle ouverte ou en boucle fermée. Ensuite, un intérêt tout particulier est porté sur le calcul et la normalisation des fonctions de sensibilité, étape clé de la méthode à

erreur de sortie. Les fonctions de sensibilité, utilisées pour le calcul du gradient et du Hessien, peuvent être vues comme un filtrage continu des données du système. Nous abordons dans cette partie la description des algorithmes basés sur la région de confiance utilisés pour résoudre les problèmes d'identification par optimisation. Nous décrivons les deux principaux algorithmes d'optimisation par région de confiance : les méthodes Dog-Leg de Powell et Levenberg-Marquardt. La troisième partie est dédiée à l'élaboration des méthodes d'identification paramétrique en-ligne utilisant des algorithmes récursifs. Appliquée à un exemple académique, en l'occurrence un système du deuxième ordre, ces techniques se sont avérées bien adaptées à la détection et la localisation de très faibles taux de défaut.

Le quatrième chapitre est dédié à la présentation des résultats de simulation concernant le diagnostic hors-ligne par identification paramétriques du défaut statorique du type court-circuit entre spires d'une même phase, du défaut rotorique du type rupture de barres dans la cage rotorique et du défaut simultané stator/rotor. Dans le but de vérifier expérimentalement les techniques d'identification paramétrique testées en simulation, les données d'un banc d'essai ont été utilisées. Dans ce contexte, la dernière partie est consacrée à la validation expérimentale pour le diagnostic du défaut statorique. Pour tenir compte de la variation de la charge de la machine, nous avons injecté la vitesse de la machine à l'entrée du modèle pour que celui-ci puisse suivre les mêmes conditions de charge de la machine. Les résultats d'estimation, lesquels utilisent des fichiers de données entrées/sorties, soit simulées soit expérimentales, sont obtenus à partir de la simulation sous l'environnement de simulation Matlab/Simulink.

Les paramètres étant susceptibles de varier au cours du temps, de ce fait, le cinquième et dernier chapitre de ce manuscrit sera consacré à l'identification en temps-réel des paramètres d'un modèle en utilisant l'algorithme de Levenberg-Marquardt récursif. Associé à la notion de facteur d'oubli, il permet le suivi paramétrique avec des dynamiques compatibles avec les exigences d'une surveillance en-ligne. Cet algorithme d'estimation en-ligne est d'abord validé en simulation sur les modèles de défaut dont les paramètres présentent un caractère non-stationnaire, en introduisant une fenêtre glissante pour l'estimation par paquet de données. Ensuite, une évaluation des performances en détection et localisation des défauts des courts-circuits de spires sera effectuée au travers d'essais expérimentaux dans plusieurs situations de fonctionnement de la machine asynchrone. On montre alors à travers le modèle de défaut stator, en simulation et en expérimentation, la puissance de cet algorithme et son aptitude à fournir en temps-réel une image réaliste du déséquilibre présent dans la machine.

Finalement, la conclusion générale récapitule le travail développé, commente les résultats trouvés et indique les perspectives de recherche ouvertes par cette étude.

# CHAPITRE I

## LES DÉFAUTS DES MACHINES ÉLECTRIQUES ET LEUR DIAGNOSTIC

# Chapitre 1

## Les défauts des machines électriques et leur diagnostic

### Sommaire

---

I.1	Introduction	5
I.2	Constitution des machines asynchrones	5
I.2.1	Le stator	6
I.2.2	Le rotor	7
I.2.3	Les organes mécaniques	8
I.3	Les défaillances des machines asynchrones	9
I.3.1	Défaillances électriques	12
I.3.1.1	Au niveau du stator	12
I.3.1.2	Au niveau du rotor	13
I.3.2	Défaillances mécaniques	14
I.3.2.1	Défauts de roulements	14
I.3.2.2	Défauts d'excentricité	14
I.4	Panorama des méthodes de diagnostic des machines asynchrones	16
I.4.1	Méthodes de diagnostic avec modèle analytique	17
I.4.1.1	Approche à base d'observateurs	18
I.4.1.2	Approche par la projection dans l'espace de parité	18
I.4.1.3	Approche par estimation paramétrique	19
I.4.2	Méthodes de diagnostic sans modèle analytique	21
I.4.2.1	Diagnostic par analyse des signaux	21
I.4.2.2	Diagnostic par méthodes de connaissances	22
I.5	Conclusion	23

---

## I.1. Introduction

Les machines électriques tournantes occupent une place prépondérante dans tous les secteurs industriels. La machine asynchrone, souvent appelée moteur à induction (en anglais : IM pour Induction Machine), est la plus utilisée en industrie car elle présente de nombreux avantages tels que sa puissance massique, sa robustesse, sa facilité de mise en œuvre, son faible coût de fabrication. Elle est composée de trois éléments essentiels à savoir le stator, le rotor et les organes mécaniques.

Bien que la machine asynchrone soit robuste, elle peut présenter, comme toute autre machine électrique, des défaillances d'ordre électrique ou mécanique. Ainsi, en raison des conséquences importantes et coûteuses que peut engendrer l'apparition d'un défaut sur les processus industriels, le diagnostic des défauts fait l'objet d'un intérêt grandissant depuis les deux dernières décennies [1-2].

Il existe plusieurs procédures de diagnostic. Le choix d'une approche est lié à la connaissance que l'on souhaite acquérir sur le système, aussi à sa complexité. Ainsi deux principales familles de procédures sont utilisées dans le domaine du diagnostic en génie électrique à savoir les méthodes de diagnostic avec connaissance a priori et sans connaissance a priori.

Ce chapitre est organisé en trois sections principales présentant :

- la constitution des machines asynchrones,
- les différents types de défauts pouvant survenir,
- les techniques de diagnostic des machines électriques.

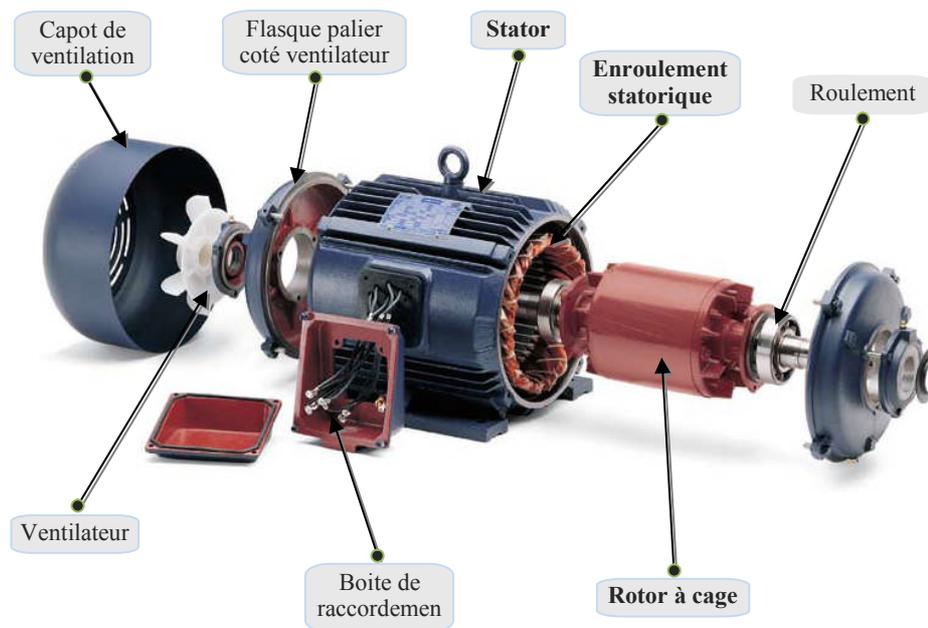
## I.2. Constitution des machines asynchrones

La machine asynchrone (MAS) est une machine électrique tournante permettant la conversion d'énergie par induction électromagnétique. Les machines asynchrones produisant une énergie mécanique à partir de l'énergie électrique sont appelées moteurs. Par contre celles qui produisent une énergie électrique à partir d'une énergie mécanique sont appelées générateurs. Toutes les machines électriques tournantes sont réversibles, la distinction moteur/générateur ne se fait que sur l'usage final de la machine. Le terme asynchrone provient du fait que la vitesse de rotation de ces machines n'est pas synchrone avec la vitesse du champ tournant.

On se propose, dans cette section, de rappeler brièvement la constitution de la machine asynchrone. Cette description va nous permettre de comprendre de quelle façon le système est réalisé physiquement.

Les machines asynchrones peuvent se décomposer, du point de vue mécanique, en trois parties distinctes (figure 1.1) :

- le stator, partie fixe de la machine où est connectée l'alimentation électrique,
- le rotor, partie tournante qui permet de mettre en rotation la charge mécanique,
- les paliers, partie mécanique qui permet la mise en rotation de l'arbre moteur.



**Figure 1.1** : Eléments de constitution d'une machine asynchrone à cage d'écureuil

Le principe de fonctionnement d'une MAS est basé sur l'interaction électromagnétique du champ tournant, créé par le courant triphasé fourni à l'enroulement statorique par le réseau, et des courants induits dans l'enroulement rotorique lorsque les conducteurs rotor sont coupés par le champ tournant [3-4]. Cette interaction électromagnétique du stator et du rotor de la machine n'est possible que lorsque la vitesse du champ tournant diffère de celle du rotor.

### I.2.1. Le stator

Le stator de la machine asynchrone est constitué de tôles d'acier dans lesquelles sont placés les bobinages statoriques. Pour les petites machines, ces tôles sont découpées en une seule pièce, alors qu'elles sont découpées par sections pour les machines de puissance plus importantes. Ces tôles sont habituellement recouvertes de vernis pour limiter l'effet des courants de Foucault ; elles sont assemblées les unes aux autres à l'aide de rivets ou de soudures pour former le circuit magnétique statorique.

Le bobinage statorique peut se décomposer en deux parties : les conducteurs d'encoches et les têtes de bobines (figure 1.2). Les conducteurs d'encoches permettent de créer dans l'entrefer le champ magnétique à l'origine de la conversion électromagnétique. Les têtes de bobines permettent, quant à elles, la fermeture des courants en organisant la circulation judicieuse des courants d'un conducteur d'encoche à l'autre. L'objectif est d'obtenir à la surface de l'entrefer une distribution de courant la plus sinusoïdale possible, afin de limiter les ondulations du couple électromagnétique [5].

Les enroulements statoriques sont placés dans les encoches prévues à cet effet. Ces enroulements peuvent être insérés de manière imbriquée, ondulée ou encore concentrique [6]. L'enroulement concentrique est souvent utilisé lorsque le bobinage de la machine asynchrone est effectué mécaniquement [2]. L'isolation entre les enroulements électriques et les tôles d'acier s'effectue à l'aide de matériaux isolants qui peuvent être de différents types suivant l'utilisation de la machine asynchrone.

Le stator d'une machine asynchrone est aussi pourvu d'une boîte à bornes à laquelle est reliée l'alimentation électrique. La figure 1.2 présente, entre autre, les différentes parties constituant le stator d'une machine asynchrone.

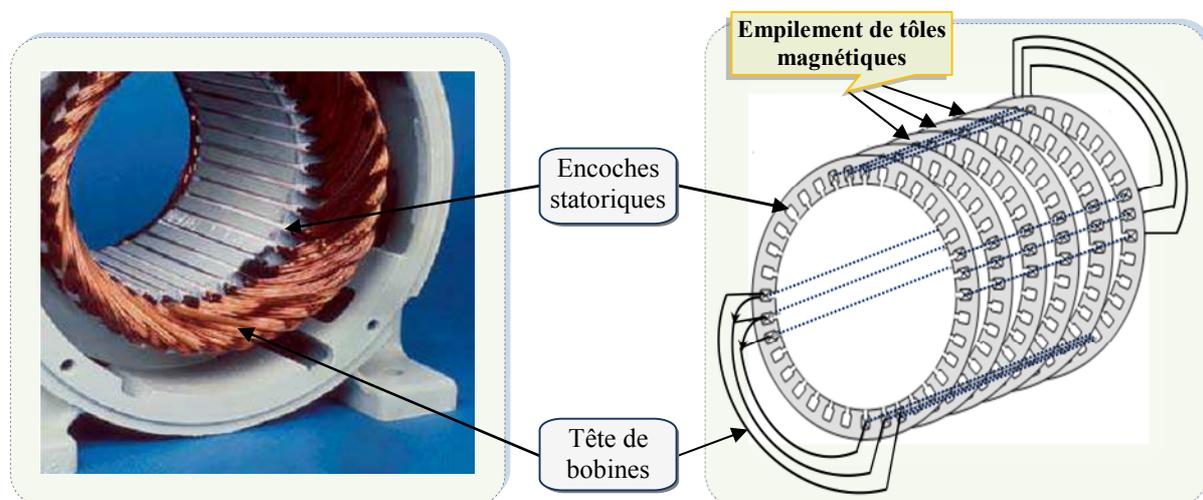


Figure 1.2 : Stator d'une machine asynchrone

### I.2.2. Le rotor

Le circuit magnétique rotorique est constitué de tôles d'acier qui sont, en général, de même origine que celles utilisées pour la réalisation du stator. Les rotors de machines asynchrones peuvent être de deux types : bobinés ou à cage d'écureuil.

Les rotors bobinés sont construits de la même manière que le bobinage statorique. Les phases rotoriques sont alors disponibles grâce à un système de bagues-balais positionné sur l'arbre de la machine.

Concernant les rotors à cage d'écureuil, les enroulements sont constitués de barres de cuivre pour les moteurs de grande puissance ou d'aluminium pour les plus faibles puissances. Ces barres sont court-circuitées à chaque extrémité par deux anneaux de court-circuit, fabriqués en cuivre ou en aluminium. La figure 1.3 présente les différents éléments de constitution d'un rotor à cage d'écureuil.

Dans le cas des rotors à cage d'écureuil, les conducteurs sont réalisés par coulage d'un alliage d'aluminium ou par des barres massives de cuivre préformées et frettées dans les tôles du rotor. Généralement il n'y a pas d'isolation entre les barres rotoriques et le circuit magnétique. Mais la résistivité de l'alliage utilisé pour la construction de cette cage est suffisamment faible pour que les courants ne circulent pas à travers les tôles magnétiques, sauf lorsque la cage rotorique présente une rupture de barre [7]. Le rotor de la machine asynchrone est aussi pourvu d'ailettes de ventilation pour permettre un refroidissement de la cage le plus efficace possible comme le montre la figure 1.1.

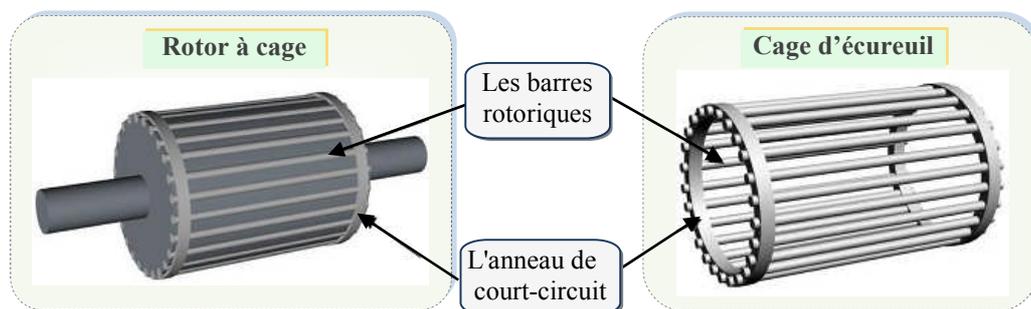


Figure 1.3 : Rotor de la machine asynchrone triphasée à cage

### I.2.3. Les organes mécaniques

La carcasse sert de support, elle joue le rôle d'enveloppe et assure la protection contre l'environnement extérieur. L'arbre est un organe de transmission. Il comprend une partie centrale qui sert de support au corps du rotor et un bout d'arbre sur lequel est fixé un demi-accouplement. Il est généralement constitué en acier moulé ou forgé. Son dimensionnement est fonction des efforts de flexion, des efforts radiaux et tangentiels dus aux forces centrifuges, et des efforts de torsion. Il est supporté par un ou plusieurs paliers. Ces paliers sont constitués de roulements à billes et de flasques. Les roulements à billes se composent généralement de deux bagues, une intérieure et l'autre extérieure, entre lesquelles existe un ensemble de billes ou de roulements tournants (figure 1.4). Ces roulements sont insérés à chaud sur l'arbre,

permettant ainsi d'assurer le guidage en rotation de l'arbre. Les flasques, moulés en alliage de fonte, sont fixés sur le carter statorique grâce à des boulons ou des tiges de serrage.

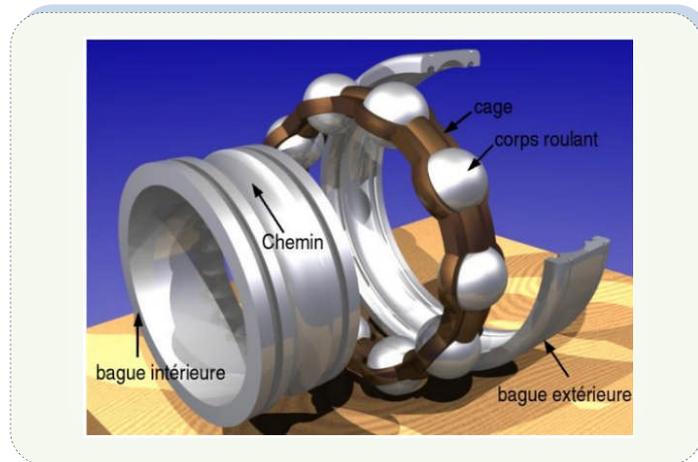


Figure 1.4 : Vue éclatée d'un roulement à billes

L'ensemble ainsi établi à savoir le stator, le rotor et les organes mécaniques, constitue alors la machine asynchrone à cage d'écureuil.

### I.3. Les défaillances des machines asynchrones

Après avoir rappelé succinctement la constitution de la machine asynchrone, nous nous intéressons dans cette partie aux défauts pouvant se produire sur ces différentes parties.

La machine asynchrone est considérée comme robuste mais peut être également défaillante dans le cas d'un emploi de longue durée et dans des conditions sévères. Il est important que des mesures soient prises pour diagnostiquer l'état de la machine au fur et à mesure qu'elle entre dans le mode de défauts. Il est donc nécessaire de faire un contrôle continu, en-ligne ou hors-ligne, de l'état de la machine. Les causes des défauts dans les machines électriques trouvent leur origine dans la conception, la tolérance de fabrication, l'installation, l'environnement de fonctionnement, la nature de la charge et le programme de la maintenance.

Le moteur asynchrone, comme n'importe quelle autre machine électrique tournante, est soumis aux forces électromagnétiques et mécaniques. La conception du moteur est telle que l'interaction entre ces forces dans des conditions normales mène à un fonctionnement stable avec un bruit et des vibrations minimums. Quand le défaut se produit, l'équilibre entre ces forces est rompu, aboutissant à une autre évolution du défaut. Les défauts du moteur asynchrone peuvent être classés selon deux types : mécaniques et électriques.

D'après [8, 9], les défauts peuvent être classés selon leurs origines en deux catégories : interne et externe. Les défauts internes sont provoqués par les constituants de la machine (bobinages du stator et du rotor, circuits magnétiques, cage rotorique, entrefer mécanique, etc...).

Les défauts externes sont causés par le type d'alimentation, la charge mécanique ainsi que par l'environnement d'utilisation de la machine.

Les causes de ces défauts sont brièvement décrites dans les organigrammes des figures 1.5 et 1.6, respectivement [10].

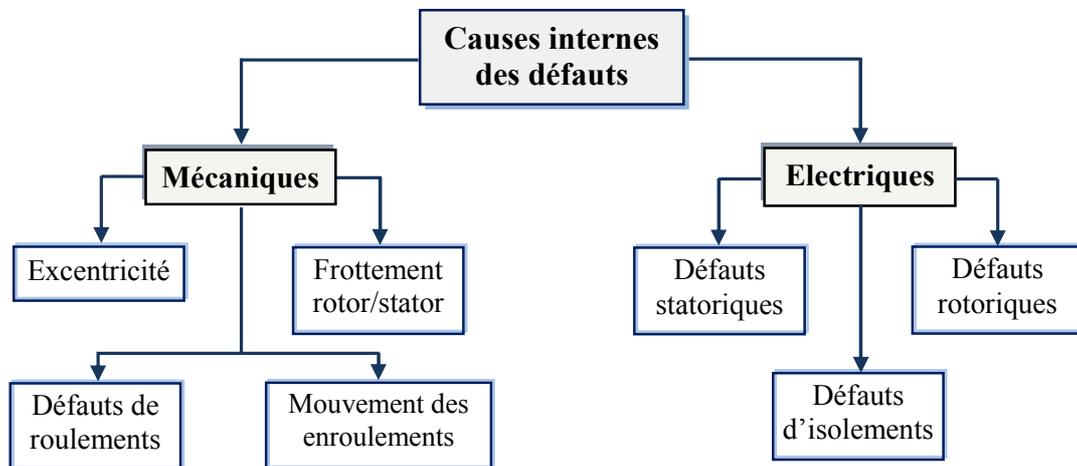


Figure 1.5 : Causes internes de défauts de la machine asynchrone triphasée à cage

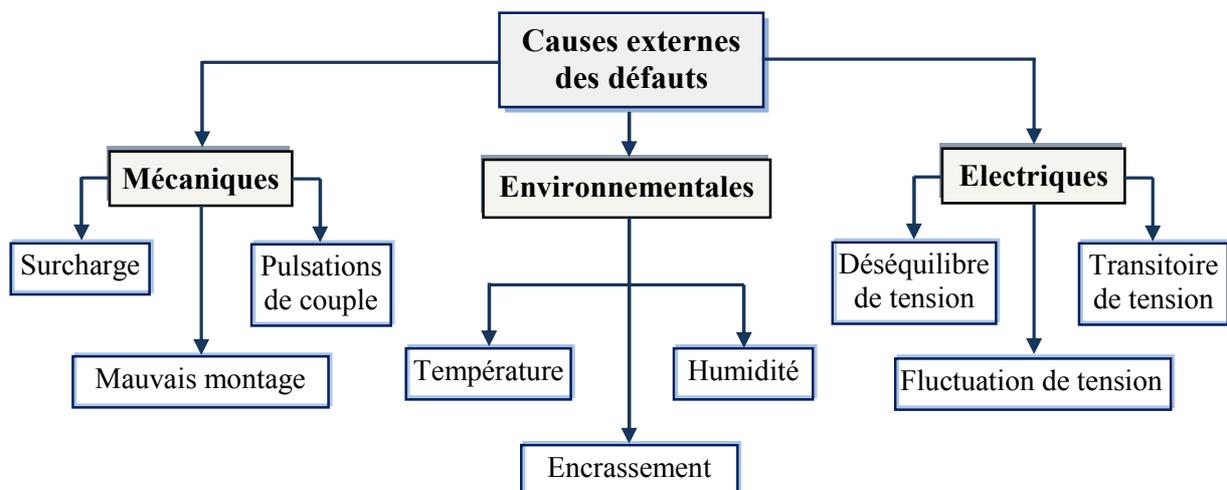
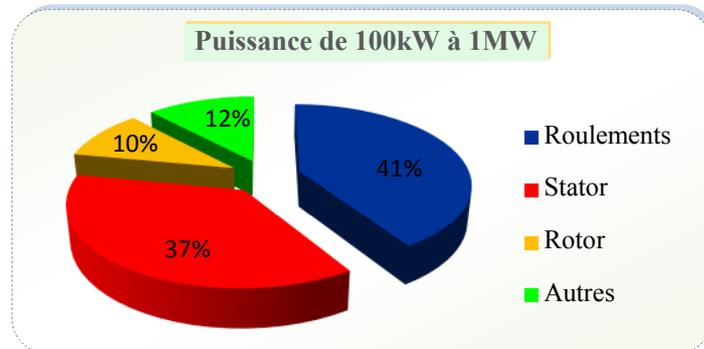


Figure 1.6 : Causes externes de défauts de la machine asynchrone triphasée à cage

Plusieurs études statistiques ont été menées dans le but de quantifier l'impact de chaque type de défaut sur la fiabilité de la machine et leurs pourcentages ont été cités dans plusieurs publications. Les résultats obtenus restent quand même assez différents d'une étude à l'autre. Cependant, toutes les études convergent pour classer les défauts de paliers comme étant les plus fréquents, suivis par les défauts statoriques et, en dernier, les défauts de cage rotorique.

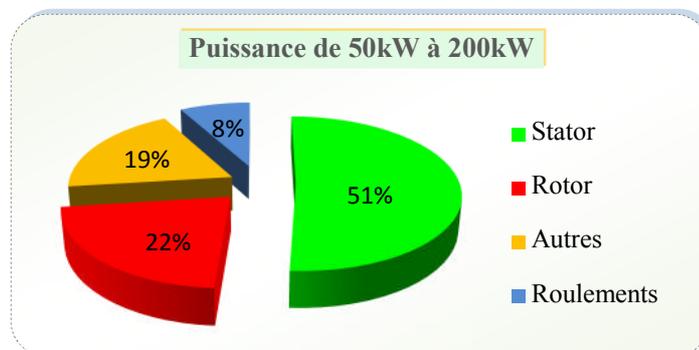
Les études effectuées sur des machines asynchrones de grande puissance (de 100kW à 1MW) dans les années 90 par Thorsen [11-12] mentionnées par Thomson [13] ont montré que sur

cette gamme de puissance certaines pannes sont plus fréquentes que d'autres. La majorité d'entre elles se situent sur les roulements (41%) et le stator (37%). Les moins fréquentes sont les pannes au rotor (10%), les autres types constituant 12% (figure 1.7).



**Figure 1.7 :** Répartition des pannes pour les machines de fortes puissances

D'autre part une étude statistique similaire mais sur les pannes des machines asynchrones de moyenne puissance (de 50 kW à 200kW), effectuée par une compagnie d'assurance allemande de systèmes industriels [2, 14] a donné les résultats suivants (figure 1.8) :



**Figure 1.8 :** Répartition des pannes pour les machines de moyenne puissance

Nous remarquons bien que pour les machines de faible et de moyenne puissance, le taux le plus élevé concerne les défauts au niveau du stator et du rotor. Mais pour les machines de forte puissance c'est le défaut des roulements qui est le plus fréquent. Ceci s'explique par les contraintes mécaniques qui sont plus importantes sur ce type de machine, ce qui exige une maintenance mécanique accrue.

Il est à noter que les techniques d'alimentation des machines électriques provoquent aussi des défaillances. Par exemple, les enroulements sont excités par des tensions comprenant des fronts raides ce qui accélère le vieillissement de l'isolation du bobinage statorique.

### I.3.1. Défaillances électriques

#### I.3.1.1. Au niveau du stator

La majeure partie des défauts statoriques, attribuée à la dégradation d'isolants, se 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. Ces défauts ont des origines diverses : thermique, mécanique, électrique ou encore environnementale.

Pour un moteur, les enroulements statoriques sont les parties les plus vulnérables aux défauts électriques et aux incidents d'exploitation. Le court-circuit entre spires de la même phase est un défaut fréquent qui peut apparaître soit au niveau des têtes de bobines soit dans les encoches (figure 1.9), ce qui entraîne une diminution du nombre de spires effectives de l'enroulement. D'autre part, il entraîne aussi une augmentation des courants statoriques dans la phase affectée, une légère variation de l'amplitude sur les autres phases et dans le cas des machines asynchrones, il amplifie les courants dans le circuit rotorique [15-17]. La contrainte thermique amenée par le courant de court-circuit risque d'entraîner la propagation du défaut à d'autres spires, ce qui peut conduire au déclenchement des protections électriques dans l'alimentation.

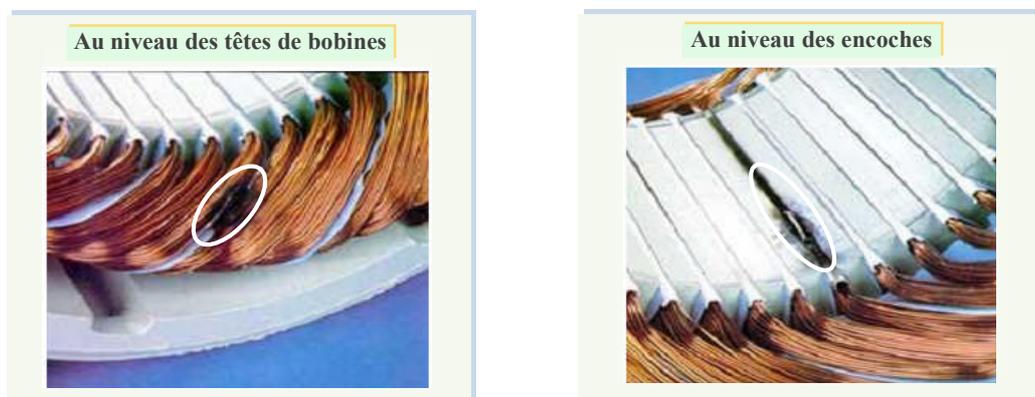


Figure 1.9 : Défaut de court-circuit entre spires

La cause la plus fréquente d'un court-circuit entre spires au niveau des enroulements d'un moteur reste toujours une élévation trop importante de leur température. Cette élévation est souvent provoquée par une surcharge, impliquant une augmentation du courant circulant dans l'enroulement concernée. La courbe de la figure 1.10, montre l'évolution de la résistance d'isolement en fonction de la température [18]. D'après cette figure, on remarque que plus la température augmente et plus la résistance d'isolement diminue. La durée de vie des enroulements, et par conséquent du moteur, se réduit donc fortement. La courbe de la figure 1.11, montre qu'une augmentation de 5% du courant, équivalente à une élévation de température d'environ  $+10^{\circ}$ , diminue de moitié la durée de vie des enroulements [18].

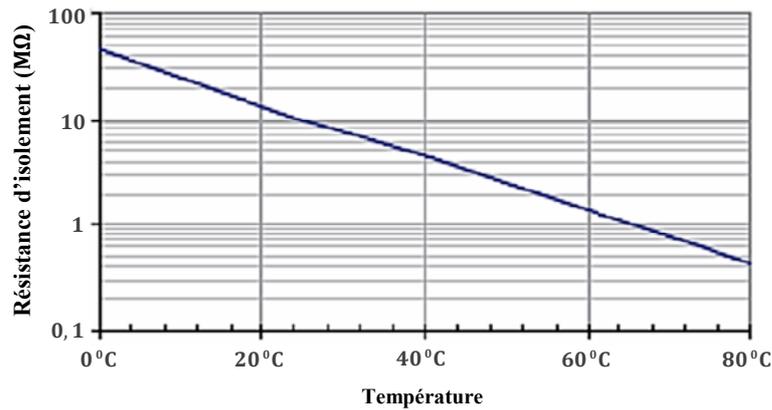


Figure 1.10 : Résistance d'isolement en fonction de la température

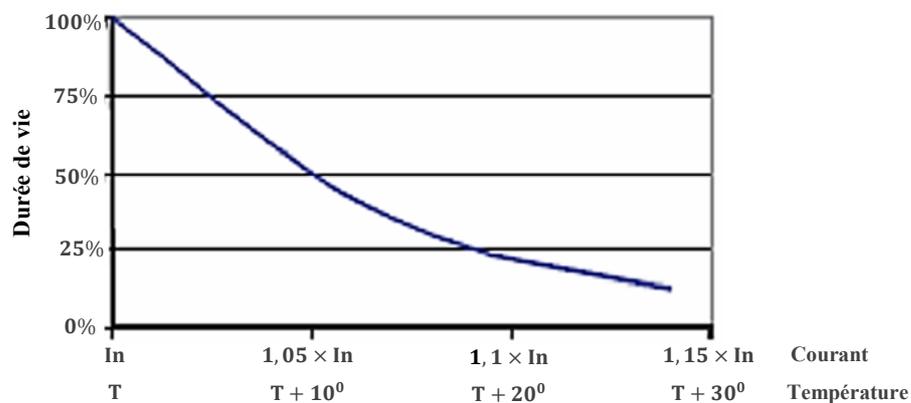


Figure 1.11 : Durée de vie des moteurs en fonction de leur température de fonctionnement ou du courant consommé

### I.3.1.2. Au niveau du rotor

Un rotor bobiné peut être affecté par les mêmes types de défauts que le stator. Pour une machine asynchrone avec un rotor à cage d'écureuil, les défauts se résument à la rupture de barres ou à la rupture d'anneaux de court-circuit (figure 1.12).



Figure 1.12 : Défaut de rupture de barres et d'anneau de court-circuit

Le défaut de rupture de barres est un des défauts les plus fréquents au rotor. La détection de rupture de barres est rendue difficile par le fait que lors de l'apparition de ce défaut, la

machine continue de fonctionner. Ce défaut a par ailleurs un effet cumulatif. Le courant que conduisait une barre avant d'être cassée par exemple, se répartit sur les barres adjacentes. Ces barres sont alors surchargées, ce qui conduit à leurs ruptures, et ainsi de suite jusqu'à la rupture d'un nombre suffisamment important de barres pour provoquer l'arrêt de la machine.

De plus, sous le même couple, la cassure d'une barre fait augmenter le glissement, ce qui augmente les pertes rotoriques.

Les ruptures de barres ou de portions d'anneau peuvent être dues, par exemple, à une surcharge mécanique (démarrages fréquents, etc...), à un échauffement local excessif ou encore à un défaut de fabrication (bulles d'air ou mauvaises soudures) [16]. Cela fait apparaître des oscillations sur les courants et le couple électromagnétique d'autant plus apparentes que l'inertie est très grande (vitesse constante) [19, 20]. Si l'inertie de l'entraînement est plus faible, des oscillations apparaissent sur la vitesse mécanique et sur l'amplitude des courants statoriques.

### **I.3.2. Défaillances mécaniques**

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

#### **I.3.2.1. Défauts de roulements**

La raison principale des défaillances des machines concerne les défauts des roulements à billes [21] dus à de nombreuses causes telles que la contamination du lubrifiant, une charge excessive ou encore des causes électriques comme la circulation de courants de fuite induits par les onduleurs à MLI (MLI : Modulation à Largeur d'Impulsion) [22].

Les défauts de roulements entraînent de manière générale plusieurs effets mécaniques dans les machines tels qu'une augmentation du niveau sonore et l'apparition de vibrations par les déplacements du rotor autour de l'axe longitudinal de la machine [23]. Il a été montré également que les défauts de roulements induisent des oscillations dans le couple de charge de la machine asynchrone. Le point ultime de roulements défectueux est le blocage du rotor.

#### **I.3.2.2. Défauts d'excentricité**

Un défaut d'excentricité dans une machine électrique correspond à un décentrement du rotor par rapport au stator, entraînant une variation de l'entrefer. Il existe trois types de défaut d'excentricité (figure 1.13) [24-26] :

- le défaut d'excentricité statique : correspondant au cas où l'axe de rotation du rotor reste fixe mais ne coïncide pas avec l'axe de symétrie du stator.
- le défaut d'excentricité dynamique : correspondant au cas où l'axe de rotation du rotor n'est pas fixe mais tourne autour de l'axe de symétrie du stator.
- l'excentricité mixte, la plus fréquente, est la combinaison d'une excentricité statique et d'une excentricité dynamique.

Une analyse vibratoire, une analyse par ultrasons, une analyse fréquentielle des courants absorbés ou simplement une analyse visuelle de l'arbre de la machine permettent de détecter ces types de défaillance. Nous pouvons trouver dans la littérature des ouvrages très complets qui traitent de ces divers problèmes [27-28].

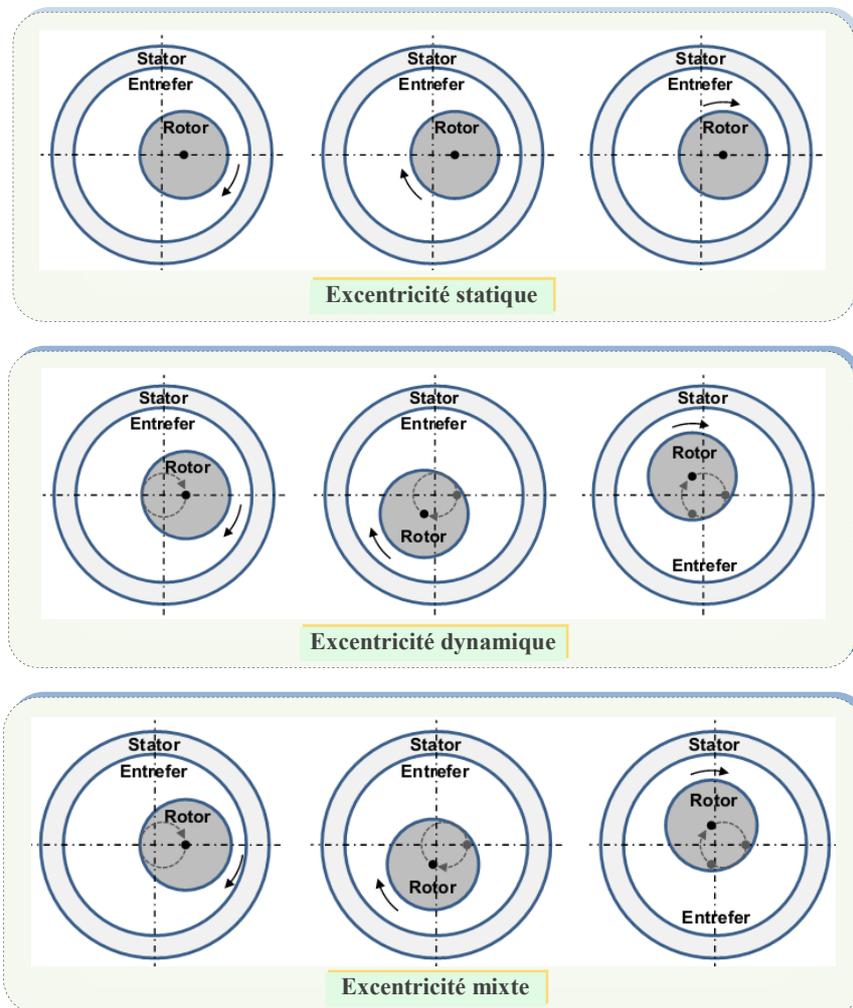


Figure 1.13 : Différents types d'excentricité dans les machines électriques

Devant la multitude des défauts envisageables et les conséquences de leurs apparitions, les techniques de surveillance se sont rapidement imposées auprès des utilisateurs des machines électriques. Elles commencent également à intéresser les concepteurs.

## I.4. Panorama des méthodes de diagnostic des machines asynchrones

La recherche de signatures ou d'indicateurs de défauts a pour but de caractériser le fonctionnement d'un système en identifiant le type et l'origine de chacun des défauts. Ceci permet d'assurer une certaine discrimination des pannes ou des anomalies qui se produisent.

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

Le but de cette section est de présenter un panorama non exhaustif des méthodes de diagnostic appliquées aux machines électriques. Ces méthodes sont classées en deux grandes catégories, celles qui utilisent un modèle analytique du système et celles qui se dispensent de ce modèle. L'approche analytique est plutôt inspirée par les automaticiens, alors que les communautés du génie électrique et du traitement du signal préfèrent s'intéresser à des méthodes plus heuristiques. Ces méthodes de diagnostic sont reportées sur la figure 1.14 [26].

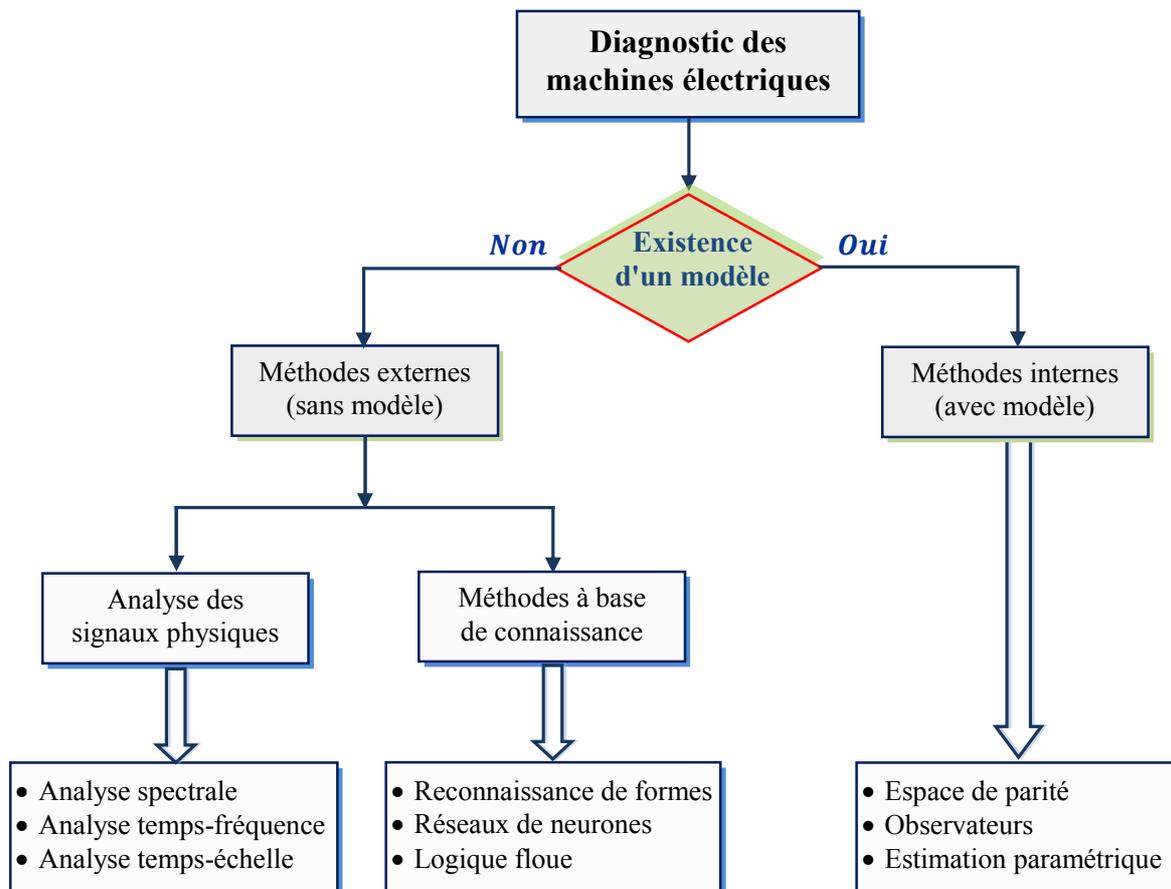


Figure 1.14 : Méthodes de surveillance d'une machine électrique soumise à un défaut

### I.4.1. Méthodes de diagnostic avec modèle analytique

Le principe de ce type de méthodes repose sur l'utilisation d'un modèle mathématique du système à surveiller. Pour notre cas, cela consiste à comparer le comportement de la machine réelle (éventuellement défaillante) à celui d'un modèle de représentation soumis aux mêmes excitations ; ce modèle de représentation peut correspondre à un modèle sain de la machine ou à un modèle spécifique caractérisant le défaut étudié. Cette comparaison entre le modèle et le système réel fait apparaître des différences sur certaines grandeurs caractéristiques et forment ainsi des résidus. Ces derniers sont exploités afin de construire un indicateur de présence du défaut étudié. Afin de générer ces résidus, trois approches sont couramment utilisées [29] :

- la surveillance par les observateurs,
- la surveillance par redondance analytique (espace de parité),
- la surveillance par estimation paramétrique.

Bien que ces approches soient différentes, leur but est le même ; il consiste à générer un vecteur caractéristique : le résidu, qui est sensiblement nul en absence de défauts et non nul en leur présence. Ainsi, le problème de diagnostic des défauts par ces méthodes peut se reformuler sous la forme d'un problème de génération de résidus. Ces derniers se devant de justifier de certaines propriétés [30]. Le principe général du diagnostic à base de modèles analytiques appliqué à la machine asynchrone est illustré sur la figure 1.15 [31].

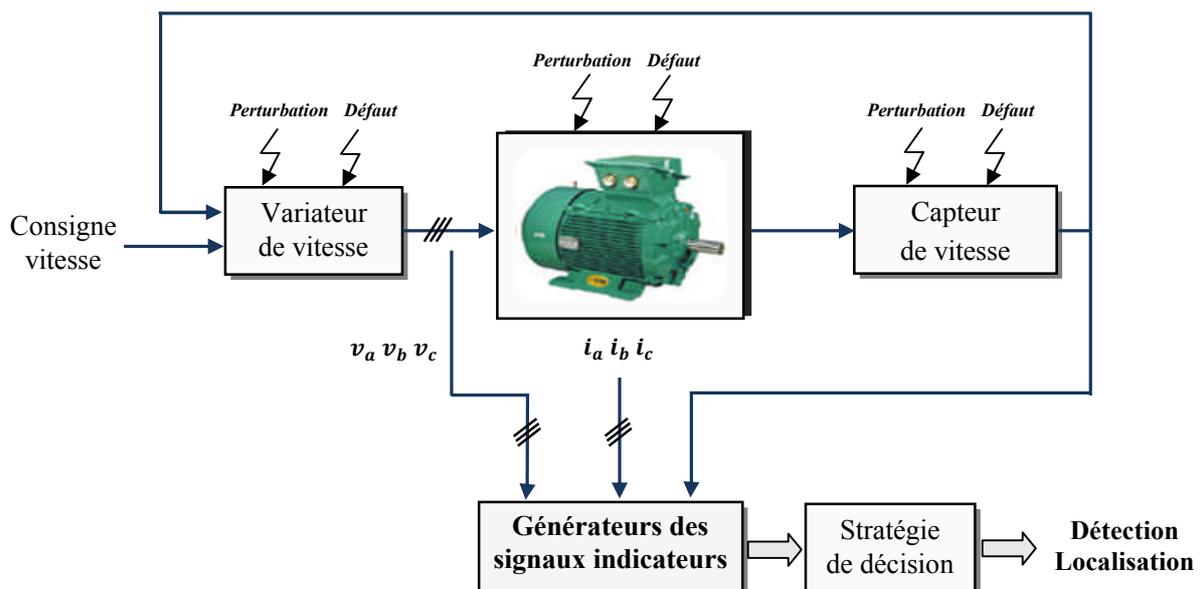


Figure 1.15 : Principe général du diagnostic à base de modèles analytiques

### I.4.1.1. Approche à base d'observateurs

L'idée principale des méthodes de génération du vecteur de résidus à base d'observateurs est d'estimer une partie ou l'ensemble des mesures du système surveillé à partir des grandeurs mesurables. Le résidu est alors généré en formant la différence (éventuellement filtrée) entre les sorties estimées et les sorties réelles. L'observateur revient finalement à un modèle parallèle au système avec une contre réaction qui pondère l'écart de sortie. Ce principe est illustré sur la figure 1.16. Plusieurs techniques existent pour la synthèse d'un générateur de résidus par exemple : observateur de Luenberger, observateurs à entrées inconnues [32], observateur proportionnel intégral. Les résidus ainsi générés sont exploités par un système de décision permettant de déterminer l'action à mener en fonction des propriétés du résidu.

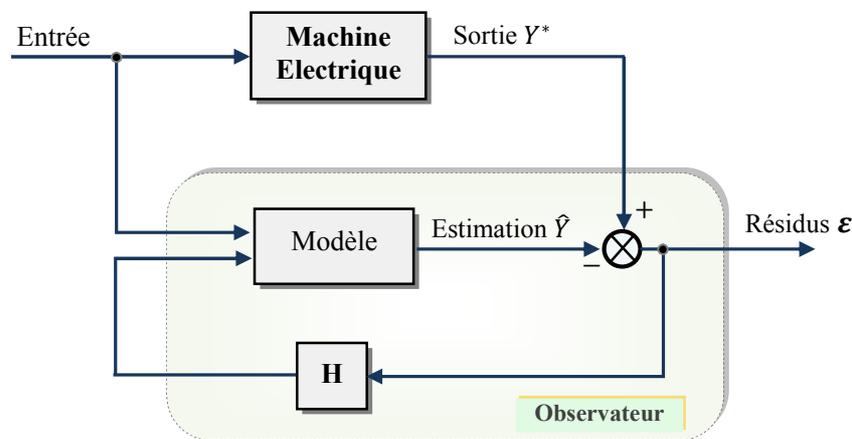


Figure 1.16 : Schéma de principe de l'approche à base d'observateur

### I.4.1.2. Approche par la projection dans l'espace de parité

Le principe de l'approche par projection dans l'espace de parité est d'exploiter la redondance analytique existant dans les équations de modélisation du dispositif surveillé. On cherche à établir des relations de redondance analytique entre les mesures qui sont indépendantes des grandeurs inconnues mais qui restent sensibles aux défaillances. Ces relations de redondance servent à construire, par des techniques de projection matricielles, le vecteur de parité. Ce dernier représente une quantité ayant pour propriété d'être nul en fonctionnement normal et d'évoluer en présence de défauts. L'analyse du vecteur de résidus dans l'espace de parité permet alors de mettre en évidence la présence d'une défaillance [33-34]. Le principe de cette méthode est schématisé sur la figure 1.17 où  $W$  correspond à la matrice de projection orthogonale.

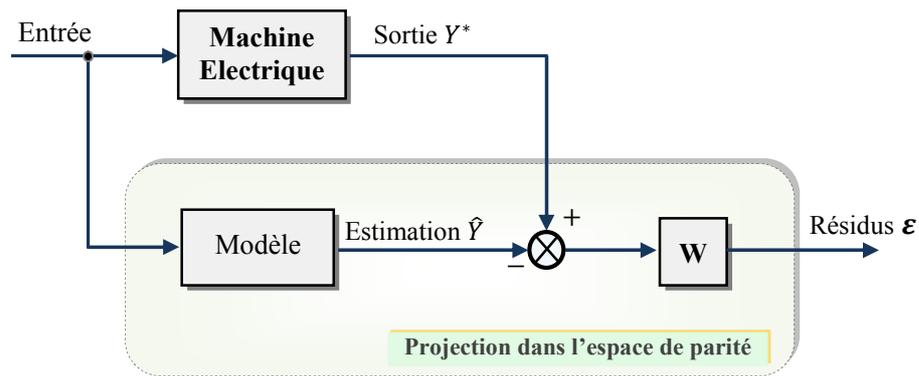


Figure 1.17 : Schéma de principe du diagnostic par projection dans l'espace de parité

Pour les deux approches précédentes, la stratégie de diagnostic revient à créer un registre de signatures de défauts afin de les discriminer, c'est pourquoi elles sont plus dédiées aux pannes de capteurs et d'actionneurs qu'aux défauts structurels.

### I.4.1.3. Approche par estimation paramétrique

Les techniques d'identification paramétrique sont appliquées depuis de nombreuses années sur des applications utilisant des machines électriques. Ces techniques ont pour objectif de déterminer un modèle dynamique du système à surveiller à partir de mesures expérimentales, d'entrée et de sortie. L'idée fondamentale est que les paramètres caractérisant ce modèle identifié vont être sensibles aux défauts affectant la machine, et vont donc permettre par leurs variations de caractériser ces défauts.

L'estimation des paramètres du modèle est assurée par un algorithme de minimisation de l'erreur entre la sortie du modèle et celle de la machine. La figure 1.18 traduit cette procédure, appelée aussi méthode du modèle [35].

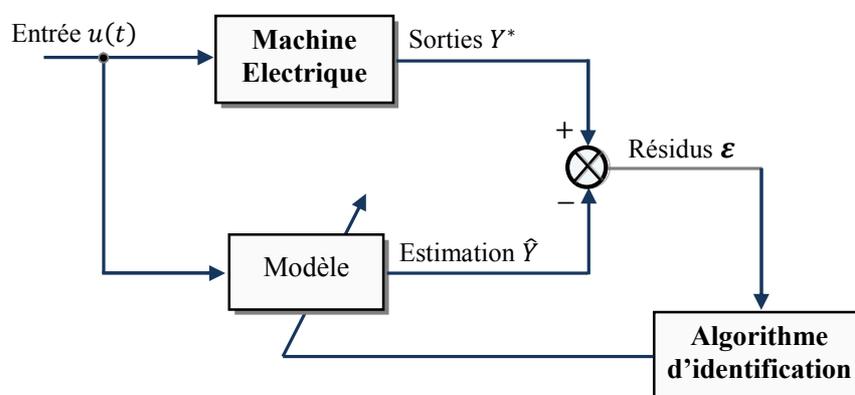


Figure 1.18 : Principe des techniques d'identification

Plusieurs difficultés principales ont été relevées par rapport à l'utilisation des techniques d'identification.

Tout d'abord, le choix du modèle à identifier est primordial. Selon sa structure, selon les hypothèses simplificatrices émises lors de sa formulation, selon le choix des paramètres qui lui sont associés, il va être plus ou moins bien adapté à décrire le comportement de la machine et réagira de manière différente aux sollicitations qui lui sont imposées et aux éventuelles changements de structure induits par la présence d'un défaut. Lorsqu'un modèle est associé à une procédure d'identification, on conçoit aisément dans quelles mesures la réponse du modèle choisi conditionnera les valeurs des paramètres obtenus et les exploitations qui pourront en être faites.

Le choix de l'algorithme de détermination des paramètres fait également partie des éléments importants. Plusieurs techniques se côtoient dans ce domaine, certaines étant mieux adaptées à une identification hors-ligne, d'autres plus efficaces dans un contexte en-ligne. La sensibilité aux bruits de mesures, aux bruits liés à la quantification et à la précision des capteurs, entrent également en ligne de compte pour évaluer les performances d'un algorithme.

Enfin, les conditions d'excitation imposées au modèle conditionnent largement les qualités des valeurs obtenues pour les paramètres [35]. Il est important qu'une excitation suffisamment riche soit appliquée pour garantir la convergence, la stabilité et la précision des algorithmes. Cette contrainte est souvent difficilement compatible avec les modes de fonctionnement naturels des machines surveillées et l'injection d'une excitation adaptée n'est pas toujours possible.

Différentes formulations de modèles de machines asynchrones sont associées à des techniques d'identification hors-ligne et en-ligne. Les travaux décrits dans [36-40] utilisent des techniques d'estimations basées sur des observateurs de paramètres électriques, comme par exemple le filtre de Kalman étendu. Dans [41-43], des méthodes récursives basées sur les méthodes des moindres carrés sont mise en œuvres pour identifier les paramètres de modèles comportementaux de la machine asynchrone.

Des travaux similaires ont été réalisés sur des machines synchrones à aimants permanents comme dans [44-46] où sont appliqués des méthodes d'identification en-ligne pour identifier certains paramètres électriques ou comme dans [47-48] où sont plutôt privilégiées des méthodes hors-ligne.

Qu'il s'agisse de la machine asynchrone ou de la machine synchrone, la plupart des travaux réalisés dans le domaine concernent l'utilisation des techniques d'identification paramétrique pour permettre une meilleure connaissance des paramètres d'une machine afin d'améliorer les

performances de robustesse et de précision des algorithmes de contrôle, comme par exemple dans le cadre de la commande adaptative.

La première famille de méthodes de diagnostic nécessite la connaissance du comportement dynamique de la machine à l'aide d'un modèle de connaissance. Toutefois, ces méthodes ne permettent pas d'étudier tous les défauts de la machine (défauts de roulements par exemple). Dans la section suivante, nous nous intéressons aux méthodes de diagnostic sans modèle, basées sur le suivi et l'analyse des grandeurs (telles que les courants, les vibrations, les flux et le couple) et les méthodes de connaissances.

## **I.4.2. Méthodes de diagnostic sans modèle analytique**

Ces méthodes ne nécessitent pas forcément de modèle précis du système mais reposent plutôt sur une reconnaissance de signatures. Les signatures de défauts, obtenues par modélisation ou par mesure sur maquette, sont généralement classées dans une base de données. L'analyse est réalisée par une interprétation du type signal ou par système expert.

### **I.4.2.1. Diagnostic par analyse des signaux**

Le principe des méthodes d'analyse de signal repose sur l'existence de caractéristiques fréquentielles propres au fonctionnement sain ou défaillant du procédé. La première étape dans cette approche concerne la modélisation des signaux en les caractérisant dans le domaine fréquentiel, en déterminant leur contenu spectral, leur variance, etc... [49-51].

L'apparition d'un défaut est à l'origine de nombreux phénomènes tels que le bruit, l'échauffement, les vibrations, etc... Ces symptômes sont la manifestation flagrante d'une modification des caractéristiques temporelles et fréquentielles des grandeurs électriques et mécaniques. Dans la littérature, sont présentées plusieurs techniques de détection de défauts par traitement du signal [52-56]. Le traitement du signal est utilisé depuis de nombreuses années pour détecter des défaillances dans les machines électriques, essentiellement les défauts rotoriques [52, 56-57]. Le défaut étant traduit par l'apparition de fréquences directement liées à la vitesse de rotation, ces méthodes se trouvent bien adaptées à la détection de défauts. Exigeant uniquement un capteur de courant ou/et un capteur de vitesse, l'analyse spectrale est de loin la méthode de diagnostic la plus économique et la plus rapide, d'où son succès auprès des industriels (figure 1.19). Cependant, cette méthode se prête uniquement au diagnostic à vitesse constante et principalement sur des machines alimentées par le réseau à fréquence constante.

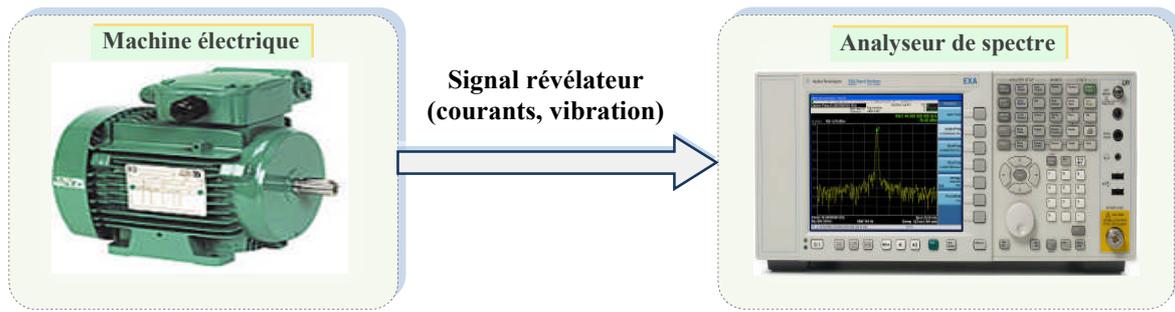


Figure 1.19 : Schéma de principe de la surveillance par analyse spectrale

Ces méthodes ont l'avantage de l'indépendance de l'analyse par rapport aux fluctuations internes du système. D'autre part, l'information contenue dans les signaux, n'étant pas filtrée par la modélisation, reste intacte.

#### I.4.2.2. Diagnostic par méthodes de connaissances

Comme pour les méthodes précédentes basées sur l'analyse des signaux, les méthodes dites de connaissances, se basent sur des données issues du système étudié sans passer par la formulation d'un modèle analytique. Cependant, ces méthodes utilisent en plus les techniques de classification [58] comme la reconnaissance de formes [59] ou les outils liés à l'intelligence artificielle [2, 60] (réseaux de neurones, logique floue, réseaux bayésiens) afin de renseigner précisément sur l'état du système.

Dans la littérature, l'approche par réseaux de neurones a été particulièrement étudiée ces dernières années pour la détection et localisation des défauts dans les machines électriques [61-63]. Par exemple dans [63], la détection des courts-circuits entre spires au stator par la méthode neuronale utilise, en entrée, les tensions et les courants statoriques ainsi que le déphasage entre ces deux grandeurs électriques (figure 1.20).

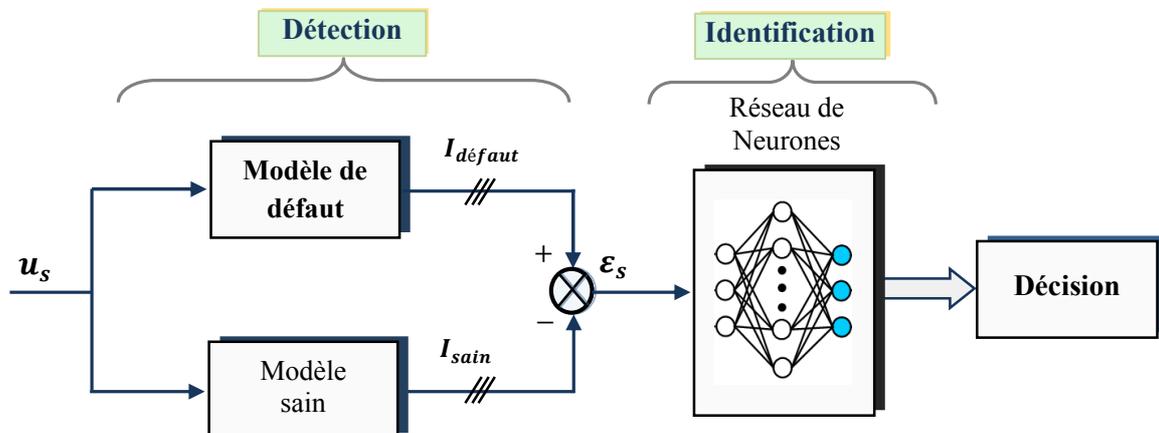


Figure 1.20 : Principe de diagnostic des défauts par réseau de neurones

Dans tous les cas, ces méthodes nécessitent une bonne connaissance au préalable de la machine et du réseau électrique associé, en définissant une base de données initiale la plus précise possible afin de s'assurer de la fiabilité du diagnostic.

Ces deux types de méthodes de diagnostic, internes et externes, donnent un large éventail de signatures plus ou moins pertinentes vis-à-vis des différents défauts pouvant se produire sur un moteur électrique. Ces méthodes ne doivent pas être mises en concurrence, mais au contraire peuvent être utilisées de manière complémentaire pour tirer parti de leurs avantages respectifs.

## **I.5. Conclusion**

Nous avons commencé ce chapitre par un rappel de la constitution de la machine asynchrone, nous avons présenté par la suite une classification des défaillances susceptibles d'affecter les différentes parties des machines électriques. Puis, nous avons cité une liste non exhaustive des causes pouvant engendrer des défaillances mécaniques et électriques de ces machines.

Plusieurs méthodes de surveillance et de diagnostic relatifs à ce type de défauts ont également été évoquées. Deux grandes familles de méthodes de diagnostic appliquées à la machine asynchrone pour établir la présence d'un défaut sont discutées : l'approche avec modèle analytique de la machine et l'approche sans modèle, basées sur l'analyse de Fourier et sur une approche heuristique. Nous avons présenté les performances de chacune d'entre elles ainsi que les limites d'application. Nous nous sommes focalisés sur des méthodes basées sur une identification de certains paramètres de la machine, ces dernières étant les moins explorées dans le contexte de la surveillance et du diagnostic. De manière générale, lors de l'apparition d'un défaut, la topologie de la machine est modifiée ce qui implique l'apparition des signatures particulières sur certaines grandeurs physiques ou certains paramètres représentatifs de sa structure. L'extraction, l'exploitation et l'analyse de ces changements constituent le cœur même de la mise en place des algorithmes de détection et de localisation auxquels nous nous intéressons dans ce travail de thèse.

Alors, le choix du modèle d'identification constitue un point de départ fondamental car il va grandement conditionner les performances en termes de stabilité et de précision de l'algorithme d'identification qui y sera associé.

Ainsi, le chapitre suivant est consacré aux modèles de la machine en régime sain et défectueux, ainsi que les différentes grandeurs simulées de la machine. Ces modèles nous permettront d'étudier l'effet des défauts sur les variables de la machine afin de pouvoir extraire les bons indicateurs de défauts qui caractérisent au mieux le défaut.

# CHAPITRE II

## MODÈLES DE DÉFAUT DE LA MACHINE ASYNCHRONE

## Modèles de défaut de la machine asynchrone

### Sommaire

---

II.1	Introduction	24
II.2	Modélisation du fonctionnement de la machine saine	24
II.2.1	Hypothèses de départ	25
II.2.2	Schéma d'un moteur asynchrone triphasé	25
II.2.3	Equations électriques de la machine asynchrone	26
II.2.4	Transformation biphasée de Park	28
II.2.5	Modèle de la machine dans le repère de Park	30
II.2.6	Simulation de la machine saine	33
II.2.7	Résultats de simulation d'un fonctionnement sain	35
II.3	Modèle de défauts statoriques	38
II.3.1	Modélisation du défaut stator dans le repère de Park	38
II.3.2	Modélisation de la machine dans le repère de Park lié au stator	40
II.3.3	Généralisation du modèle de défaut statorique	42
II.3.4	Simulation du modèle de défaut statorique	45
II.3.5	Résultats de simulation du modèle de défaut statorique	46
II.4	Modèle de défauts rotoriques	49
II.4.1	Introduction	49
II.4.2	Modélisation du défaut de rupture des barres	50
II.4.3	Schéma électrique équivalent	52
II.4.4	Simulation du modèle de défauts rotoriques	54
II.4.5	Résultats de simulation du modèle de défauts rotoriques	56
II.5	Modèle de défaut simultané stator/rotor	59
II.5.1	Modèle global de la machine asynchrone en défaut stator/rotor	59
II.5.2	Simulation du modèle de défaut simultané stator/rotor	60
II.5.3	Résultats de simulation du modèle de défaut simultané stator/rotor	62
II.6	Conclusion	64

---

## II.1. Introduction

La modélisation et la simulation de la machine asynchrone (MAS) dans l'objectif de son identification ont été et restent, l'objet de nombreux travaux [31, 64-65]. Dans le cadre du diagnostic par identification paramétrique et d'après [5, 31], la machine asynchrone présente en plus d'un comportement dynamique conventionnel, un comportement dû au défaut. Ainsi, ces études ont permis l'élaboration de modèles permettant le découplage de deux modes :

- le mode commun, image du comportement sain de la machine, est exprimé dans le repère triphasé ou dans le repère de Park, et tire ses paramètres des composants électriques de la machine.
- le mode différentiel est une partie supplémentaire, dû à la présence d'un défaut et permet d'exprimer l'écart entre le mode commun et le fonctionnement défaillant de la machine. L'intérêt majeur de ce mode est que l'identification de ses paramètres permet la détection et la localisation du défaut.

Nous nous intéressons dans ce travail à deux types de défauts internes de la machine, le défaut de court-circuit entre spires au stator et le défaut de rupture de barres au rotor. Notre méthodologie de diagnostic de ces défauts fait appel à une étude du comportement de la machine en régime défectueux.

Dans le but de simuler les signatures caractéristiques de ces deux défauts, il faudra disposer d'un modèle qui puisse traduire ces défauts. Ces signatures nous serviront pour la détection et la localisation des défauts précédemment cités.

Un modèle de défaut est une représentation formelle de la connaissance des défauts et de leurs façons d'influencer le système. Pour cette raison, dans cette partie nous présentons les deux modèles de défaut de la machine asynchrone : un modèle de défaut statorique traduisant le dysfonctionnement de la machine en présence de court-circuit entre spires sur les trois phases statorique et un modèle de défaut rotorique de type rupture de barres. Une panne de type court-circuit au stator et rupture de barres au rotor apparaissant simultanément n'étant pas à exclure lors de grandes sollicitations de la machine, pour cela un modèle global de la machine avec défauts simultanés stator/rotor sera présenté. Ce modèle permettra une surveillance généralisée de la machine.

Les modèles de défaut dédiés au diagnostic de la machine asynchrone par identification paramétrique seront validés en simulation sous l'environnement de simulation Matlab/Simulink.

## II.2. Modélisation du fonctionnement de la machine saine

Dans cette section, nous allons considérer le cas d'une machine asynchrone à cage d'écureuil. Nous admettrons par contre que sa structure rotorique est électriquement équivalente à celle d'un rotor bobiné. Le champ tournant induit des courants rotoriques dans les barres de la cage d'écureuil (ou bobinage) : ces courants induits provoquent un couple permettant au rotor de tourner à une vitesse voisine de celle du champ tournant, mais nécessairement inférieure.

La mise en équation de la machine asynchrone avec les hypothèses retenues étant classique, nous ne mentionnerons que les points qui nous semblent essentiels et les choix qui nous sont propres par rapport à ce qui se fait habituellement.

### II.2.1. Hypothèses de départ

Le modèle de la MAS est établi en tenant compte des hypothèses de base suivantes [65-68] :

- la machine est symétrique à entrefer constant,
- la répartition dans l'entrefer de la force magnétomotrice et du flux est sinusoïdale,
- le circuit magnétique n'est pas saturé et à perméabilité constante,
- les pertes fer par hystérésis et courants de Foucault, l'effet de peau et les effets de dentures sont négligeables,
- l'effet des encoches est négligé.

L'ensemble de ces hypothèses permet ainsi de s'appuyer sur des propriétés telles que l'additivité des flux, la constance des inductances propres ou sur une loi de variation des inductances mutuelles entre le rotor et le stator de type sinusoïdale.

### II.2.2. Schéma d'un moteur asynchrone triphasé

La machine asynchrone à cage d'écureuil est constituée de trois enroulements logés symétriquement dans les encoches du stator et d'une cage d'écureuil conductrice au rotor. Cette dernière est assimilable à trois enroulements en court-circuit et identiques en fonctionnement sain.

On modélise la machine asynchrone à cage dans un repère  $a, b, c$  (modèle triphasé-triphasé) ou dans un repère orthonormé  $dqo$  (modèle diphasé). La figure 2.1 montre la représentation spatiale d'une machine asynchrone à cage comprenant un enroulement triphasé au stator ( $a_s, b_s, c_s$ ) comme au rotor ( $a_r, b_r, c_r$ ). Dans le modèle biphasé, les grandeurs statoriques (rotoriques) liées au repère  $a_s, b_s, c_s$  ( $a_r, b_r, c_r$ ), décalées de  $120^\circ$ , sont ramenées vers les grandeurs biphasées équivalentes  $s_d, s_q$  ( $r_d, r_q$ ) en quadrature de phase.

Le modèle triphasé-triphasé modélise les trois phases statoriques ce qui permet de différencier le comportement de chaque phase. Les enroulements rotoriques (barres + anneaux) sont représentés par trois phases également.

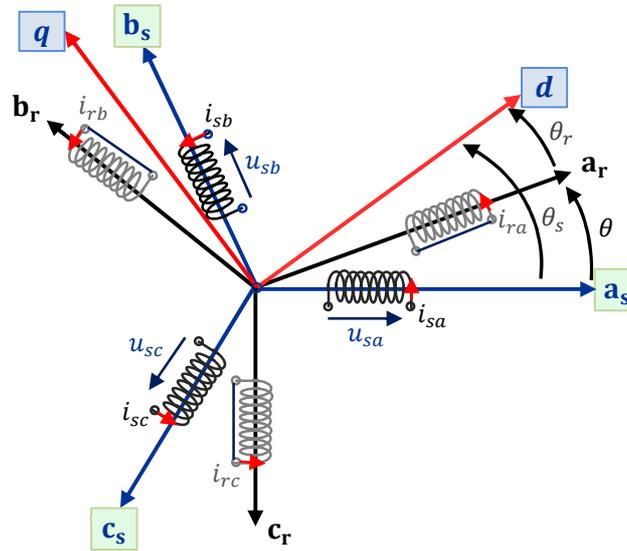


Figure 2.1 : Représentation d'une machine asynchrone triphasée au stator et au rotor

### II.2.3. Equations électriques de la machine asynchrone

La machine asynchrone est constituée par deux circuits couplés électromagnétiquement. Pour représenter le modèle d'une machine dans un repère triphasé, il faut écrire les équations différentielles liant les tensions, les courants et les flux pour chaque enroulement du stator et du rotor selon le modèle présenté sur la figure 2.1.

Les équations des tensions régissant le fonctionnement d'une machine asynchrone s'écrivent sous forme matricielle :

$$\begin{cases} u_s = [R_s].i_s + \frac{d}{dt}\phi_s \\ 0 = [R_r].i_r + \frac{d}{dt}\phi_r \end{cases} \quad (2.1)$$

avec

$$u_s = \begin{bmatrix} u_{sa} \\ u_{sb} \\ u_{sc} \end{bmatrix}; \quad i_s = \begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{sb} \\ i_{sc} \end{bmatrix}; \quad \phi_s = \begin{bmatrix} \phi_{sa} \\ \phi_{sb} \\ \phi_{sc} \end{bmatrix}; \quad [R_s] = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix};$$

$$u_r = \begin{bmatrix} u_{ra} \\ u_{rb} \\ u_{rc} \end{bmatrix}; \quad i_r = \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix}; \quad \phi_r = \begin{bmatrix} \phi_{ra} \\ \phi_{rb} \\ \phi_{rc} \end{bmatrix}; \quad [R_r] = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix};$$

$u_s, u_r$  : vecteurs des tensions statoriques et rotoriques,

$i_s, i_r$  : vecteurs des courants statoriques et rotoriques,

$\phi_s, \phi_r$  : vecteurs des flux statoriques et rotoriques,

$[R_s], [R_r]$  : matrices des résistances statoriques et rotoriques.

Les flux totalisés  $\phi_s$  et  $\phi_r$  des phases statoriques et rotoriques s'expriment sous la forme :

$$\begin{cases} \phi_s = [L_s].i_s + [M_{rs}].i_r \\ \phi_r = [M_{rs}].i_s + [L_r].i_r \end{cases} \quad (2.2)$$

L'isotropie et la symétrie de la machine font que les inductances propres des phases statoriques sont égales, de même pour celles du rotor. Les matrices  $[L_s]$  et  $[L_r]$  deviennent :

$$[L_s] = \begin{bmatrix} L_{sp} & M_s & M_s \\ M_s & L_{sp} & M_s \\ M_s & M_s & L_{sp} \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

$$[L_r] = \begin{bmatrix} L_{rp} & M_r & M_r \\ M_r & L_{rp} & M_r \\ M_r & M_r & L_{rp} \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

$L_{sp}, L_{rp}$  : inductances propres statoriques et rotoriques,

$M_s$  : inductance mutuelle entre deux phases du stator,

$M_r$  : inductance mutuelle entre deux phases du rotor.

La matrice des inductances mutuelles entre les phases du stator et du rotor dépend de la position angulaire  $\theta$  entre l'axe du stator et celui du rotor :

$$[M_{rs}] = [M_{sr}]^T = M_{rs} \begin{bmatrix} \cos(p\theta) & \cos(p\theta - 2\pi/3) & \cos(p\theta - 4\pi/3) \\ \cos(p\theta - 4\pi/3) & \cos(p\theta) & \cos(p\theta - 2\pi/3) \\ \cos(p\theta - 2\pi/3) & \cos(p\theta - 4\pi/3) & \cos(p\theta) \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Le modèle de représentation de la machine asynchrone que nous venons de présenter présente l'inconvénient d'être relativement complexe dans la mesure où les matrices contiennent des éléments variables en fonction de l'angle de rotation  $\theta$ . Pour simplifier le modèle, une transformation mathématique est appliquée au système. Cette dernière qui est couramment utilisée pour étudier les machines tournantes consiste en un changement du référentiel ( $abc$ )

en un référentiel biphasé ( $dq$ ). Cette transformation est la transformation de Park. Le modèle de Park, en plus de sa simplicité, permet de réduire sensiblement le temps de calcul et par conséquent celui de la simulation.

#### II.2.4. Transformation biphasée de Park

Le principe de cette transformation repose sur le fait qu'un champ tournant créé par un système triphasé équilibré peut l'être aussi, à l'identique, pour un système biphasé de deux bobines décalées de  $\pi/2$  dans l'espace, alimentées par des courants déphasés de  $\pi/2$  dans le temps. Cette transformation est orthonormée, elle conserve donc la puissance instantanée dans les enroulements équivalents [66]. La transformation de Park consiste à projeter les grandeurs statoriques et rotoriques sur deux axes en quadrature. Elle fait appel à deux changements de coordonnées : la transformation de Concordia et un changement de repère par rotation. Il est à noter que la transformation de Park est effectuée uniquement sur les grandeurs du régime sain (axes triphasés équilibrés de la machine).

Comme le montre la figure 2.2, nous remplaçons les trois phases d'axes fixes ( $a_s, b_s, c_s$ ) du stator par un enroulement équivalent formé des deux bobinages d'axes en quadrature ( $s_d, s_q$ ) tournant à la vitesse  $\omega_a$ . De même, au rotor, nous substituons deux bobinages  $r_d$  et  $r_q$  aux enroulements triphasés équivalents. Nous notons par  $\theta_s$  (resp.  $\theta_r$ ) l'angle de transformation de Park des grandeurs statoriques (resp. rotoriques). Nous remarquons qu'ils sont liés à  $\theta$  par la relation 2.6 suivante :

$$\theta_s - \theta_r = \theta \quad (2.6)$$

Ceci simplifie les équations et par conséquent le modèle final.

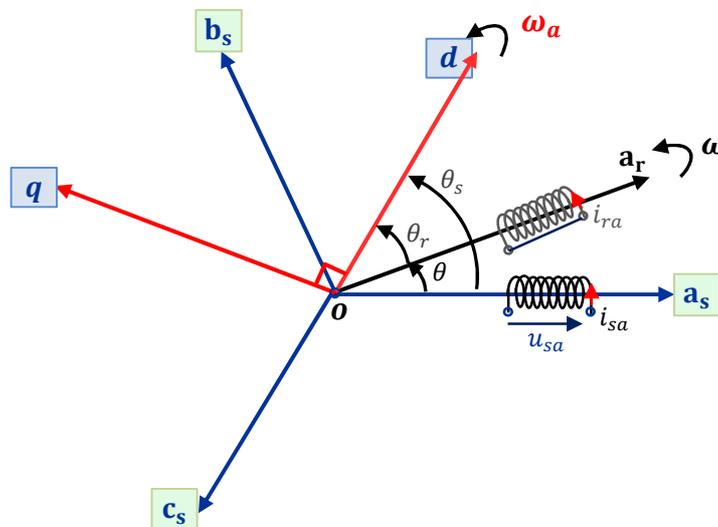


Figure 2.2 : Principe de la transformation de Park

Le système de coordonnées fixe  $(a_s, b_s, c_s)$  est ainsi transformé en un système de coordonnées orthogonales tournant ( $dqo$ ). Comme la machine est équilibrée, les composantes homopolaires "o" sont nulles. Nous passons des coordonnées triphasées  $(a_s, b_s, c_s)$  aux nouvelles coordonnées ( $dq$ ) de Park, en appliquant la transformation suivante :

$$\begin{bmatrix} x_{ds} \\ x_{qs} \end{bmatrix} = P(-\theta) \cdot T_{32} \cdot \begin{bmatrix} x_{as} \\ x_{bs} \\ x_{cs} \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

$$\begin{bmatrix} x_{as} \\ x_{bs} \\ x_{cs} \end{bmatrix} = T_{23} \cdot P(\theta) \cdot \begin{bmatrix} x_{ds} \\ x_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

où  $x$  : tension, courant ou flux, et :

- $d$  : indice de l'axe direct.
- $q$  : indice de l'axe en quadrature.

$T_{32}$ , la matrice de transformation modifiée qui est orthogonale, s'écrit :

$$T_{32} = \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \begin{bmatrix} \cos(0) & \cos\left(\frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\frac{4\pi}{3}\right) \\ \sin(0) & \sin\left(\frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\frac{4\pi}{3}\right) \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \begin{bmatrix} 1 & \cos\left(\frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\frac{4\pi}{3}\right) \\ 0 & \sin\left(\frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\frac{4\pi}{3}\right) \end{bmatrix}$$

et

$$T_{23} = T_{32}^T = \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \cos\left(\frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\frac{4\pi}{3}\right) & \sin\left(\frac{4\pi}{3}\right) \end{bmatrix}$$

$$P(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} : \text{matrice de rotation d'angle } \theta$$

$$P(-\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ \sin(-\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} : \text{matrice de rotation d'angle } (-\theta)$$

### II.2.5. Modèle de la machine dans le repère de Park

Dans un souci de simplification du modèle de la machine asynchrone, on choisit de totaliser les fuites magnétiques au stator [31, 66].

Par définition, le système d'axes  $(d, q)$  tourne à la vitesse  $\omega_a$ . Il est intéressant de pouvoir changer de repère selon les besoins de l'utilisateur. Ainsi, pour un référentiel noté  $(x)$  tournant à une vitesse  $\omega_a$  par rapport au stator de la machine asynchrone, l'ensemble des équations électriques de la machine s'écrit [5, 66] :

$$\left\{ \begin{array}{l} \underline{u}_{dq_s}^{(x)} = R_s \underline{i}_{dq_s}^{(x)} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{dq_s}^{(x)} + \omega_a \cdot P\left(\frac{\pi}{2}\right) \cdot \underline{\phi}_{dq_s}^{(x)} \\ \underline{u}_{dq_r}^{(x)} = 0 = R_r \underline{i}_{dq_r}^{(x)} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{dq_r}^{(x)} + (\omega_a - \omega) \cdot P\left(\frac{\pi}{2}\right) \underline{\phi}_{dq_r}^{(x)} \\ \underline{\phi}_{dq_s}^{(x)} = L_s \underline{i}_{dq_s}^{(x)} + L_m \underline{i}_{dq_r}^{(x)} \\ \underline{\phi}_{dq_r}^{(x)} = L_m \underline{i}_{dq_s}^{(x)} + L_r \underline{i}_{dq_r}^{(x)} \end{array} \right. \quad (2.9)$$

avec :

$L_s = L_{sp} - M_s$ : inductance cyclique statorique

$L_r = L_{rp} - M_r$ : inductance cyclique rotorique

$L_m = \frac{3}{2} M_{sr}$ : inductance mutuelle cyclique stator-rotor

$\omega = p\Omega$  : pulsation électrique de rotor

et

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

Si on fait l'hypothèse que les fuites magnétiques sont totalisées au stator et en définissant :

$$\left\{ \begin{array}{l} L_s = L_f + L_m \\ L_r = L_m \end{array} \right. \quad (2.10)$$

l'équation 2.9 se réécrit alors :

$$\left\{ \begin{array}{l} \underline{u}_{dq_s}^{(x)} = R_s \underline{i}_{dq_s}^{(x)} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{dq_s}^{(x)} + \omega_a \cdot P \left( \frac{\pi}{2} \right) \underline{\phi}_{dq_s}^{(x)} \\ \underline{u}_{dq_r}^{(x)} = 0 = R_r \underline{i}_{dq_r}^{(x)} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{dq_r}^{(x)} + (\omega_a - \omega) P \left( \frac{\pi}{2} \right) \underline{\phi}_{dq_r}^{(x)} \\ \underline{\phi}_{dq_s}^{(x)} = (L_f + L_m) \underline{i}_{dq_s}^{(x)} + L_m \underline{i}_{dq_r}^{(x)} \\ \underline{\phi}_{dq_r}^{(x)} = L_m \left( \underline{i}_{dq_s}^{(x)} + \underline{i}_{dq_r}^{(x)} \right) \end{array} \right. \quad (2.11)$$

Le fonctionnement de la machine asynchrone est habituellement analysé dans trois repères : un repère lié au stator, un repère lié au rotor et un repère lié au champ tournant. Le choix du référentiel dépend de la vitesse de rotation  $\omega_a$  du système d'axes ( $dq$ ) selon [69] :

- Si le référentiel est fixe par rapport au stator alors  $\omega_a = 0$  et on obtient un système électrique où les grandeurs statoriques sont purement alternatives et à la fréquence de l'alimentation. La simulation de la machine asynchrone dans ce repère n'exige donc aucune connaissance de la position du rotor, ce qui constitue un avantage pour la commande sans capteur de position. L'inconvénient majeur est la manipulation de signaux à fréquence élevée.
- Si le référentiel tourne à la vitesse de synchronisme alors  $\omega_a = \omega_s = 2\pi f_s$  et on obtient un système électrique purement continu qui est très bien adapté aux techniques d'identification. Cependant la position du champ tournant doit être reconstituée à chaque instant d'échantillonnage.
- Si le référentiel est fixe par rapport au rotor alors  $\omega_a = \omega$  et les signaux électriques sont alors quasi-continus. La pulsation des grandeurs électriques est égale à  $g\omega$  (où  $g = \frac{\omega_s - \omega}{\omega_s}$  est le glissement de la machine) qui est faible dans les conditions réelles de fonctionnement. Lorsqu'on a accès à la position mécanique, ce repère est privilégié du fait de la quasi-continuité des grandeurs électriques.

Dans ce travail nous avons opté pour le référentiel lié au rotor car c'est celui qui nécessite le moins de transformations/estimations.

La figure 2.3 représente le schéma électrique équivalent de la machine asynchrone en régime dynamique, avec les fuites totalisées au stator.

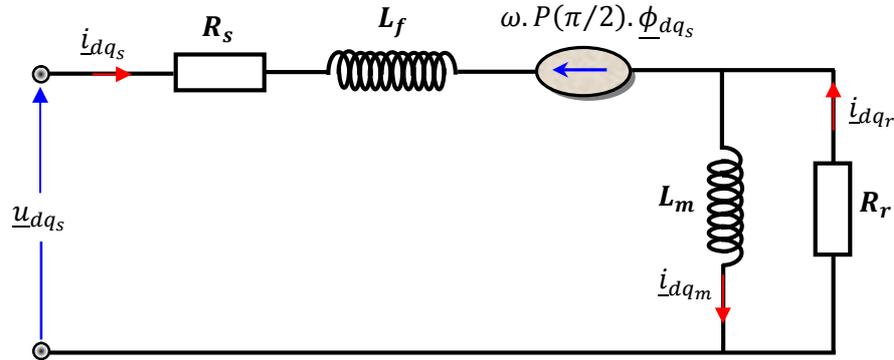


Figure 2.3 : Modèle de la machine saine dans le repère de Park lié au rotor

Le modèle de la machine se caractérise alors par quatre paramètres physiques :  $R_s$ ,  $R_r$ ,  $L_m$  et  $L_f$ . Ce sont donc ces quatre paramètres que nous allons chercher à estimer par la suite dans le cas d'une machine saine.

Pour pouvoir accéder au rotor et concevoir le modèle complet de la machine, il faut tenir compte de l'équation mécanique suivante :

$$J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - f_v \cdot \Omega - C_r \quad (2.12)$$

$\Omega = \dot{\theta} = \frac{\omega}{p}$  est la vitesse de l'arbre moteur,  $J$  le moment d'inertie,  $C_{em}$  le couple électromagnétique,  $C_r$  l'ensemble des couples résistifs et  $f_v$  le coefficient de frottement visqueux. Le couple électromagnétique peut s'écrire dans le repère diphasé lié au rotor [66] :

$$C_{em} = p \cdot (i_{qs} \cdot \phi_{dr} - i_{ds} \cdot \phi_{qr}) \quad (2.13)$$

En plaçant l'équation 2.13 dans 2.12 on obtient l'équation différentielle électromécanique de la pulsation  $\omega$  :

$$\frac{d\omega}{dt} = \frac{p^2}{J} \cdot (i_{qs} \cdot \phi_{dr} - i_{ds} \cdot \phi_{qr}) - \frac{f_v}{J} \cdot \omega - \frac{p}{J} \cdot C_r \quad (2.14)$$

Modéliser la machine de cette manière permet de réduire le nombre de grandeurs nécessaires pour pouvoir simuler le fonctionnement de la machine. En effet, seules les valeurs instantanées des tensions statoriques et du couple résistant doivent être déterminées pour les imposer à la machine.

### II.2.6. Simulation de la machine saine

En considérant les dynamiques des flux rotoriques  $\underline{\phi}_{dq_r}$ , des courants statoriques  $\underline{i}_{dq_s}$  et les dynamiques électromécaniques  $(\omega, \theta)$ , le système peut alors être décrit par le système d'équations non linéaires :

$$\begin{cases} \dot{\underline{x}} = f(\underline{x}) + g \cdot \underline{u} \\ \underline{y} = h(\underline{x}) \end{cases} \quad (2.15)$$

avec :

$$\underline{x} = [i_{d_s} \quad i_{q_s} \quad \phi_{d_r} \quad \phi_{q_r} \quad \omega \quad \theta]^T : \text{vecteur d'état}$$

$$\underline{u} = [u_{d_s} \quad u_{q_s} \quad C_r]^T \quad \text{et} \quad \underline{y} = [i_{d_s} \quad i_{q_s} \quad \omega]^T : \text{entrées et sorties du système, respectivement}$$

$$f(\underline{x}) = \begin{bmatrix} -\frac{R_s+R_r}{L_f} \cdot i_{d_s} + \omega \cdot i_{q_s} + \frac{R_r}{L_m \cdot L_f} \cdot \phi_{d_r} + \frac{\omega}{L_f} \cdot \phi_{q_r} \\ -\omega \cdot i_{d_s} - \frac{R_s+R_r}{L_f} \cdot i_{q_s} - \frac{\omega}{L_f} \cdot \phi_{d_r} + \frac{R_r}{L_m \cdot L_f} \cdot \phi_{q_r} \\ R_r \cdot i_{d_s} - \frac{R_r}{L_m} \cdot \phi_{d_r} \\ R_r \cdot i_{q_s} - \frac{R_r}{L_m} \cdot \phi_{q_r} \\ \frac{p^2}{J} \cdot (i_{q_s} \cdot \phi_{d_r} - i_{d_s} \cdot \phi_{q_r}) - \frac{f_v}{J} \cdot \omega \\ \omega \end{bmatrix}, \quad g = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_f} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_f} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{p}{J} \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad h(\underline{x}) = \begin{bmatrix} i_{d_s} \\ i_{q_s} \\ \omega \end{bmatrix}$$

La résolution des équations de ce modèle a été faite par la méthode de Runge-Kutta d'ordre 4 avec une période d'échantillonnage de 0.7 ms. Nous excitons la machine avec une entrée triphasée sinusoïdale  $\underline{u}_s$ , et à chaque pas d'échantillonnage, nous calculons les tensions statoriques  $\underline{u}_{dq_s}$  de Park :

$$\underline{u}_{dq_s} = P(-\theta) \cdot T_{23} \cdot \underline{u}_s \quad (2.16)$$

Pour pouvoir tracer les courants de chaque phase statorique, nous les avons calculés en simulation à partir des courants de Park  $\underline{i}_{dq_s}$  :

$$\underline{i}_s = T_{32} \cdot P(\theta) \cdot \underline{i}_{dq_s} \quad (2.17)$$

La figure 2.4 montre le modèle de simulation de la machine asynchrone alimentée par une source de tension sinusoïdale triphasée équilibrée. Les variables d'entrée sont les trois tensions  $u_a$ ,  $u_b$  et  $u_c$  et le couple de charge  $C_r$ .

Le modèle Simulink de la machine apparaît sous forme de différents blocs donnés sur la figure 2.4. Le bloc source représente l'alimentation de la machine asynchrone par le réseau électrique de 220/380 V à 50 Hz, le bloc de Park contient les équations de la transformation de Park et à l'intérieur du bloc MAS sont regroupées les équations de la machine asynchrone.

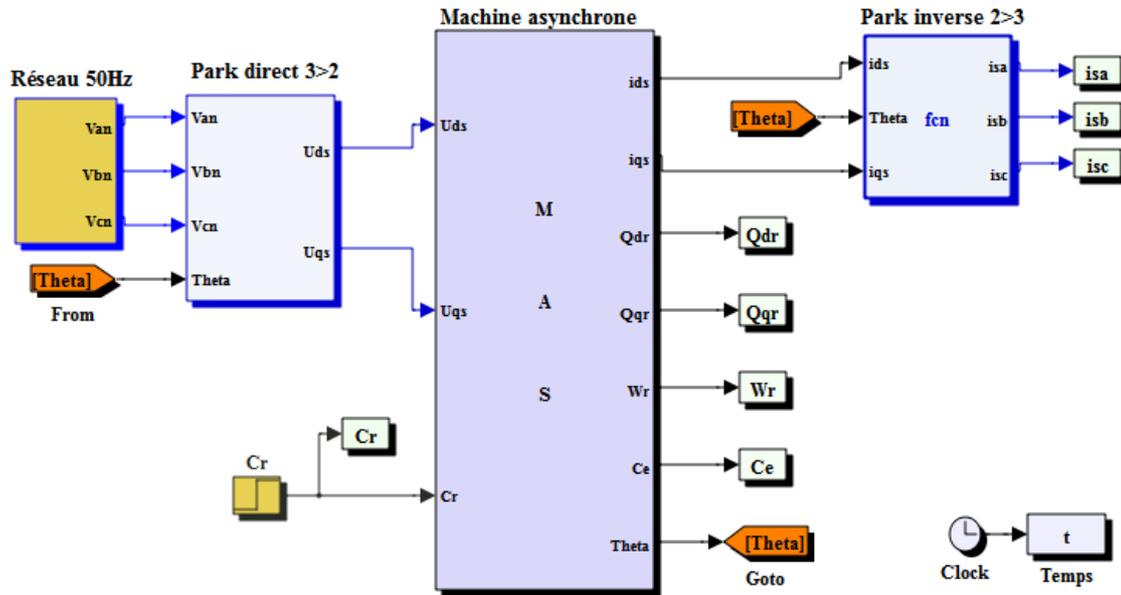


Figure 2.4 : Modélisation de la machine asynchrone sous Matlab/Simulink

Les simulations ont été effectuées sous Matlab-Simulink. Les paramètres de la machine utilisée dans cette modélisation sont groupés dans le tableau 2.1 [69].

Tableau 2.1 : Caractéristiques de la machine utilisée

220/380V, 50HZ, 1.1KW	
Paramètres	Valeurs
Résistance statorique	$R_s = 9.8\Omega$
Résistance rotorique	$R_r = 5.3\Omega$
Inductance rotorique	$L_m = 0.5H$
Inductance de fuites	$L_f = 0.04H$
Coefficient de frottement visqueux	$f_v = 1.19 \cdot 10^{-3} \text{ N.m.s/rad}$
Moment d'inertie	$J = 12.5 \cdot 10^{-3} \text{ kg.m}^2$
Nombre de paires de pôles	$p = 2$
Nombre de barres au rotor	$N_b = 28$
Nombre de spires par phase	$N_s = 464$

### II.2.7. Résultats de simulation en fonctionnement sain

Le modèle complet de la machine asynchrone étant maintenant connu, nous pouvons étudier l'évolution des grandeurs temporelles tels que les courants, le couple ou encore la vitesse rotorique lorsque la machine ne présente aucune défaillance.

La figure 2.5 montre l'évolution des courants statoriques de la machine en fonction du temps, lors d'un démarrage à vide, puis en charge, sous une tension nominale avec une alimentation sinusoïdale équilibrée.

Etant donné que le rotor est initialement à l'arrêt, le régime transitoire se manifeste par des amplitudes de courant qui atteignent des valeurs maximales allant jusqu'à 15 A et qui dure 0.2 sec. Par la suite un régime permanent s'établit et se traduit par la chute des courants avec des oscillations sinusoïdales autour de la valeur nulle.

A l'instant  $t = 1$  sec, nous appliquons un couple résistant nominal de 5 Nm. Nous obtenons, comme effet, l'augmentation des courants qui atteignent une valeur maximale de 2.65 A. Cet effet est dû à l'augmentation de la réaction magnétique du rotor qui est, elle-même, due à l'augmentation de l'amplitude des courants rotoriques.

L'analyse par Transformée de Fourier Rapide (FFT) permet de mettre en évidence les raies présentes dans le spectre du signal.

La figure 2.6 montre le spectre du courant de la phase  $a_s$  dans le cas de la machine saine. L'analyse spectrale du courant de la phase statorique  $a_s$  en régime permanent montre que seule la fréquence fondamentale apparaît. Le spectre affiché sur la figure 2.6 est celui de l'amplitude du fondamentale divisée par la valeur maximum du courant  $i_{sa}$ .

La figure 2.7 montre l'évolution du couple électromagnétique. Le régime transitoire, qui dure 0.2 sec, se manifeste par un régime transitoire amorti autour de 16 Nm avec valeur maximale de 28 Nm. A partir de  $t = 0.2$  sec, le couple chute rapidement pour atteindre une valeur presque nulle et égale à celle du couple de frottement fluide. A l'instant  $t = 1$  sec, nous appliquons un couple de 5 Nm. Evidemment le couple électromagnétique réagit d'une manière inverse de sorte à s'opposer au couple résistant.

La figure 2.8 montre l'évolution de la vitesse de rotation du rotor. Aux premiers instants du démarrage, la vitesse augmente de 0 à 157 rad/s dans un intervalle de temps de 0.2 sec, atteignant ainsi le régime permanent. A l'instant  $t = 1$  sec, l'application d'un couple résistant de 5 Nm a tendance à freiner l'arbre moteur d'où la diminution de la vitesse.

La figure 2.9 montre l'allure du couple électromagnétique en fonction de la vitesse angulaire.

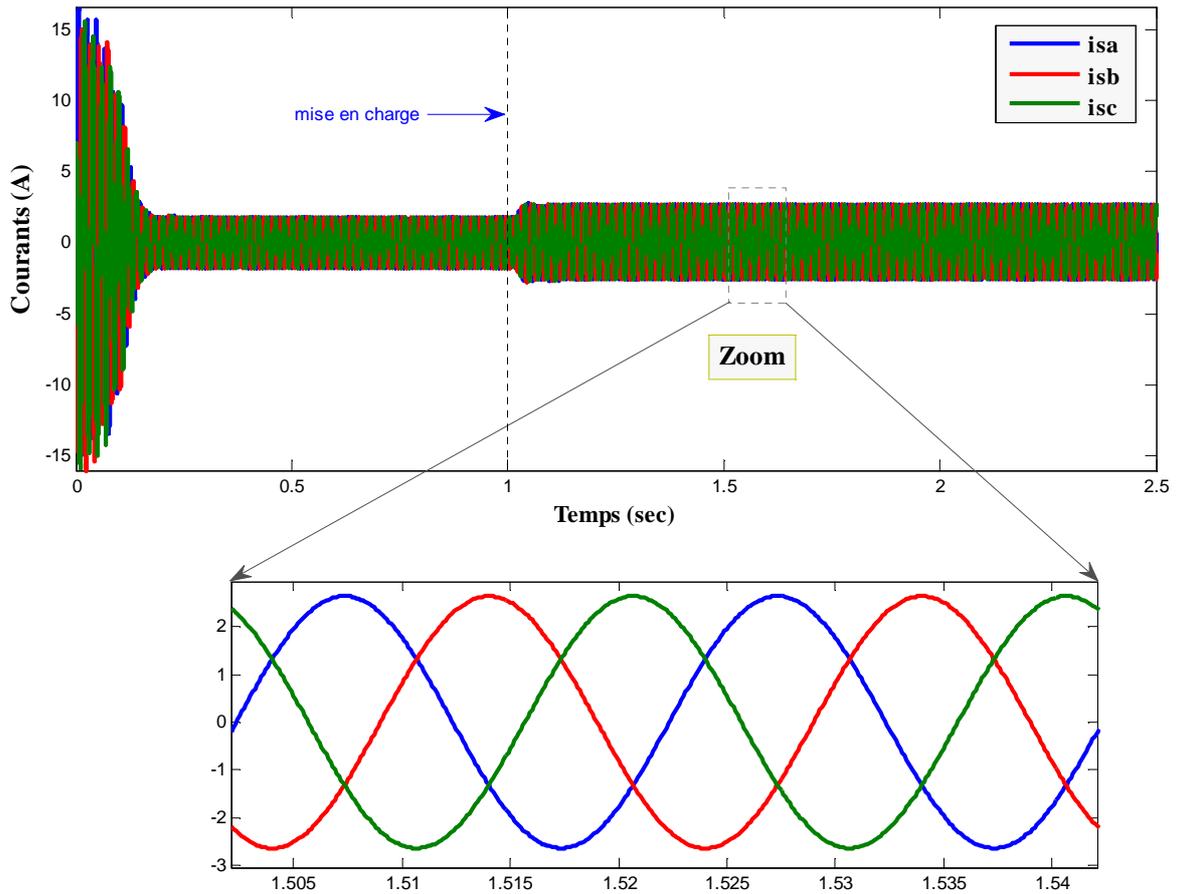


Figure 2.5 : Evolution des courants des phases statoriques au démarrage, puis en charge

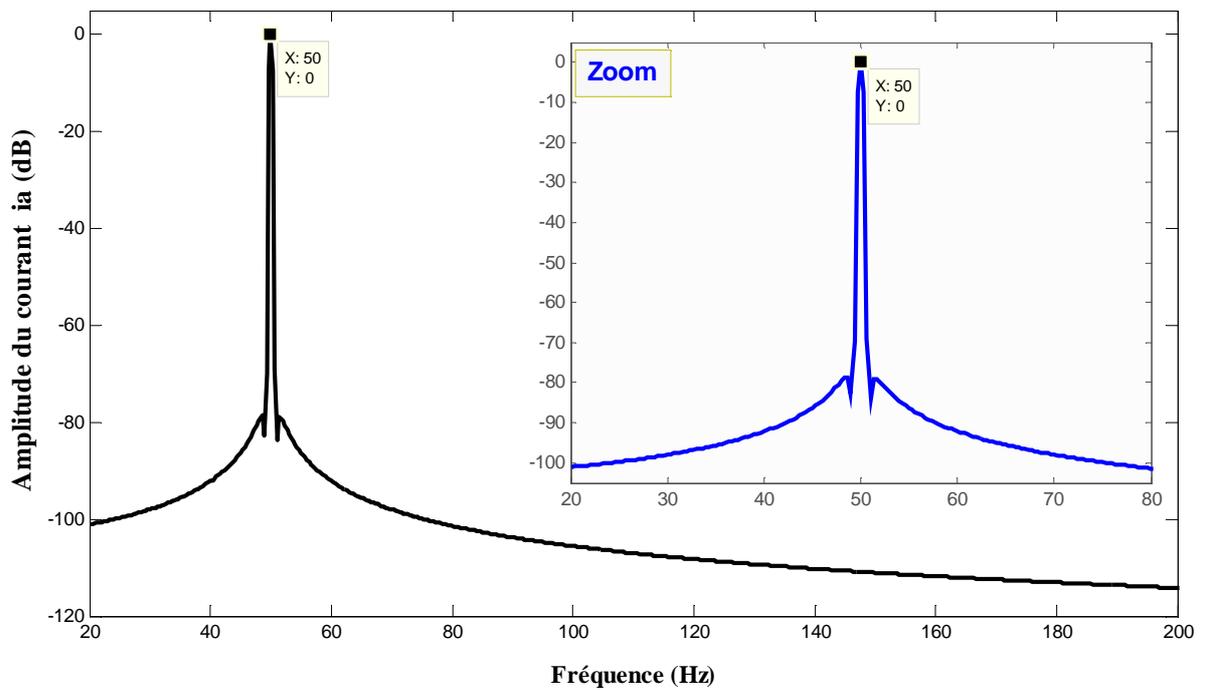


Figure 2.6 : Spectre du courant de la phase  $a_s$ : cas de la machine saine

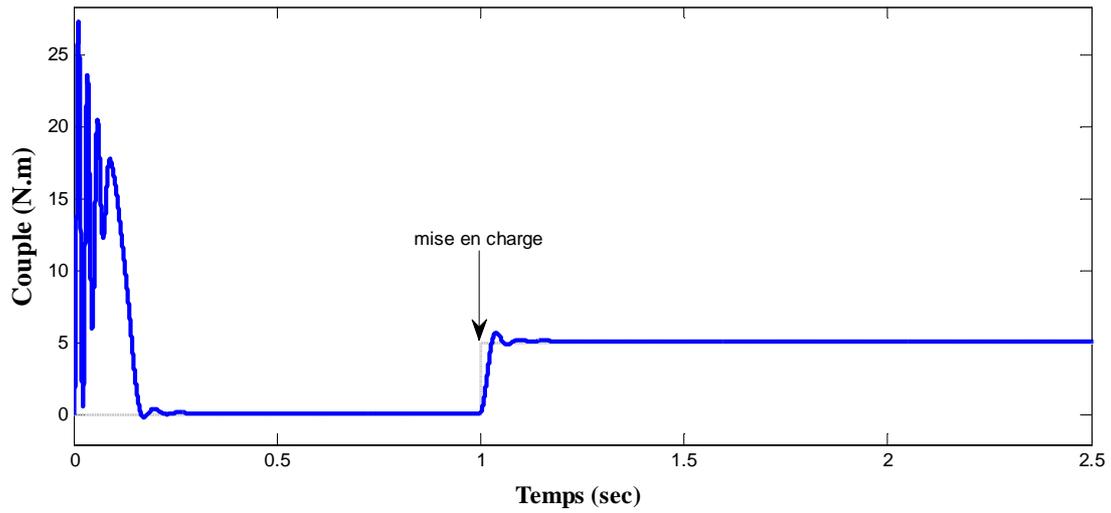


Figure 2.7 : Evolution du couple électromagnétique au démarrage, puis en charge

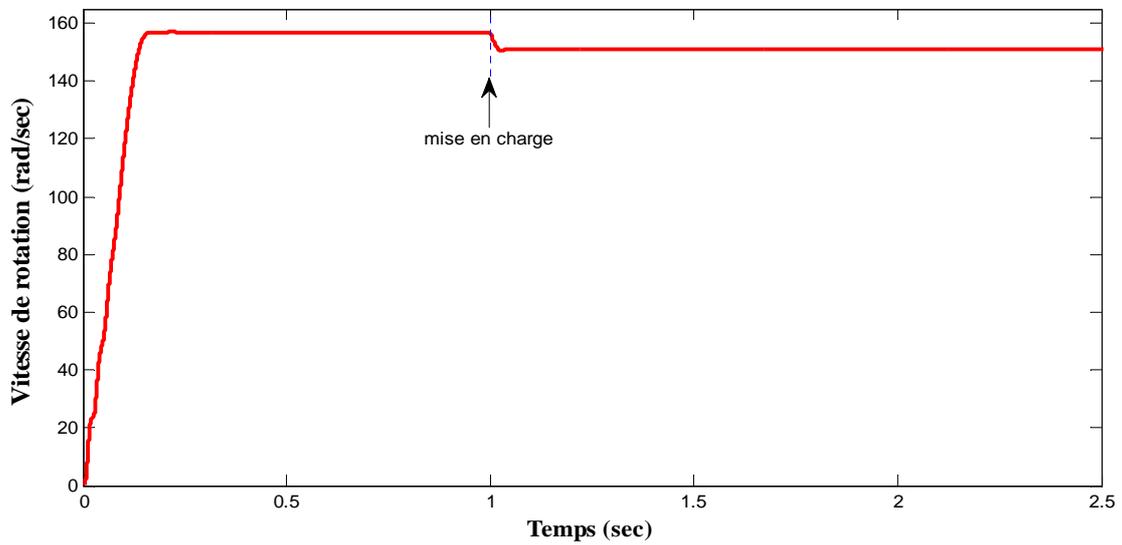


Figure 2.8 : Evolution de la vitesse de rotation au démarrage, puis en charge

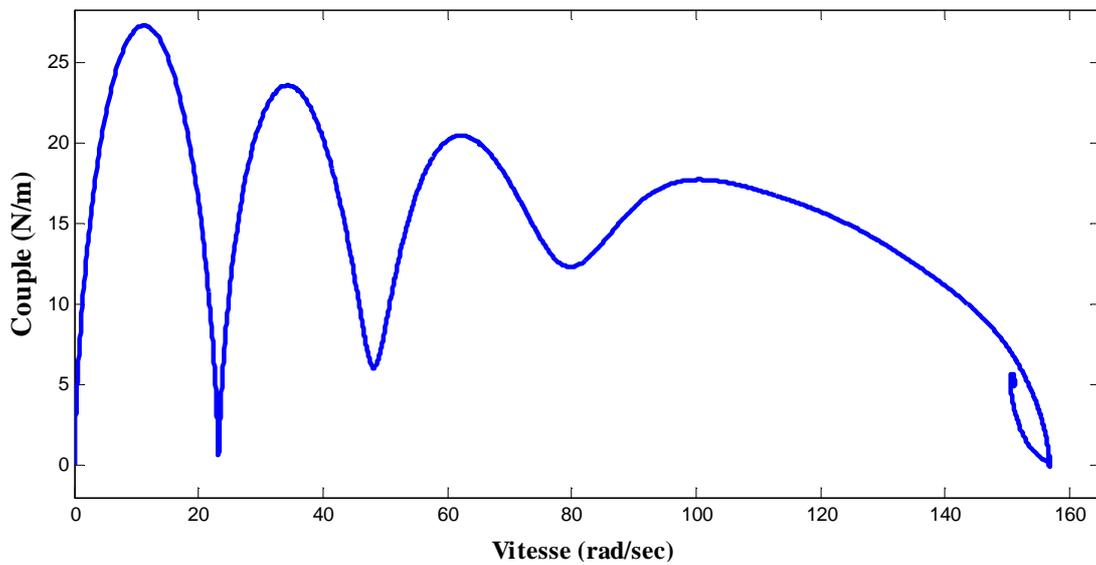


Figure 2.9 : Caractéristique mécanique du moteur (Couple - Vitesse)

### II.3. Modèle de défauts statoriques

Les efforts de recherche en modélisation de la machine asynchrone en vue de sa surveillance et son diagnostic sont toujours d'actualité. Plusieurs modèles ont été développés pour tenir compte du défaut de court-circuit entre spires des enroulements statoriques. Nous pouvons citer les modèles triphasés basés sur la description de la topologie constitutive et géométrique de la machine asynchrone à cage, sous la forme de circuits électriques équivalents magnétiquement couplés [1, 70], ou bien les modèles multi enroulements qui représentent la machine par des enroulements au stator et au rotor. Au niveau du stator le modèle est représenté par trois enroulements. Le nombre d'enroulements utilisé pour représenter le rotor est égal au nombre de barres de la cage [71]. Ces modèles triphasés, classés parmi les modèles "complexes" [67], présentent l'avantage d'être fidèles à la structure électrique et magnétique de la machine en défaut. Cependant, ils sont très complexes à mettre en œuvre puisque les hypothèses de simplification liées à la symétrie de la structure de la machine saine ne sont plus valables. De plus la résolution de ces modèles implique des moyens informatiques de calcul puissants ce qui en limite la mise en œuvre.

#### II.3.1. Modélisation du défaut stator dans le repère de Park

Dans ce travail de thèse, nous utilisons un modèle relativement simple et adéquat, qui a été développé en vue du diagnostic de la machine asynchrone à cage. Ce modèle est basé sur le fait que, en situation de défaut, la MAS présente en plus d'un comportement dynamique classique, un comportement dû au défaut [5]. Il est alors essentiel d'envisager deux modes ; un mode "commun" et un mode "différentiel". Le mode commun doit correspondre au modèle dynamique de la MAS. Exprimé en repère triphasé ou biphasé, il traduit le fonctionnement sain de la machine. Le mode différentiel a pour objectif de traduire le dysfonctionnement et ses paramètres doivent être essentiellement sensibles au défaut.

Il s'agit de modéliser une machine fictive équivalente dont le stator et le rotor sont toujours constitués de trois phases identiques parcourues par des courants triphasés. Pour prendre en compte l'existence de spires en court-circuit au stator de la machine asynchrone, on introduit une bobine supplémentaire court-circuitée dont le nombre de spires  $N_{cc}$  est égal au nombre de spires en défaut dans la machine [5]. Ainsi, en présence d'un déséquilibre statorique, la machine comporte, en plus des bobinages triphasés statoriques et rotoriques, un bobinage court-circuité à l'origine du champ stationnaire de direction fixe  $\theta_{cc}$  par rapport au stator.

La figure 2.10 illustre le stator d'une machine asynchrone à une paire de pôles avec court-circuit sur la phase  $b_s$  du stator [31].

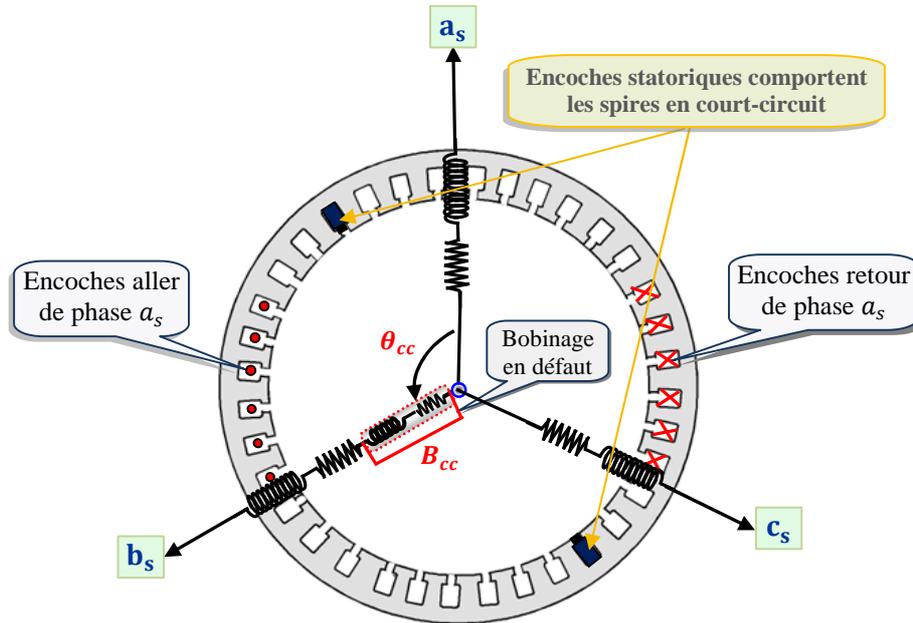


Figure 2.10 : Court-circuit de spires sur la phase  $b_s$  du stator

On peut constater que le défaut fait apparaître dans la machine un nouveau bobinage  $B_{cc}$ , dont le nombre de spires est égal au nombre de spires en court-circuit et la direction égale à  $\frac{2\pi}{3}$  (direction de la phase  $b_s$ ). Afin de définir ce défaut, il est nécessaire d'introduire deux paramètres :

- le rapport de court-circuit, noté  $\mu_{cc_k} = \frac{N_{cc_k}}{N_s}$ , égal au rapport du nombre de spires en court-circuit ( $N_{cc_k}$ ) de la  $k^{\text{ième}}$  phase sur le nombre total de spires ( $N_s$ ) dans une phase statorique sans défaut. Ce paramètre permet de quantifier le déséquilibre et d'obtenir le nombre de spires en court-circuit,
- l'angle électrique, noté  $\theta_{cc_k}$ , repère le bobinage en court-circuit par rapport à l'axe de référence de la phase  $a_s$ . Ce paramètre permet la localisation du bobinage en défaut et ne peut prendre que les trois valeurs  $0$ ,  $\frac{2\pi}{3}$  ou  $\frac{4\pi}{3}$ , correspondant respectivement à un court-circuit sur les phases  $a_s$ ,  $b_s$  ou  $c_s$ .

Nous allons maintenant exprimer les différentes équations de tensions et de flux de la machine asynchrone en présence d'un défaut statorique de type court-circuit, en introduisant les paramètres électriques de la bobine en court-circuit  $B_{cc}$ .

### II.3.2. Modélisation de la machine dans le repère de Park lié au stator

Les équations de tension et de flux de la bobine  $B_{cc}$  exprimées dans le repère biphasé d'axe  $\alpha$  et  $\beta$  lié au stator sont les suivantes [5, 31, 72-73] :

$$\begin{cases} 0 = \mu_{cc} \cdot R_s \cdot i_{cc} + \frac{d\phi_{cc}}{dt} \\ \phi_{cc} = \mu_{cc}^2 \cdot \left( \frac{2}{3} \cdot L_m + L_f \right) \cdot i_{cc} + \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \mu_{cc} \cdot L_m [\cos(\theta_{cc}) \quad \sin(\theta_{cc})] (\underline{i}_{\alpha\beta_s} + \underline{i}_{\alpha\beta_r}) \end{cases} \quad (2.18)$$

$L_m$  et  $L_f$ : inductance magnétisante et inductance de fuite.

$$\mu_{cc} = \frac{\text{Nomre de spires en court-circuit}}{\text{Nombre de spires sur une phase saine}}$$

$\theta_{cc}$  et  $\theta$ : angle du bobinage en court-circuit et angle mécanique, respectivement.

$R_s$ : résistance propre d'une phase statorique.

Le courant  $i_{cc}$  dans le bobinage en défaut est à l'origine du champ magnétique stationnaire par rapport au stator, dirigé selon l'axe  $\theta_{cc}$ . Ce champ magnétique est à l'origine du flux  $\phi_{cc}$ .

En projetant  $i_{cc}$  et  $\phi_{cc}$  sur les axes  $\alpha$  et  $\beta$ , on leur associe les vecteurs stationnaires :

$$\underline{i}_{\alpha\beta_{cc}} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{cc}) \\ \sin(\theta_{cc}) \end{bmatrix} \cdot i_{cc} \quad \text{et} \quad \underline{\phi}_{\alpha\beta_{cc}} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{cc}) \\ \sin(\theta_{cc}) \end{bmatrix} \cdot \phi_{cc} \quad (2.19)$$

Les relations de l'équation 2.18 deviennent des relations entre des vecteurs stationnaires par rapport au stator. Ainsi, le modèle global de la machine asynchrone en défaut de court-circuit s'écrit :

– pour le stator :

$$\begin{cases} \underline{u}_{\alpha\beta_s} = R_s \cdot \underline{i}_{\alpha\beta_s} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{\alpha\beta_s} \\ \underline{\phi}_{\alpha\beta_s} = L_f \cdot \underline{i}_{\alpha\beta_s} + L_m \cdot \left( \underline{i}_{\alpha\beta_s} + \underline{i}_{\alpha\beta_r} + \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \mu_{cc} \cdot \underline{i}_{\alpha\beta_{cc}} \right) \end{cases} \quad (2.20)$$

– pour le rotor :

$$\begin{cases} \underline{u}_{\alpha\beta_r} = 0 = R_r \underline{i}_{\alpha\beta_r} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{\alpha\beta_r} - \omega \cdot P \left( \frac{\pi}{2} \right) \underline{\phi}_{\alpha\beta_r} \\ \underline{\phi}_{\alpha\beta_r} = L_m \cdot \left( \underline{i}_{\alpha\beta_s} + \underline{i}_{\alpha\beta_r} + \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \mu_{cc} \cdot \underline{i}_{\alpha\beta_{cc}} \right) \end{cases} \quad (2.21)$$

– et pour le bobinage en défaut :

$$\begin{cases} 0 = \mu_{cc} \cdot R_s \cdot \underline{i}_{\alpha\beta_{cc}} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{\alpha\beta_{cc}} \\ \underline{\phi}_{\alpha\beta_{cc}} = \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \mu_{cc} \cdot Q(\theta_{cc}) \cdot \left[ L_m \cdot \left( \underline{i}_{\alpha\beta_s} + \underline{i}_{\alpha\beta_r} + \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \mu_{cc} \cdot \underline{i}_{\alpha\beta_{cc}} \right) + \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \mu_{cc} \cdot \underline{i}_{\alpha\beta_{cc}} \right] \end{cases} \quad (2.22)$$

avec

$\underline{u}_{\alpha\beta_s}$  et  $\underline{u}_{\alpha\beta_r}$  : tensions statoriques et rotoriques sur les deux axes  $\alpha$  et  $\beta$ .

$R_r$  est la résistance propre d'une phase rotorique et  $\omega_m$  la pulsation mécanique.

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

Par analogie avec le schéma équivalent ramenée au primaire des transformateurs et en négligeant le terme en  $L_f$  devant  $L_m$  dans l'expression du flux de court-circuit (équation 2.22), les équations de flux de la machine asynchrone en défaut statorique deviennent :

$$\begin{cases} \underline{\phi}_{\alpha\beta_s} = \underline{\phi}_{\alpha\beta_f} + \underline{\phi}_{\alpha\beta_m} = L_f \cdot \underline{i}_{\alpha\beta_s} + L_m \cdot (\underline{i}_{\alpha\beta_s} + \underline{i}_{\alpha\beta_r} - \tilde{\underline{i}}_{\alpha\beta_{cc}}) \\ \underline{\phi}_{\alpha\beta_r} = \underline{\phi}_{\alpha\beta_m} = L_m \cdot (\underline{i}_{\alpha\beta_s} + \underline{i}_{\alpha\beta_r} - \tilde{\underline{i}}_{\alpha\beta_{cc}}) \\ \tilde{\underline{\phi}}_{\alpha\beta_0} \approx \mu_{cc} \cdot Q(\theta_{cc}) \cdot \underline{\phi}_{\alpha\beta_m} \end{cases} \quad (2.23)$$

avec

$$\tilde{\underline{i}}_{\alpha\beta_{cc}} = -\sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \mu_{cc} \cdot \underline{i}_{\alpha\beta_{cc}} \quad \text{et} \quad \tilde{\underline{\phi}}_{\alpha\beta_{cc}} = \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \underline{\phi}_{\alpha\beta_{cc}}$$

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

Ainsi, l'équation de tension du bobinage en défaut ramenée au primaire s'écrit :

$$\tilde{\underline{i}}_{\alpha\beta_{cc}} = \frac{2}{3} \cdot \frac{\mu_{cc}}{R_s} \cdot Q(\theta_{cc}) \cdot \frac{d\underline{\phi}_{\alpha\beta_m}}{dt} \quad (2.24)$$

D'après cette équation, la bobine en défaut se ramène à un simple quadripôle résistif, non équilibré, mis en parallèle avec l'inductance magnétisante.

L'existence de la matrice  $Q(\theta_{cc})$  fait que la représentation d'état dans le repère du stator reste complexe. En négligeant les chutes de tension dues à  $R_s$  et  $L_f$  devant les tensions d'entrée  $\underline{u}_{\alpha\beta_s}$ , on peut approcher les tensions aux bornes du quadripôle de court-circuit par

les tensions statoriques. Les courants de ligne sont alors la somme des courants dus au court-circuit et des courants consommés par le modèle classique de Park. Ainsi, il devient possible d'exprimer simplement l'équation du bobinage en défaut dans le repère statorique :

$$\tilde{i}_{\alpha\beta_{cc}} = \frac{2}{3} \cdot \frac{\mu_{cc}}{R_s} \cdot Q(\theta_{cc}) \cdot \underline{u}_{\alpha\beta_s} \quad (2.25)$$

La figure 2.11 représente le schéma équivalent de la machine asynchrone en régime dynamique à fuites totalisées au stator, tenant compte du défaut de court-circuit.

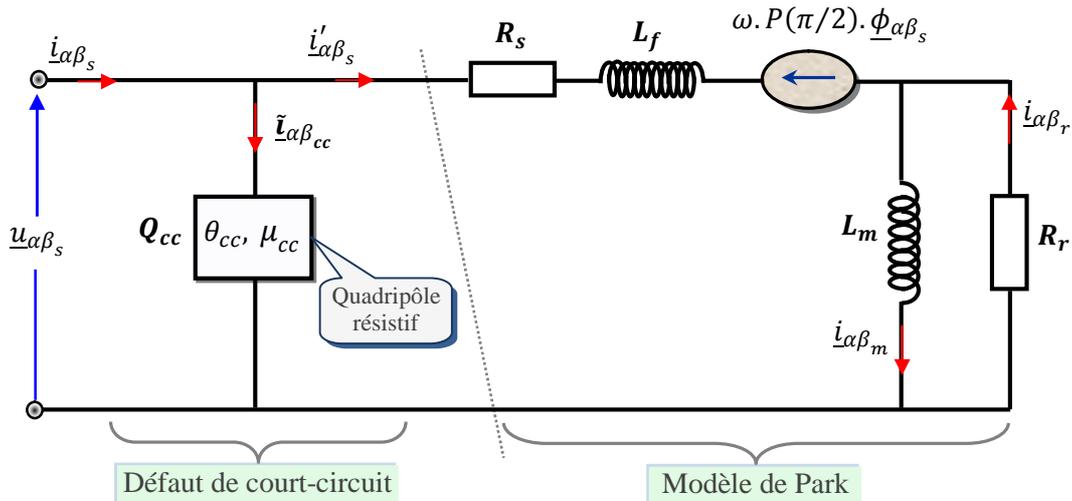


Figure 2.11 : Modèle de court-circuit dans le repère lié au stator

### II.3.3. Généralisation du modèle de défaut statorique

Très simple à implanter car exprimé dans le repère de Park lié au rotor, le modèle de défaut stator que nous venons de présenter offre l'avantage d'expliquer le défaut à travers un quadripôle résistif dédié au bobinage en défaut. Par contre, il est inadapté dans le cas d'un défaut simultané sur plusieurs phases. En effet, cette représentation n'est valide que dans le cas d'un défaut sur une seule phase, le quadripôle de court-circuit se chargeant alors d'expliquer le défaut à travers les deux paramètres  $\theta_{cc}$  et  $\mu_{cc}$ . En présence de courts-circuits sur plusieurs phases, ce modèle risque de traduire le défaut par des paramètres aberrants, vu qu'il ne tient compte que d'un seul bobinage.

Pour y remédier, ce modèle est généralisé, associant ainsi à chaque phase du stator un quadripôle de court-circuit qui prend en charge l'explication d'éventuels bobinages en défaut [31]. Ainsi, en présence de plusieurs courts-circuits, chaque quadripôle permet le diagnostic d'une phase en surveillant la valeur du paramètre  $\mu_{cc}$  et le simple dépassement d'un seuil permet de détecter la présence d'un déséquilibre au stator.

Le mode différentiel représenté par le quadripôle  $Q_{cc}$  étant indépendant de la dynamique du mode commun, il serait judicieux de généraliser le modèle de défaut au cas d'un défaut simultané sur plusieurs phases en associant à chaque phase un quadripôle de court-circuit. Comme les trois phases sont repérées par les angles  $0, \frac{2\pi}{3}$  et  $\frac{4\pi}{3}$  il suffit donc de définir trois bobinages de court-circuit dont les rapports sont respectivement  $\mu_{cc_1}, \mu_{cc_2}, \mu_{cc_3}$  correspondant aux phases  $a_s, b_s$  et  $c_s$  du stator [74-75]. Ce qui revient à mettre en parallèle trois quadripôles résistifs  $Q_{cc_k}$  prenant en charge l'explication d'éventuels bobinages en défaut. Chaque quadripôle sera parcouru par un courant  $\tilde{i}_{dq_{cc_k}}$  dont l'expression est la suivante :

$$\tilde{i}_{dq_{cc_k}} = \frac{2 \mu_{cc_k}}{3 R_s} P(-\theta) \cdot Q(\theta_{cc_k}) \cdot P(\theta) \cdot \underline{u}_{dq_s} \quad (2.26)$$

$Q(\theta_{cc_k})$ : matrice situant l'angle du bobinage en court-circuit (si le court-circuit se produit sur la phase  $a_s$  (resp.  $b_s$  et  $c_s$ ) alors l'angle est égal à  $0$  rad (resp.  $\frac{2\pi}{3}$  et  $\frac{4\pi}{3}$ ).

La figure 2.12 donne le schéma électrique équivalent de la machine asynchrone en régime transitoire dans le repère de Park avec fuites totalisées au stator, en tenant compte d'un éventuel défaut de court-circuit sur une ou plusieurs phases.

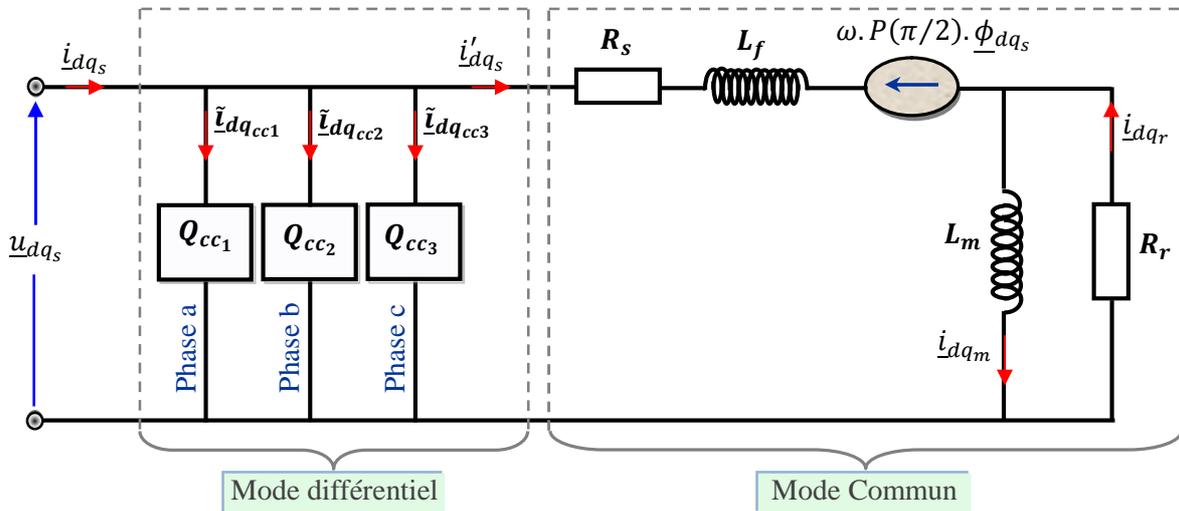


Figure 2.12 : Modèle électrique de la machine en présence de défauts dans les trois phases statoriques

A présent, les angles de court-circuit  $\theta_{cc_k}$  sont connus, ce qui permet de diagnostiquer chaque phase indépendamment en surveillant la valeur du rapport  $\mu_{cc_k}$  et le simple dépassement d'un seuil permet de signaler la présence d'un déséquilibre sur celle-ci. Le modèle global de défaut statorique sera donc paramétrisé par 7 termes  $\{R_s, R_r, L_m, L_f, \mu_{cc_1}, \mu_{cc_2}, \mu_{cc_3}\}$ .

Dans un référentiel noté  $(x)$  tournant à une vitesse  $\omega_a$  par rapport au stator de la machine asynchrone, l'ensemble des équations électriques de la machine asynchrone en défaut de court-circuit statorique s'écrit [5, 31] :

$$\begin{cases} \underline{u}_{dq_s}^{(x)} = R_s \cdot \underline{i}'_{dq_s} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{dq_s}^{(x)} + \omega_a \cdot P\left(\frac{\pi}{2}\right) \cdot \underline{\phi}_{dq_s}^{(x)} \\ \underline{\phi}_{dq_s}^{(x)} = (L_f + L_m) \cdot \underline{i}'_{dq_s} + L_m \cdot \underline{i}_{dq_r}^{(x)} \end{cases} \quad (2.27)$$

$$\begin{cases} 0 = R_r \cdot \underline{i}_{dq_r}^{(x)} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{dq_r}^{(x)} + (\omega_a - \omega) \cdot P\left(\frac{\pi}{2}\right) \cdot \underline{\phi}_{dq_r}^{(x)} \\ \underline{\phi}_{dq_r}^{(x)} = L_m \cdot (\underline{i}'_{dq_s} + \underline{i}_{dq_r}^{(x)}) \end{cases} \quad (2.28)$$

$$\underline{i}_{dq_s}^{(x)} = \underline{i}'_{dq_s} + \underline{\tilde{i}}_{dq_{cc}}^{(x)} = \underline{i}'_{dq_s} + \sum_{k=1}^3 \underline{\tilde{i}}_{dq_{cc_k}}^{(x)} \quad (2.29)$$

$$\underline{\tilde{i}}_{dq_{cc_k}}^{(x)} = \frac{2 \mu_{cc_k}}{3 R_s} P(-\theta_a) \cdot Q(\theta_{cc_k}) \cdot P(\theta_a) \quad (2.30)$$

Si on veut procéder à un diagnostic par identification paramétrique, on est obligé de se placer dans le repère du rotor. Ainsi les équations de tensions et de flux de la machine asynchrone en présence d'un défaut statorique de type court-circuit, dans un référentiel lié au rotor, deviennent :

– Mode commun (stator et rotor) :

$$\begin{cases} \underline{u}_{dq_s} = R_s \cdot \underline{i}'_{dq_s} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{dq_s} + \omega \cdot P\left(\frac{\pi}{2}\right) \cdot \underline{\phi}_{dq_s} \\ \underline{\phi}_{dq_s} = (L_f + L_m) \cdot \underline{i}'_{dq_s} + L_m \cdot \underline{i}_{dq_r} \end{cases} \quad (2.31)$$

$$\begin{cases} 0 = R_r \cdot \underline{i}_{dq_r} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{dq_r} \\ \underline{\phi}_{dq_r} = L_m \cdot (\underline{i}'_{dq_s} + \underline{i}_{dq_r}) \end{cases} \quad (2.32)$$

– Mode différentiel (courants de court-circuit) :

$$\underline{\tilde{i}}_{dq_{cc_k}} = \frac{2 \mu_{cc_k}}{3 R_s} \cdot P(-\theta) \cdot Q(\theta_{cc_k}) \cdot P(\theta) \cdot \underline{u}_{dq_s} \quad (2.33)$$

– Courant résultant :

$$\underline{i}_{dq_s} = \underline{i}'_{dq_s} + \underline{\tilde{i}}_{dq_{cc}} = \underline{i}'_{dq_s} + \sum_{k=1}^3 \underline{\tilde{i}}_{dq_{cc_k}} \quad (2.34)$$

### II.3.4. Simulation du modèle de défaut statorique

En considérant les dynamiques des flux rotoriques  $\underline{\phi}_{dq_r}$ , des courants statoriques  $\underline{i}_{dq_s}$  et les dynamiques électromécaniques  $(\omega, \theta)$ , le système peut alors être décrit par le système d'équations non linéaires :

$$\begin{cases} \dot{\underline{x}} = f(\underline{x}) + g \cdot \underline{u} \\ \underline{y} = h(\underline{x}) + H(\underline{x}) \cdot \underline{u} \end{cases} \quad (2.35)$$

avec

$\underline{x} = [i'_{d_s} \quad i'_{q_s} \quad \phi_{d_r} \quad \phi_{q_r} \quad \omega \quad \theta]^T$ : vecteur d'état

$\underline{u} = [u_{d_s} \quad u_{q_s} \quad C_r]^T$  et  $\underline{y} = [i_{d_s} \quad i_{q_s} \quad \omega]^T$ : entrées et sorties de la machine, respectivement

$$f(\underline{x}) = \begin{bmatrix} -\frac{R_s+R_r}{L_f} \cdot i'_{d_s} + \omega \cdot i'_{q_s} + \frac{R_r}{L_m \cdot L_f} \cdot \phi_{d_r} + \frac{\omega}{L_f} \cdot \phi_{q_r} \\ -\omega \cdot i'_{d_s} - \frac{R_s+R_r}{L_f} \cdot i'_{q_s} - \frac{\omega}{L_f} \cdot \phi_{d_r} + \frac{R_r}{L_m \cdot L_f} \cdot \phi_{q_r} \\ R_r \cdot i'_{d_s} - \frac{R_r}{L_m} \cdot \phi_{d_r} \\ R_r \cdot i'_{q_s} - \frac{R_r}{L_m} \cdot \phi_{q_r} \\ \frac{p^2}{J} \cdot (i'_{q_s} \cdot \phi_{d_r} - i'_{d_s} \cdot \phi_{q_r}) - \frac{f_v}{J} \cdot \omega \\ \omega \end{bmatrix}, \quad g = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_f} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_f} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{p}{J} \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$h(\underline{x}) = \begin{bmatrix} i'_{d_s} \\ i'_{q_s} \\ \omega \end{bmatrix}, \quad H(\underline{x}) = \begin{bmatrix} \frac{2}{3 R_s} \cdot \sum_{k=1}^3 \mu_{cc_k} \cdot P(-\theta) \cdot Q(\theta_{cc_k}) \cdot P(\theta) & \underline{0} \\ \underline{0} & \underline{0} \end{bmatrix}$$

La figure 2.13 représente notre modèle de simulation sous l'environnement Matlab/Simulink construit à partir des équations électriques. Les variables d'entrée sont les trois tensions  $\{u_a, u_b, u_c\}$ , le couple de charge  $C_r$  et les paramètres de défaut  $\{N_{cc_1}, N_{cc_2}, N_{cc_3}\}$ , correspondant respectivement à un court-circuit sur les phases  $a_s, b_s$  ou  $c_s$ .

Le démarrage s'effectue à vide sous tension nominale avec une alimentation triphasée sinusoïdale équilibrée. La simulation est effectuée pendant une durée de 5 sec de la manière suivante :

À l'instant  $t = 1$  sec la machine est soumise à un couple résistant nominal  $C_r = 5$  N.m. En régime établi, on introduit à l'instant  $t = 3$  sec un défaut de type court-circuit de 18 spires sur la phase  $a_s$  (ce qui correspond respectivement à  $\mu_{cc_1} = 0.0388$ ,  $\mu_{cc_2} = 0$  et  $\mu_{cc_3} = 0$ ).

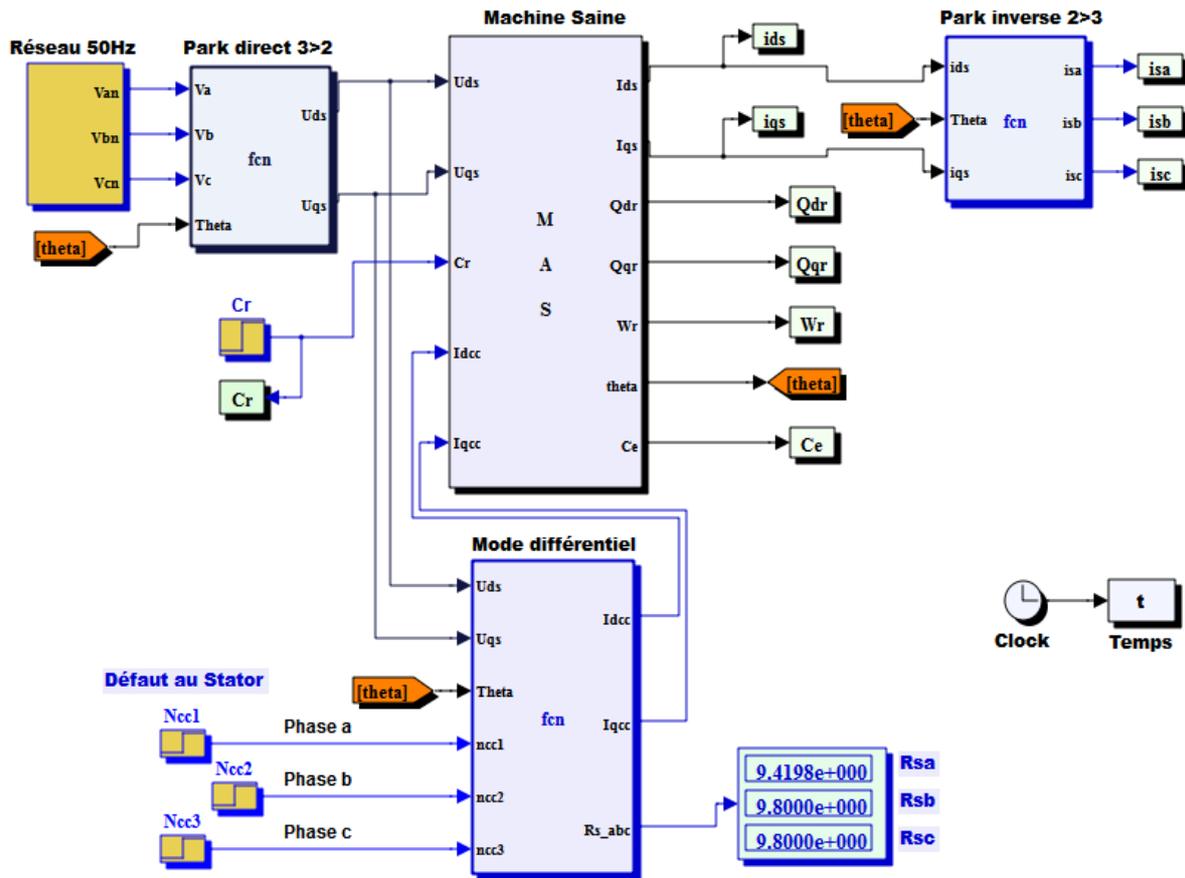


Figure 2.13 : Modélisation de la machine asynchrone sous Matlab/Simulink

Les résultats de simulation sont reportés sur les figures ci-dessous.

### II.3.5. Résultats de simulation du modèle de défaut statorique

La figure 2.14 représente la comparaison des trois courants statoriques pour un défaut de court-circuit de 18 spires dans la phase  $a_s$ . À  $t = 3 \text{ sec}$ , un déséquilibre se manifeste sous forme d'une augmentation importante du courant de la phase où s'est produit le défaut (phase  $a_s$ ) et d'une augmentation moins importante pour les deux autres phases (phases  $b_s$  et  $c_s$ ). Cette augmentation se produit suivant une permutation circulaire directe.

Nous avons aussi remarqué que plus le nombre de spires en court-circuit est important, plus forte est l'augmentation des courants. En plus du déséquilibre du courant, nous remarquons aussi un déséquilibre au niveau des déphasages illustré par la figure 2.14. Ce déphasage n'est plus égal à  $120^\circ$  (cas de fonctionnement sain).

La figure 2.15, représentant l'évolution du couple électromagnétique, révèle que lors de l'application du défaut de court-circuit entre spires d'une même phase, une nouvelle interaction entre la bobine court-circuitée et le rotor s'ajoute à celle qui existe dans le régime

de fonctionnement. Ainsi, les ondulations du couple électromagnétique sont à l'origine de cette interaction créée dans l'entrefer. Ces ondulations croissent avec l'augmentation du nombre de spires en court-circuit, sans que cela change la valeur de la moyenne du couple par rapport à sa valeur en régime sain.

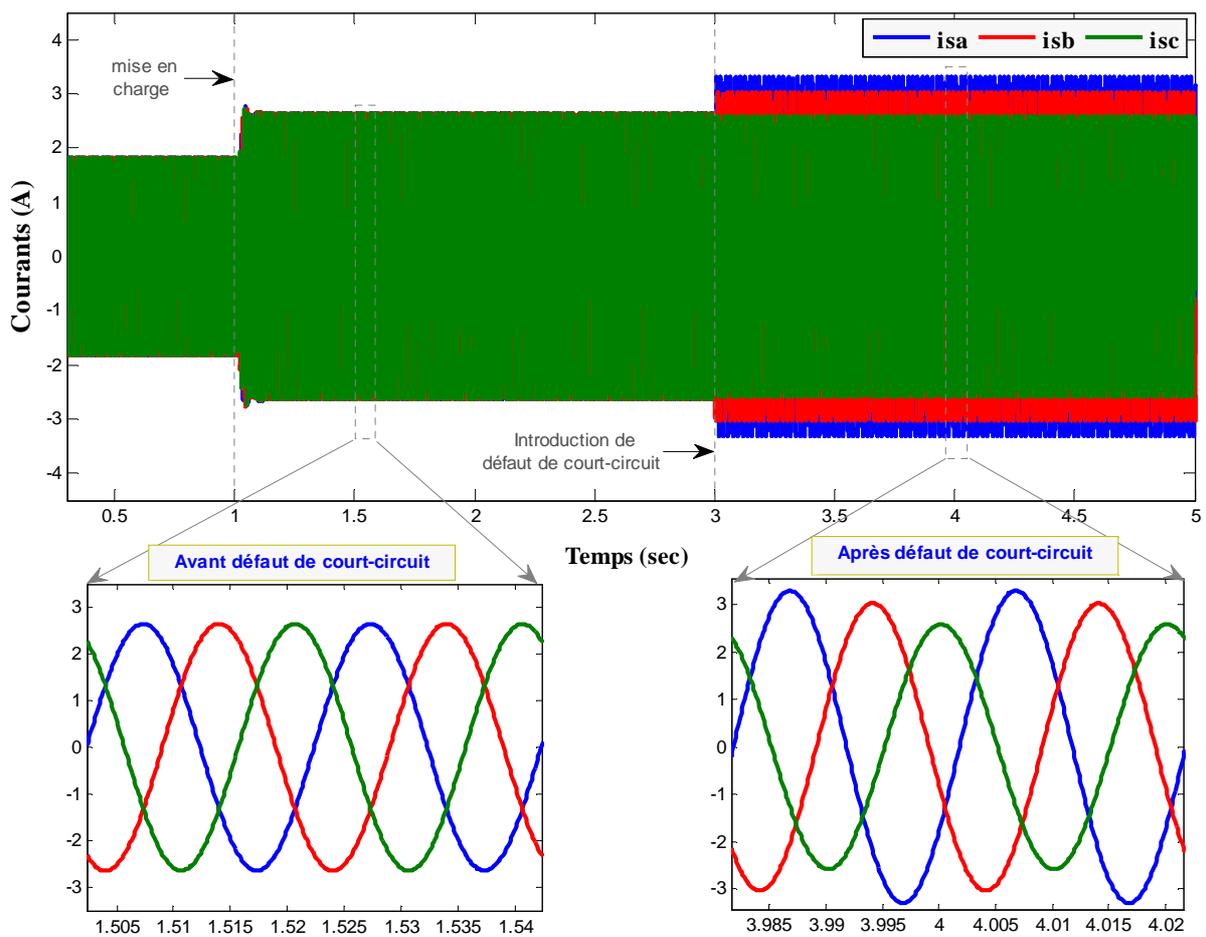
Les résultats de simulation montrent que le défaut de court-circuit au stator affecte aussi la vitesse de rotation (figure 2.16).

La figure 2.17 représente le spectre du courant de la phase  $a_s$  pour une machine à charge moyenne en défaut de type court-circuit entre spires.

A l'état sain, on n'observe aucune raie latérale autour du fondamental 50 Hz (figure 2.6).

Durant le défaut de court-circuit entre spires à la phase  $a_s$  on remarque une seule nouvelle composante de fréquence visible dans les spectres au voisinage du fondamental à 150 Hz.

La composante de 150 Hz, dans le cas d'un court-circuit entre spires, peut être considérée comme un résultat de l'asymétrie dans l'enroulement statorique qui fait apparaître un courant de fréquence située à 150 Hz.



**Figure 2.14 :** Courants simulés en charge, puis lors d'un court-circuit de 18 spires sur la phase  $a_s$

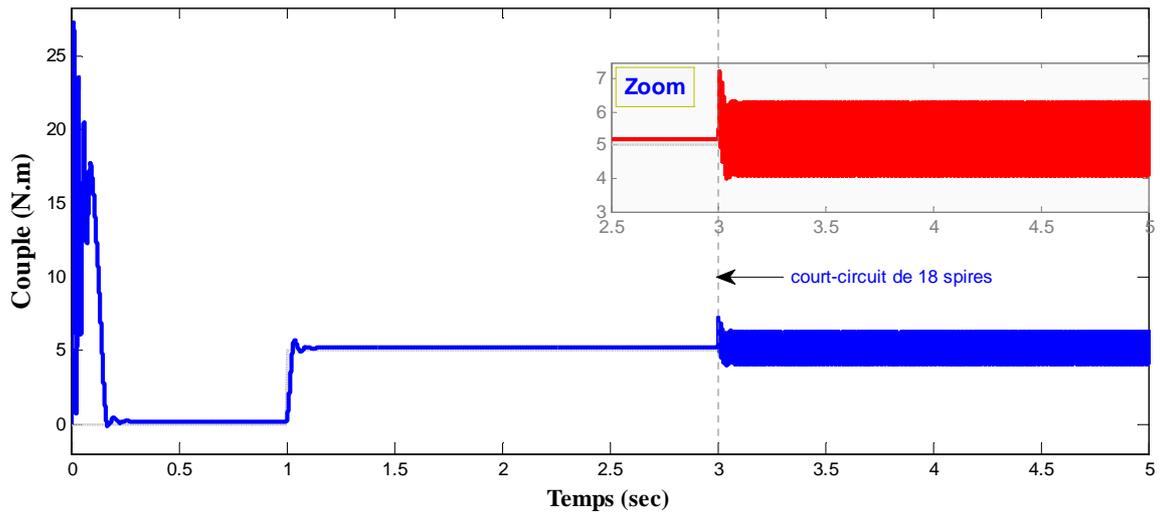


Figure 2.15 : Evolution du couple électromagnétique, en charge puis lors d'un court-circuit de 18 spires sur la phase  $a_s$

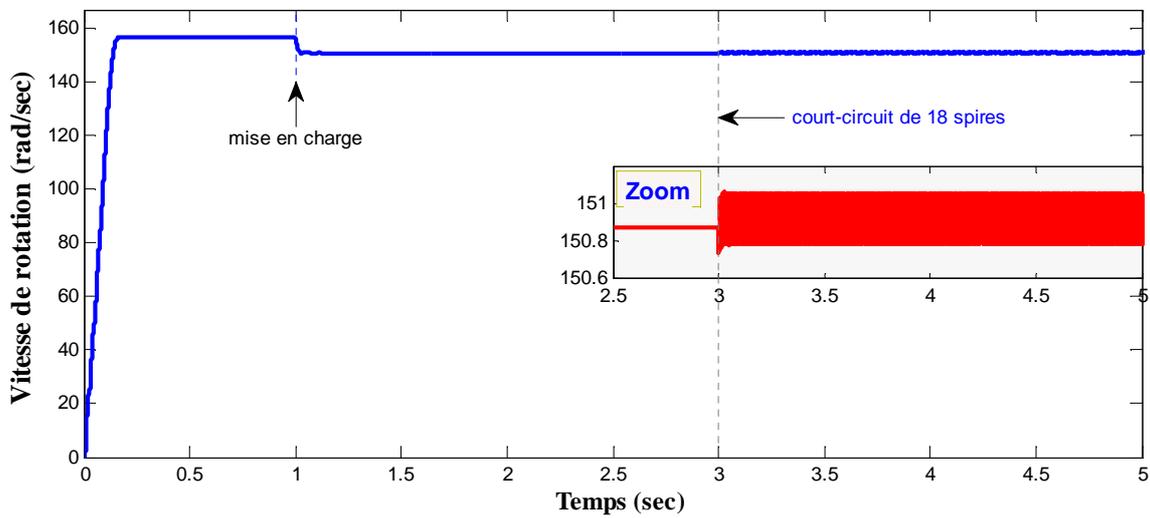


Figure 2.16 : Vitesse de rotation au démarrage, en charge puis lors d'un court-circuit de 18 spires sur la phase  $a_s$

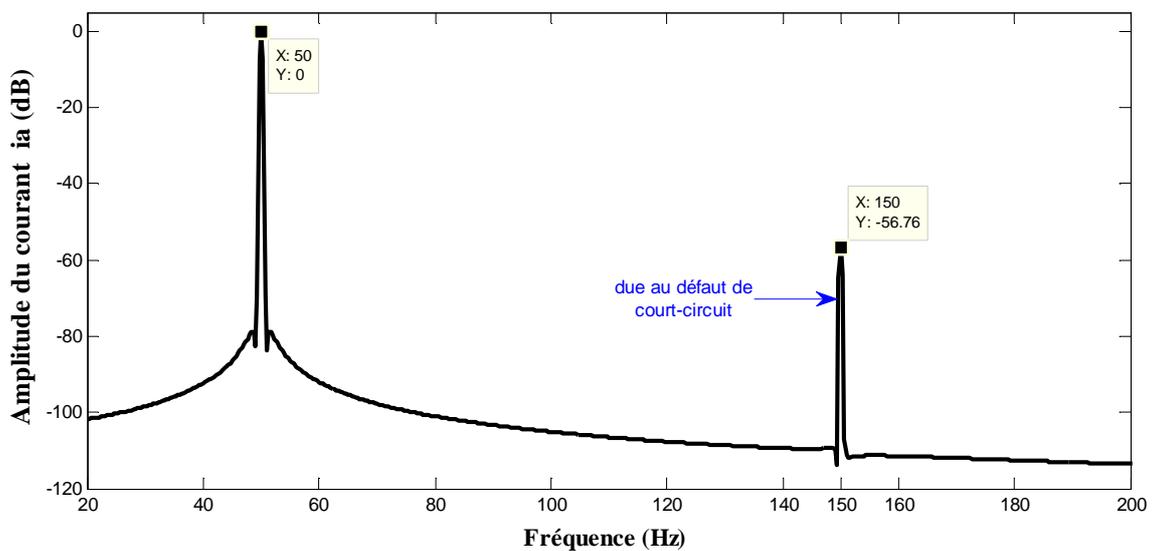


Figure 2.17 : Spectre du courant statorique pour un court-circuit de 18 spires sur la phase  $a_s$

## II.4. Modèle de défauts rotoriques

Plusieurs modèles de rupture de barres sont proposés dans la littérature. Dans le cadre du diagnostic des défauts rotoriques, la mise au point d'un modèle est surtout motivée par les possibilités de simuler ces défauts. Les références [76-78] proposent une modélisation de la machine asynchrone à cage d'écuriel faisant intervenir les paramètres électriques des barres et de l'anneau.

Ces modèles offrent la possibilité de simuler une rupture de barres en réduisant simplement leur nombre total ou en augmentant leur résistance. Outre leur complexité, l'inconvénient de ces modèles est qu'ils nécessitent une connaissance approfondie des paramètres électriques de la machine. Dans le cas d'une approche paramétrique, ce modèle est inapproprié en raison du nombre élevé des paramètres qui le régissent.

Comme dans le cas de la modélisation des courts-circuits au stator, le modèle de défaut rotorique, que nous allons présenter dans ce paragraphe, explique le déséquilibre à travers des paramètres qui sont l'image du défaut présent dans la machine. Ces paramètres permettent ainsi de quantifier et de localiser le défaut.

### II.4.1. Modélisation du rotor en défaut

La figure 2.18 illustre la modélisation conventionnelle du rotor par dipôles élémentaires avec une barre cassée [31, 76].

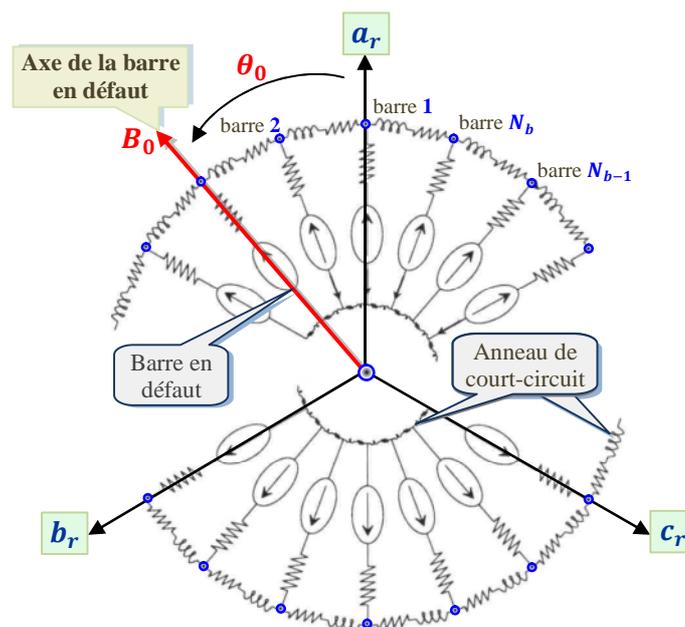


Figure 2.18 : Modélisation par dipôles élémentaires du rotor en défaut

Comme pour un défaut statorique, une rupture de barre rotorique est à l'origine d'un champ stationnaire  $H_0$  par rapport au rotor, dirigé selon l'angle  $\theta_0$  de la barre en défaut. Un paramètre supplémentaire  $\eta_0$  est naturellement introduit pour quantifier le défaut rotorique [73, 79]. Le rotor, dans le repère biphasé, comporte donc un troisième bobinage court-circuité du fait de la cage d'écureuil, parcouru par un courant de défaut fictif  $i_0$  et dont le nombre de spires fictives est proportionnel au taux de défaut. Pour tenir compte de cette anomalie de champ, ce bobinage doit obligatoirement avoir la même direction que la barre en défaut. Par conséquent, le mode différentiel introduit comporte deux paramètres de défaut permettant la détection et la localisation des barres cassées :

- l'angle électrique noté  $\theta_0$  repérant le bobinage en défaut. Ce paramètre permet la localisation de la barre en défaut ;
- le rapport de défaut noté  $\eta_0$  égal au rapport du nombre de spires en défaut sur le nombre total de spires dans une phase triphasée rotorique fictive sans défaut. Ce paramètre permet de quantifier le déséquilibre et d'obtenir le nombre de barres cassées.

Le nombre de spires au rotor étant fictif, pour un rotor de  $N_b$  barres, si on considère une spire rotorique comme étant une maille constituée de deux barres court-circuitées par deux portions d'anneaux [73, 79], alors le nombre total de spires rotoriques est égal au nombre de barres au rotor. Une phase fictive est donc constituée de  $N_b/3$  barres. Pour  $N_{bc}$  barres cassées sur une phase, l'expression du rapport de défaut  $\eta_0$  est donnée par :

$$\eta_0 = \frac{3.N_{bc}}{N_b} \quad (2.36)$$

#### II.4.2. Modélisation du défaut de rupture des barres

Les équations de tension et de flux de la bobine en défaut  $B_0$  exprimées dans le repère biphasé d'axe  $d$  et  $q$  lié au rotor sont les suivantes [73] :

$$\begin{cases} 0 = \eta_0 \cdot R_r \cdot i_0 + \frac{d\phi_0}{dt} \\ \phi_0 = \frac{2}{3} \eta_0^2 \cdot L_r \cdot i_0 + \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \eta_0 \cdot L_r \cdot [\cos(\theta_0) \quad \sin(\theta_0)] \cdot (\underline{i}_{dq_s} + \underline{i}_{dq_r}) \end{cases} \quad (2.37)$$

avec

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

$\theta_0$  : angle repérant le défaut

Le courant  $i_0$  dans le bobinage représentant le défaut est donc à l'origine du champ magnétique  $H_0$  stationnaire par rapport au rotor et dirigé selon l'axe  $\theta_0$ . Ce champ magnétique est à l'origine du flux  $\phi_0$ . En projetant  $i_0$  et  $\phi_0$  sur les axes  $d$  et  $q$  de Park, on leur associe les vecteurs stationnaires :

$$\underline{i}_{dq_0} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_0) \\ \sin(\theta_0) \end{bmatrix} \cdot i_0; \quad \underline{\phi}_{dq_0} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_0) \\ \sin(\theta_0) \end{bmatrix} \cdot \phi_0 \quad (2.38)$$

La relation 2.37 devient une relation entre des vecteurs stationnaires par rapport au rotor. Ainsi, dans le repère rotorique, l'ensemble des équations de la matrice au stator, au rotor et au bobinage  $B_0$  est donné par :

$$\begin{cases} \underline{u}_{dq_s} = R_s \cdot \underline{i}_{dq_s} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{dq_s} + \omega \cdot P\left(\frac{\pi}{2}\right) \cdot \underline{\phi}_{dq_s} \\ \underline{\phi}_{dq_s} = L_f \cdot \underline{i}_{dq_s} + L_m \cdot \left( \underline{i}_{dq_s} + \underline{i}_{dq_r} + \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \eta_0 \cdot \underline{i}_{dq_0} \right) \end{cases} \quad (2.39)$$

$$\begin{cases} \underline{0} = R_r \underline{i}_{dq_r} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{dq_r} \\ \underline{\phi}_{dq_r} = L_m \cdot \left( \underline{i}_{dq_s} + \underline{i}_{dq_r} + \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \eta_0 \cdot \underline{i}_{dq_0} \right) \end{cases} \quad (2.40)$$

$$\begin{cases} \underline{0} = \eta_0 \cdot R_r \cdot \underline{i}_{dq_0} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{dq_0} \\ \underline{\phi}_{dq_0} = \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \eta_0 \cdot L_m \cdot Q(\theta_0) \cdot \left( \underline{i}_{dq_s} + \underline{i}_{dq_r} + \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \eta_0 \cdot \underline{i}_{dq_0} \right) \end{cases} \quad (2.41)$$

avec :

$$Q(\theta_0) = \begin{bmatrix} \cos(\theta_0)^2 & \cos(\theta_0) \cdot \sin(\theta_0) \\ \cos(\theta_0) \cdot \sin(\theta_0) & \sin(\theta_0)^2 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad P(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos\left(\theta + \frac{\pi}{2}\right) \\ \sin(\theta) & \sin\left(\theta + \frac{\pi}{2}\right) \end{bmatrix}$$

Par analogie avec le schéma équivalent ramené au primaire des transformateurs, les équations de flux de la machine asynchrone en défaut rotorique deviennent :

$$\begin{cases} \underline{\phi}_{dq_s} = \underline{\phi}_{dq_f} + \underline{\phi}_{dq_m} = L_f \cdot \underline{i}_{dq_s} + L_m \cdot (\underline{i}_{dq_s} + \underline{i}_{dq_r} - \tilde{\underline{i}}_{dq_0}) \\ \underline{\phi}_{dq_r} = \underline{\phi}_{dq_m} = L_m \cdot (\underline{i}_{dq_s} + \underline{i}_{dq_r} - \tilde{\underline{i}}_{dq_0}) \\ \tilde{\underline{\phi}}_{dq_0} = \eta_0 \cdot Q(\vartheta_0) \cdot \underline{\phi}_{dq_m} \end{cases} \quad (2.42)$$

avec :

$$\tilde{i}_{dq_0} = -\sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \eta_0 \cdot \underline{i}_{dq_0} ; \quad \tilde{\Phi}_{dq_0} = \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \underline{\Phi}_{dq_m}$$

De même, l'équation de tension du bobinage en défaut ramenée au primaire s'écrit :

$$\tilde{i}_{dq_0} = \frac{2}{3} \cdot \frac{\eta_0}{R_r} \cdot Q(\theta_0) \cdot \frac{d\Phi_{dq_m}}{dt} = R_0^{-1} \cdot \frac{d\Phi_{dq_m}}{dt} \quad (2.43)$$

Le schéma équivalent de la machine asynchrone en défaut de rupture de barres dans le repère de Park lié au rotor est représenté par la figure 2.19.

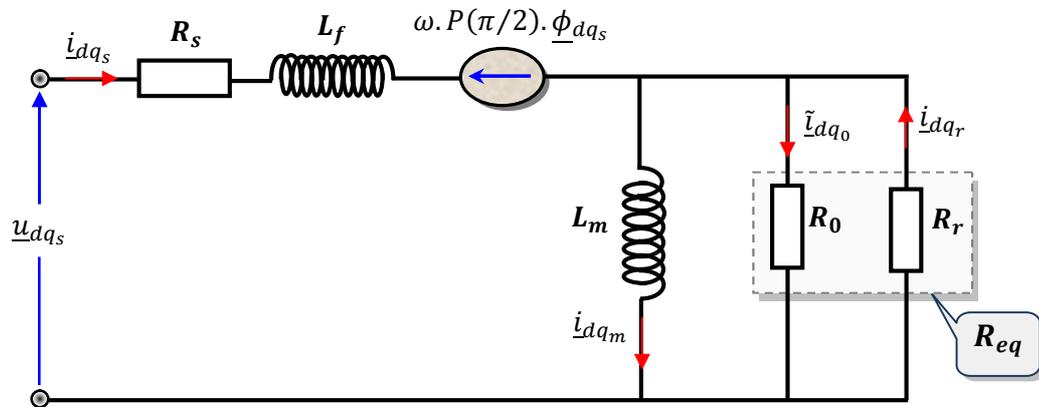


Figure 2.19 : Modèle de défaut rotorique de la machine asynchrone dans le repère de Park

### II.4.3. Schéma électrique équivalent

Le schéma équivalent peut être représenté en considérant la résistance  $R_{eq}$  équivalente et cela par la mise en parallèle de la résistance  $R_r$  et la résistance de défaut  $R_0$  :

$$R_{eq}^{-1} = R_r^{-1} + R_0^{-1} = R_r^{-1} + \frac{2}{3} \cdot R_r^{-1} \cdot Q(\theta_0) \quad (2.44)$$

En inversant pour obtenir l'expression de la matrice équivalente :

$$R_{eq} = R_r + R_{déf} = R_r - \frac{\alpha}{1 + \alpha} \cdot Q(\theta_0) \cdot R_r \quad (2.45)$$

avec :  $\alpha = \frac{2}{3} \cdot \eta_0$

Ainsi on obtient un schéma équivalent avec la mise en série de la résistance  $R_r$  et de la matrice de défaut  $R_{déf}$ .

La figure 2.20 illustre le schéma équivalent de la machine asynchrone avec un défaut rotorique en régime dynamique avec fuites ramenées au stator, dans le repère rotorique. La rupture de barre au rotor se ramène à un simple quadripôle résistif  $R_{\text{déf}}$  mis en série avec la résistance rotorique.

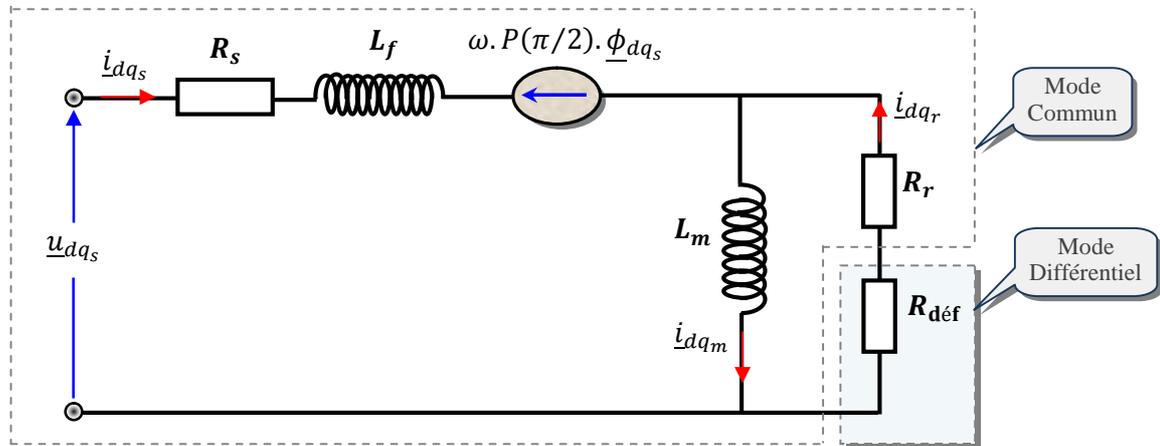


Figure 2.20 : Modèle de défaut rotorique de la machine asynchrone

La distinction entre les résistances  $R_r$  saine et de défaut  $R_{\text{déf}}$  se fait à travers :

$$R_r = R_r \cdot I_2 = R_r \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

et

$$R_{\text{déf}} = -\frac{\alpha}{1+\alpha} \cdot R_r \cdot \begin{bmatrix} \cos(\theta_0)^2 & \cos(\theta_0) \cdot \sin(\theta_0) \\ \cos(\theta_0) \cdot \sin(\theta_0) & \sin(\theta_0)^2 \end{bmatrix}$$

On remarque que la résistance de défaut, au contraire de la résistance saine, possède des termes de couplage.

Si la machine est saine ( $\alpha = 0$ ), ce qui correspond à  $R_{\text{déf}}$  nulle, ce qui revient à court-circuiter le quadripôle de défaut, le schéma équivalent correspond donc à celui du modèle classique de Park lié au rotor.

Lorsque le paramètre  $\alpha$  est non nul, la résistance  $R_{\text{déf}}$  introduit un déséquilibre dans les grandeurs rotoriques ainsi que des termes de couplage sur les axes  $d$  et  $q$  du rotor. Par conséquent, de nouvelles composantes dont la pulsation est proportionnelle au glissement de la machine sont introduites, et se retrouvent de ce fait dans les courants statoriques, traduisant ainsi un déséquilibre rotorique.

L'angle  $\theta_0$  permet d'effectuer un repérage absolu du bobinage en défaut par rapport à l'axe  $d$ . En effet, les courants réels induits dans les encoches rotoriques étant  $N_p$  phasés, l'angle  $\theta_0$  est

donc fixé par la position initiale du rotor par rapport au stator. Pour localiser une barre cassée, il faut donc imposer au rotor une référence qui permet de repérer les barres selon l'angle  $\theta_0$  : il suffit pour cela d'effectuer la mesure de la position du rotor grâce à un capteur de position. L'ensemble des équations électriques de la machine asynchrone en défaut rotorique, dans un référentiel lié au rotor, s'écrit :

$$\begin{cases} \underline{u}_{dq_s} = R_s \cdot \underline{i}_{dq_s} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{dq_s} + \omega \cdot P \left( \frac{\pi}{2} \right) \cdot \underline{\phi}_{dq_s} \\ \underline{\phi}_{dq_s} = (L_f + L_m) \cdot \underline{i}_{dq_s} + L_m \cdot \underline{i}_{dq_r} \end{cases} \quad (2.46)$$

$$\begin{cases} 0 = R_r \cdot \underline{i}_{dq_r} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{dq_r} \\ \underline{\phi}_{dq_r} = L_m \cdot (\underline{i}_{dq_s} + \underline{i}_{dq_r}) \end{cases} \quad (2.47)$$

$$\begin{cases} R_{eq} = R_r \cdot I_2 + R_{d\acute{e}f} \\ R_{d\acute{e}f} = \frac{\alpha}{1 - \alpha} \cdot Q(\theta_0) \cdot R_r \end{cases} \quad (2.48)$$

#### II.4.4. Simulation du modèle de défauts rotoriques

Le système global simulé est obtenu en introduisant l'équation électromécanique de la machine. Ainsi, la machine asynchrone en défaut de rupture de barre peut être décrite par le système d'équations différentielles :

$$\begin{cases} \dot{\underline{x}} = f(\underline{x}) + g \cdot \underline{u} \\ \underline{y} = h(\underline{x}) \end{cases} \quad (2.49)$$

avec :

$\underline{x} = [i_{d_s} \quad i_{q_s} \quad \phi_{d_r} \quad \phi_{q_r} \quad \omega \quad \theta]^T$ : vecteur d'état

$\underline{u} = [u_{d_s} \quad u_{q_s} \quad C_r]^T$  et  $\underline{y} = [i_{d_s} \quad i_{q_s} \quad \omega]^T$ : entrées et sorties du système, respectivement

$$f(\underline{x}) = \begin{bmatrix} - \left( (R_s \cdot I + R_{eq}) \cdot L_f^{-1} + \omega \cdot P(\pi/2) \right) \cdot \underline{i}_{dq_s} + \left( R_{eq} \cdot L_m^{-1} - \omega \cdot P(\pi/2) \right) \cdot L_f^{-1} \cdot \underline{\phi}_{dq_r} \\ R_{eq} \cdot \underline{i}_{dq_s} - R_{eq} \cdot L_m^{-1} \cdot \underline{\phi}_{dq_r} \\ \frac{p^2}{J} \cdot (i_{q_s} \cdot \phi_{d_r} - i_{d_s} \cdot \phi_{q_r}) - \frac{f_v}{J} \cdot \omega \\ \omega \end{bmatrix}$$

$$g = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_f} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_f} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{p}{J} \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad h(\underline{x}) = \begin{bmatrix} i_{d_s} \\ i_{q_s} \\ \omega \end{bmatrix}$$

$$[R_{eq}] = R_r \cdot \left( I + \frac{\alpha}{1-\alpha} \cdot Q(\theta_0) \right), \quad \alpha = \frac{2}{3} \cdot \eta_0$$

La figure 2.21 montre une représentation visuelle des fichiers Simulink utilisés pour la simulation de la machine asynchrone en défaut de rupture de barre. L'intérêt de cet outil est de disposer d'un environnement permettant de mettre en œuvre rapidement et simplement la simulation de l'entraînement électrique, avec différents défaut de rupture des barres au rotor. Les variables d'entrée de ce modèle, sont les trois tensions  $\{u_a, u_b, u_c\}$ , le couple de charge  $C_r$  et les paramètres de défaut de rupture des barres rotorique  $\{N_{bc_1}, N_{bc_2}, \theta_{01}, \theta_{02}\}$ .

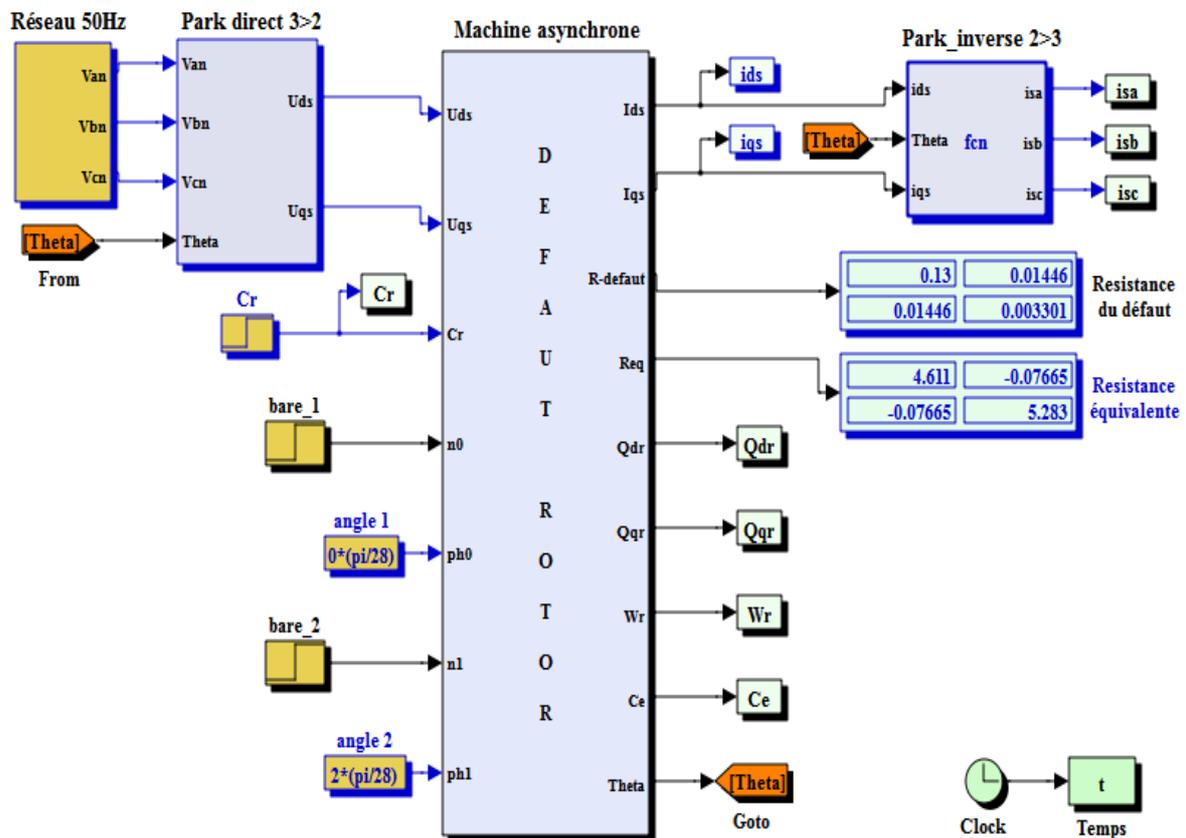


Figure 2.21 : Modèle Matlab/Simulink de la machine avec défaut rotorique

### II.4.5. Résultats de simulation du modèle de défauts rotoriques

Le démarrage s'effectue à vide sous tension nominale avec une alimentation triphasée sinusoïdale équilibrée. La simulation est menée sur une durée de 5 sec de la manière suivante :

- À l'instant  $t = 0.5$  sec la machine est soumise à un couple résistant  $C_r = 5\text{N.m}$ ,
- À l'instant  $t = 1$  sec nous simulons la rupture de la première barre,
- Par la suite, la rupture de la deuxième barre se produit à  $t = 3$  sec pour mettre en évidence l'effet du nombre de barres rompues.

Les figures 2.22, 2.23, 2.24 montrent l'évolution du courant statorique, du couple électromagnétique et de la vitesse, en charge puis lors de la rupture de la première barre, ensuite de la seconde barre.

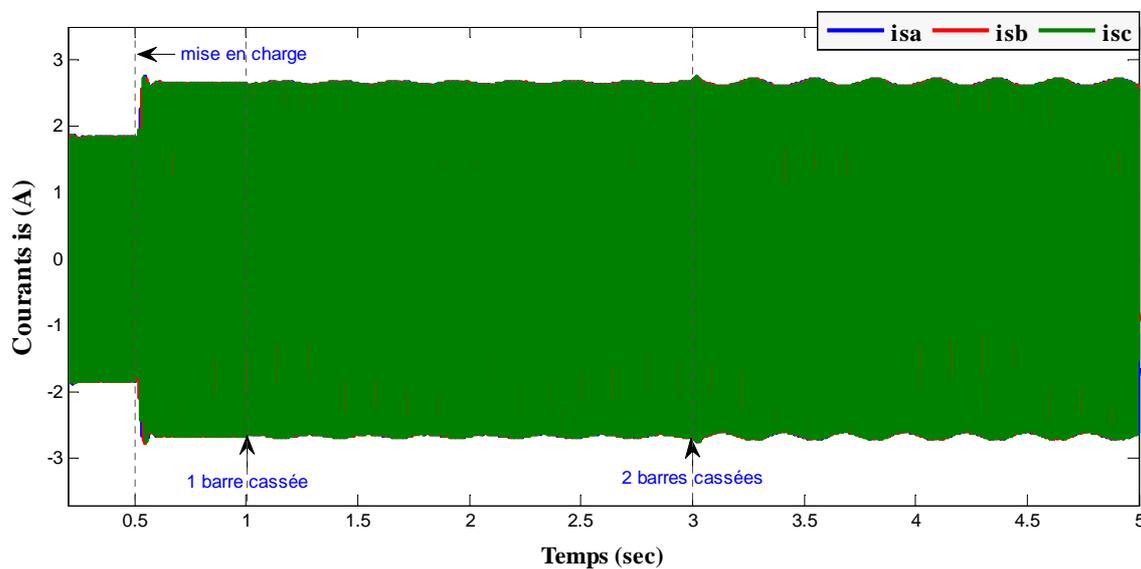


Figure 2.22 : Evolution des courants statoriques à vide, en charge puis lors de la rupture de barres

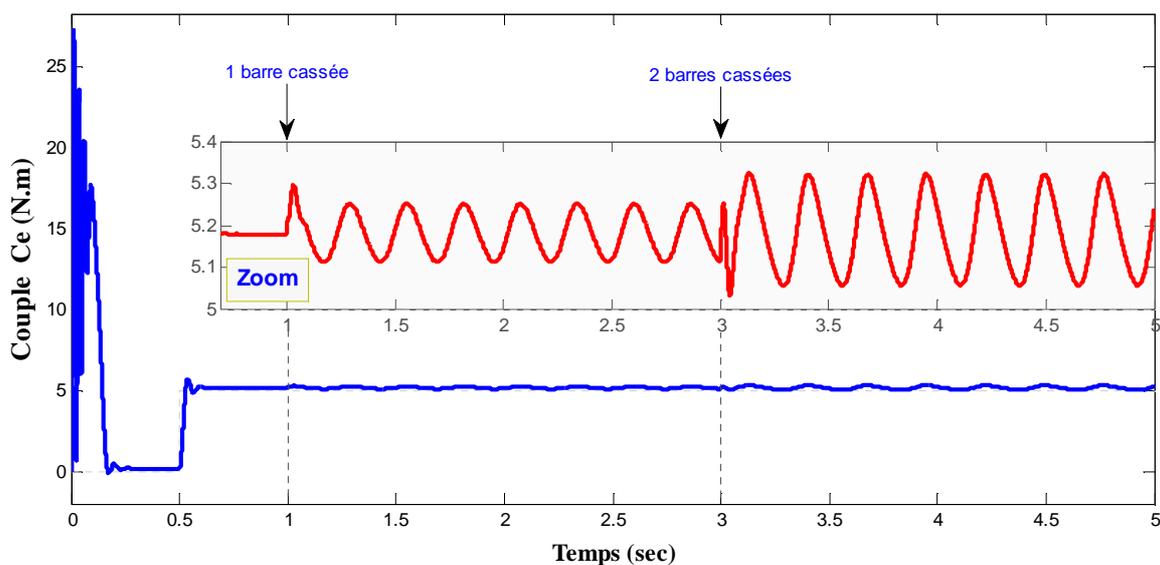
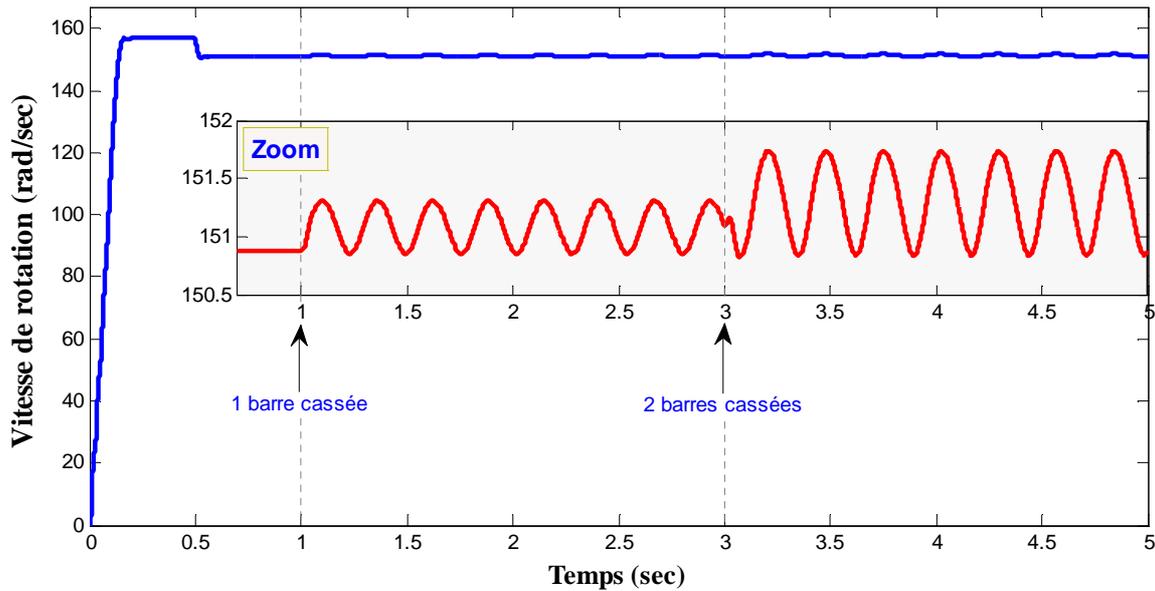


Figure 2.23 : Evolution du couple électromagnétique au démarrage, en charge puis lors de la rupture de barres



**Figure 2.24 :** Vitesse de rotation au démarrage, en charge puis lors de la rupture de barres

La figure 2.22 représente l'évolution des courants de ligne absorbés par les phases statoriques. Comme on peut le constater, lors d'un défaut de rupture de barres au rotor, il y a apparition d'ondulations identiques sur les trois courants statoriques tout en restant toujours déphasés de  $120^\circ$  entre eux. Cependant, l'amplitude de cette ondulation est proportionnelle au nombre de barres cassées. Nous remarquons que l'amplitude des oscillations augmente avec l'augmentation du nombre de barres cassées.

L'analyse du couple électromagnétique (figure 2.23) montre une modification importante de son allure lorsque les défauts rotoriques apparaissent. La présence d'une oscillation lorsque le rotor de la machine est sain est due à la prise en compte des harmoniques. Nous apercevons qu'une légère modulation vient perturber l'évolution du couple lorsque la première barre est cassée. Nous remarquons aussi que cette modulation prend plus d'importance avec l'apparition du second défaut. En théorie, cette modulation d'amplitude a une fréquence identique à celle de la vitesse, c'est-à-dire  $(2 \cdot g \cdot f_s)$ .

En analysant la figure 2.24 présentant l'évolution de la vitesse rotorique, nous remarquons l'apparition d'une légère ondulation lorsque la rupture de la première barre rotorique apparaît. Cette ondulation, qui augmente lorsque le deuxième défaut est créé, oscille à une fréquence de  $(2 \cdot g \cdot f_s)$ . Cette variation de vitesse est très faible car elle dépend essentiellement de l'inertie  $J$  de l'ensemble machine-charge. Plus l'inertie de l'ensemble sera grande, moins la variation de vitesse sera importante.

On considère que la machine est alimentée directement à travers un réseau triphasé avec une charge moyenne de 5 N.m. L'analyse spectrale par la FFT est effectuée sur le courant d'une

phase statorique pour un rotor avec une et deux barres cassées, avec un fenêtrage de type Hamming. Ces résultats sont présentés sur les figures 2.25 et 2.26.

L'analyse par FFT permet de mettre en évidence les raies présentes dans le spectre du signal. En fonctionnement sain de la machine, on n'observe aucune raie latérale autour du fondamentale à 50Hz (figure 2.6). En fonctionnement avec défaut d'une barre et deux barres cassées comme le montre respectivement la figure 2.25 et 2.26, il y a une apparition des raies latérales au voisinage du fondamental correspondant aux raies de défaut. On constate l'apparition de raies en symétrie autour de la fréquence fondamentale, de fréquence de l'ordre de  $f_s(1 \pm 2.g)$ . La différenciation entre une et deux barres cassées ne semble pas évidente même si l'amplitude des raies augmente avec la sévérité du défaut.

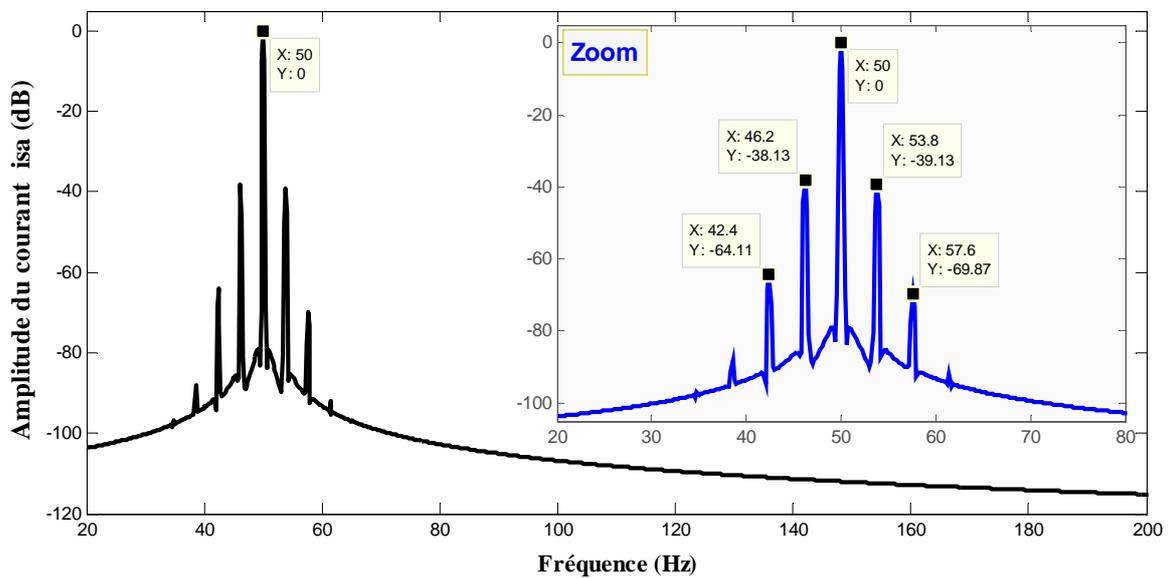


Figure 2.25 : Spectre du courant statorique pour une machine avec une barre cassée

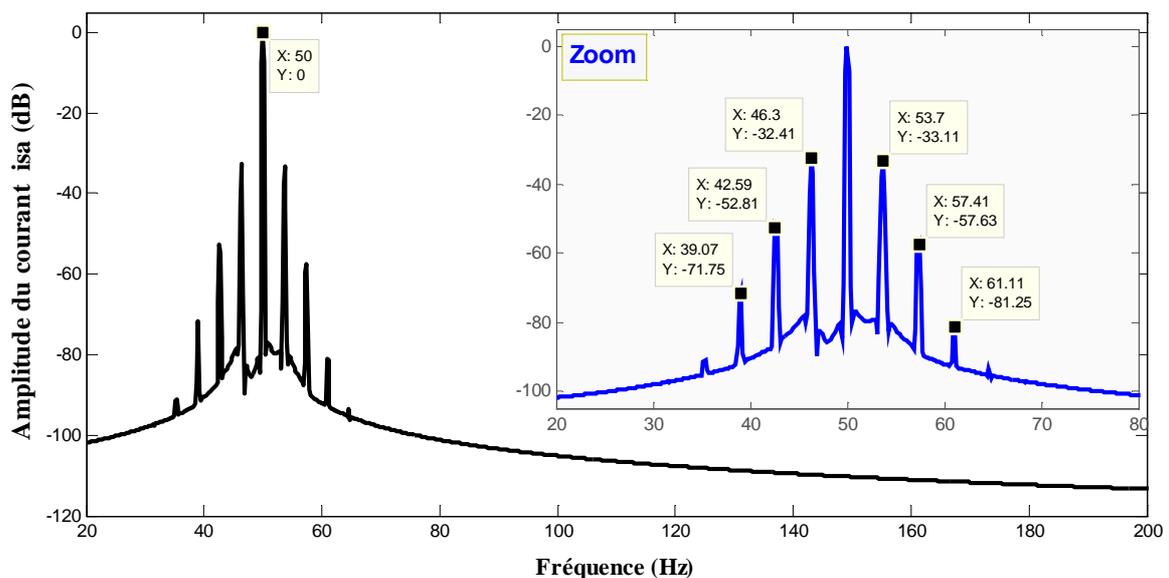


Figure 2.26 : Spectre du courant statorique pour une machine avec deux barres cassées

## II.5. Modèle de défaut simultané stator/rotor

Nous avons présenté, dans les paragraphes précédents, deux modèles de défaut de la machine asynchrone à cage. Chaque modèle est dédié à un défaut particulier : court-circuit des spires au stator et rupture de barres au rotor. En milieu industriel, les défauts intervenant en cours de fonctionnement sont rarement localisés dans une seule partie de la machine. En effet, la réaction en chaîne des incidents est fortement envisageable car le rotor, comme le stator, sont soumis au même environnement. Ainsi, il est intéressant, dans une optique de surveillance généralisée de la machine, d'envisager un diagnostic de défauts simultanés stator/rotor.

### II.5.1. Modèle global de la machine asynchrone en défaut stator/rotor

En situation de défaut combiné stator/rotor, la signature d'un défaut statorique est différente d'un défaut rotorique. En effet, un quelconque défaut statorique est à l'origine d'un champ stationnaire par rapport au stator dirigé selon l'axe de la bobine en défaut, les grandeurs qui en découlent sont alors naturellement autour des hautes fréquences (fréquence du champ tournant). Par contre, un défaut rotorique est à l'origine d'un champ stationnaire par rapport au rotor dirigé selon l'axe de la barre en défaut. Le rotor étant mobile, les grandeurs du défaut sont alors proches des basses fréquences (fréquence de glissement).

Etant donné que les deux principaux défauts peuvent être découplés, on propose le modèle global de défaut simultané stator/rotor [31, 69] représenté sur la figure 2.27.

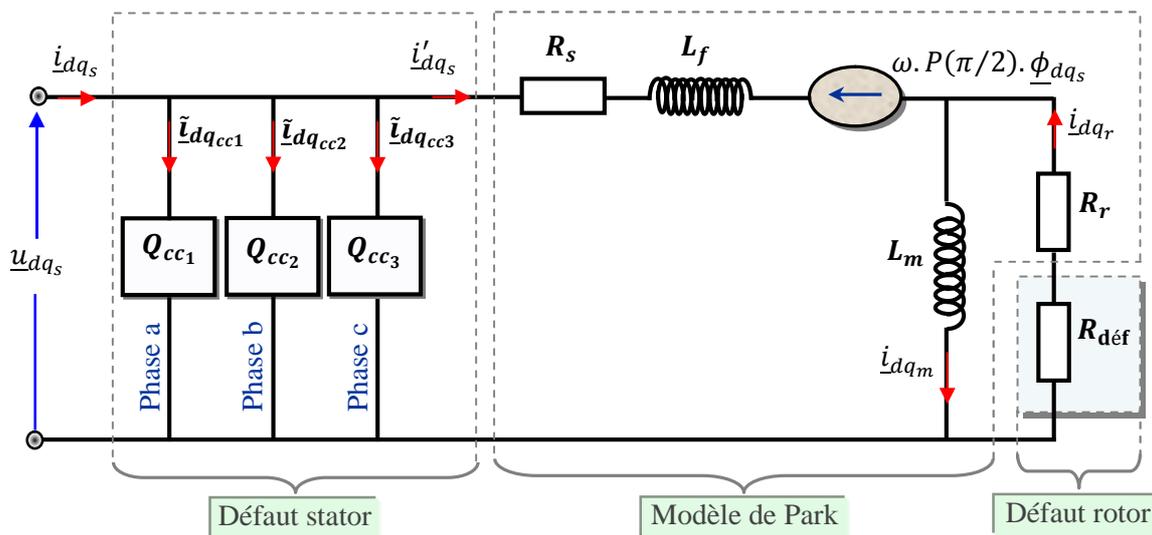


Figure 2.27 : Modèle de défauts mixte stator/rotor de la machine asynchrone

Ce modèle fait intervenir le fonctionnement sain de la machine (modèle de Park), les courts-circuits de spires au stator à travers des quadripôles de court-circuit, et la rupture de barres au rotor à travers la matrice résistance de défaut.

L'ensemble des équations électriques de la machine asynchrone en défaut simultané stator/rotor, dans le repère de Park lié au rotor, s'écrit alors :

$$\begin{cases} \underline{u}_{dq_s} = R_s \underline{i}'_{dq_s} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{dq_s} + \omega \cdot P \left( \frac{\pi}{2} \right) \underline{\phi}_{dq_s} \\ \underline{\phi}_{dq_s} = (L_f + L_m) \cdot \underline{i}'_{dq_s} + L_m \cdot \underline{i}_{dq_r} \end{cases} \quad (2.50)$$

$$\begin{cases} 0 = R_{eq} \cdot \underline{i}_{dq_r} + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_{dq_r} \\ \underline{\phi}_{dq_r} = L_m \cdot (\underline{i}'_{dq_s} + \underline{i}_{dq_r}) \end{cases} \quad (2.51)$$

$$\underline{i}_{dq_s} = \underline{i}'_{dq_s} + \sum_1^3 \tilde{\underline{i}}_{dq_{cc_k}} \quad (2.52)$$

$$\tilde{\underline{i}}_{dq_{cc_k}} = \frac{2 \mu_{cc}}{3 R_s} \cdot P(-\theta) \cdot Q(\theta_{cc_k}) \cdot P(\theta) \cdot \underline{u}_{dq_s} \quad (2.53)$$

$$\begin{cases} R_{eq} = R_r \cdot I_2 + R_{d\acute{e}f} \\ R_{d\acute{e}f} = \frac{\alpha}{1 - \alpha} \cdot Q(\theta_0) \cdot R_r \end{cases} \quad (2.54)$$

Le modèle de défaut mixte stator/rotor permet la détection et la localisation de spires en court-circuit à partir des rapports  $\mu_{cc_k}$  et des angles  $\theta_{cc_k}$  ainsi que la quantification du nombre de barres cassées à travers le rapport  $\eta_0$ . Ainsi, la connaissance de ces paramètres par identification paramétrique permet une surveillance généralisée de la machine asynchrone.

### II.5.2. Simulation du modèle de défaut simultané stator/rotor

En introduisant l'équation électromécanique, on écrit le modèle de la machine asynchrone avec défaut simultané stator/rotor dans le repère de Park lié au rotor :

$$\begin{cases} \dot{\underline{x}} = f(\underline{x}) + g \cdot \underline{u} \\ \underline{y} = h(\underline{x}) + H(\underline{x}) \cdot \underline{u} \end{cases} \quad (2.55)$$

avec

$\underline{x} = [i'_{d_s} \quad i'_{q_s} \quad \phi_{d_r} \quad \phi_{q_r} \quad \omega \quad \theta]^T$ : vecteur d'état

$\underline{u} = [u_{d_s} \quad u_{q_s} \quad C_r]^T$  et  $\underline{y} = [i_{d_s} \quad i_{q_s} \quad \omega]^T$ : entrées et sorties du système, respectivement

$$f(\underline{x}) = \begin{bmatrix} -\left((R_s \cdot I + [R_{eq}]) L_f^{-1} + \omega P(\pi/2)\right) \dot{i}'_{dq_s} + \left([R_{eq}] L_m^{-1} - \omega P(\pi/2)\right) L_f^{-1} \underline{\phi}_{dq_r} \\ [R_{eq}] \cdot \dot{i}'_{dq_s} - [R_{eq}] \cdot L_m^{-1} \cdot \underline{\phi}_{dq_r} \\ \frac{p^2}{J} \cdot (i'_{q_s} \cdot \phi_{d_r} - i'_{d_s} \cdot \phi_{q_r}) - \frac{f_v}{J} \cdot \omega \\ \omega \end{bmatrix}$$

$$g = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_f} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_f} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{p}{J} \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad h(\underline{x}) = \begin{bmatrix} i'_{d_s} \\ i'_{q_s} \\ \omega \end{bmatrix}, \quad H(\underline{x}) = \begin{bmatrix} \frac{2}{3 R_s} \cdot \sum_{k=1}^3 \mu_{cc_k} \cdot P(-\theta) \cdot Q(\theta_{cc_k}) \cdot P(\theta) & \underline{0} \\ \underline{0} & \underline{0} \end{bmatrix}$$

$$[R_{eq}] = R_r \cdot \left( I + \frac{\alpha}{1-\alpha} \cdot Q(\theta_0) \right) \text{ où } \alpha = \frac{2}{3} \cdot \eta_0$$

La figure 2.28 montre une représentation visuelle des fichiers Simulink utilisés pour la simulation de la machine asynchrone en cas de défaut combiné stator/rotor.

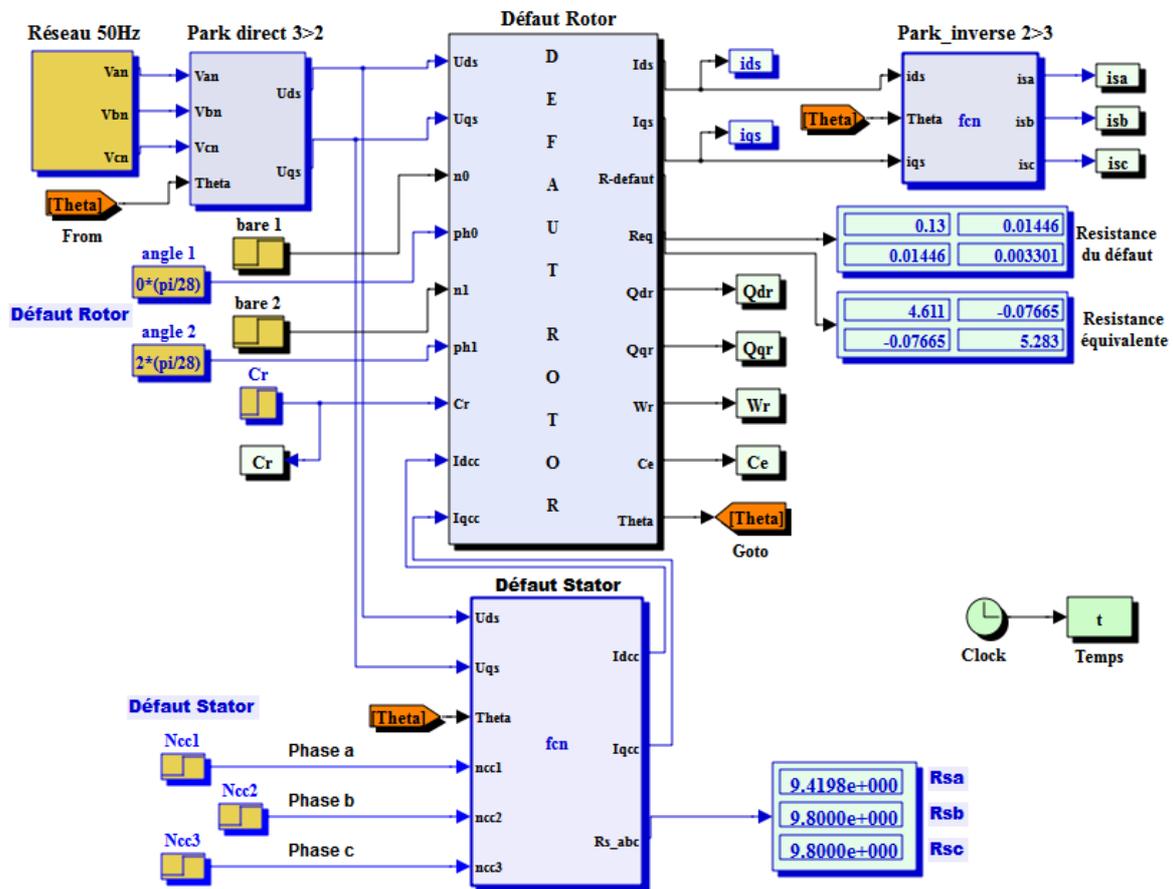


Figure 2.28 : Modèle Matlab/Simulink de la machine avec défaut mixte stator/rotor

### II.5.3. Résultats de simulation du modèle de défaut simultané stator/rotor

La simulation est effectuée pour une durée de 5 sec. A l'instant  $t = 0.5 \text{ sec}$ , nous procédons à l'application d'un échelon de couple résistant de 5 N.m. Pour simuler un défaut simultané stator/rotor, on introduit en régime établi une rupture de deux barres à l'instant  $t = 1 \text{ sec}$  et un court-circuit de 18 spires sur la phase  $a_s$  à l'instant  $t = 3 \text{ sec}$ .

La figure 2.29 montre les courants de ligne avec un défaut simultané stator/rotor : un défaut statorique de  $\mu_{cc_1} = 3.88 \%$  de spires court-circuitées sur la phase  $a_s$  et un défaut rotorique de type rupture de deux barres cassées. On peut remarquer qu'à partir de  $t = 1 \text{ sec}$ , de nouvelles composantes dues aux barres cassées apparaissent dans les trois courants (cas de défaut rotor). A  $t = 3 \text{ sec}$ , le court-circuit fait augmenter le courant dans la phase  $a_s$  où s'est produit le défaut (cas de défaut stator).

La figure 2.30 montre le spectre du courant statorique pour une machine avec un défaut mixte. On peut voir des raies latérales (à la fréquence  $(1 \pm 2. \text{k. g}). f_s$ ) au voisinage du fondamental (50 Hz) correspondant aux raies du défaut rotorique, de plus leur amplitude est une indication du degré de sévérité du défaut. L'apparition de la raie de 150 Hz correspond au défaut de court-circuit entre spires.

Les figures 2.31 et 2.32, représentent respectivement l'évolution du couple électromagnétique et de la vitesse de rotation, lors de la création du défaut de deux barres successives puis lors de l'introduction du défaut de court-circuit de 18 spires ( $\mu_{cc_1} = 3.88\%$ ) sur la phase  $a_s$ . A partir de  $t = 3 \text{ sec}$ , nous retrouvons les mêmes phénomènes combinés des deux défauts.

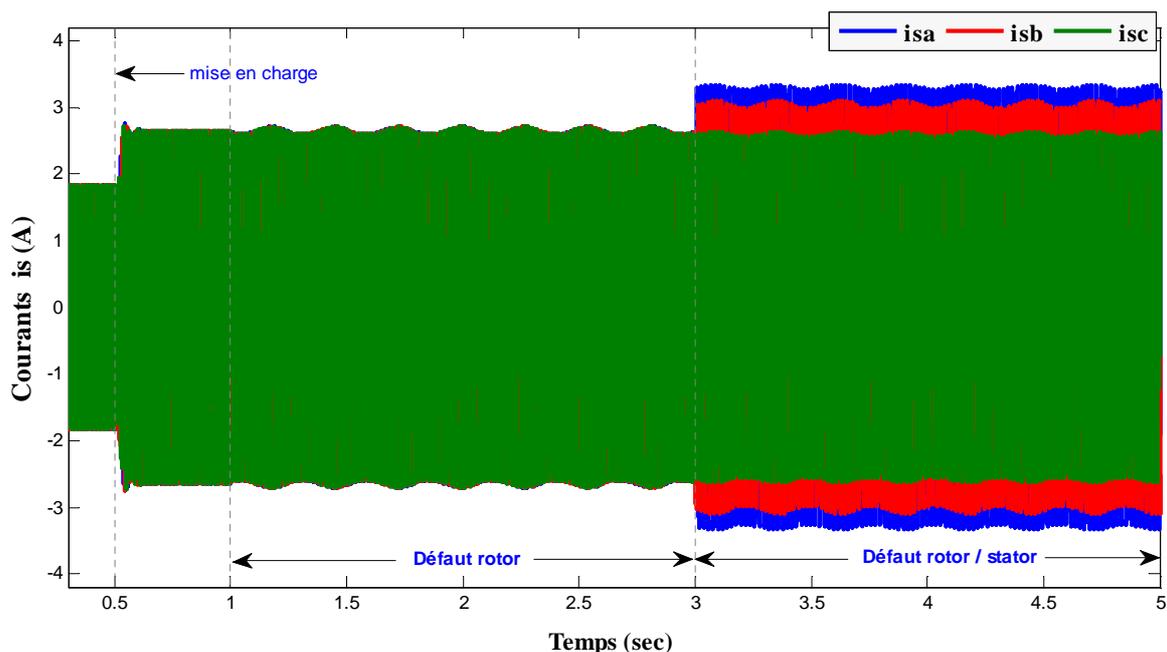


Figure 2.29 : Courants statoriques de la machine en présence de défaut simultané stator/rotor

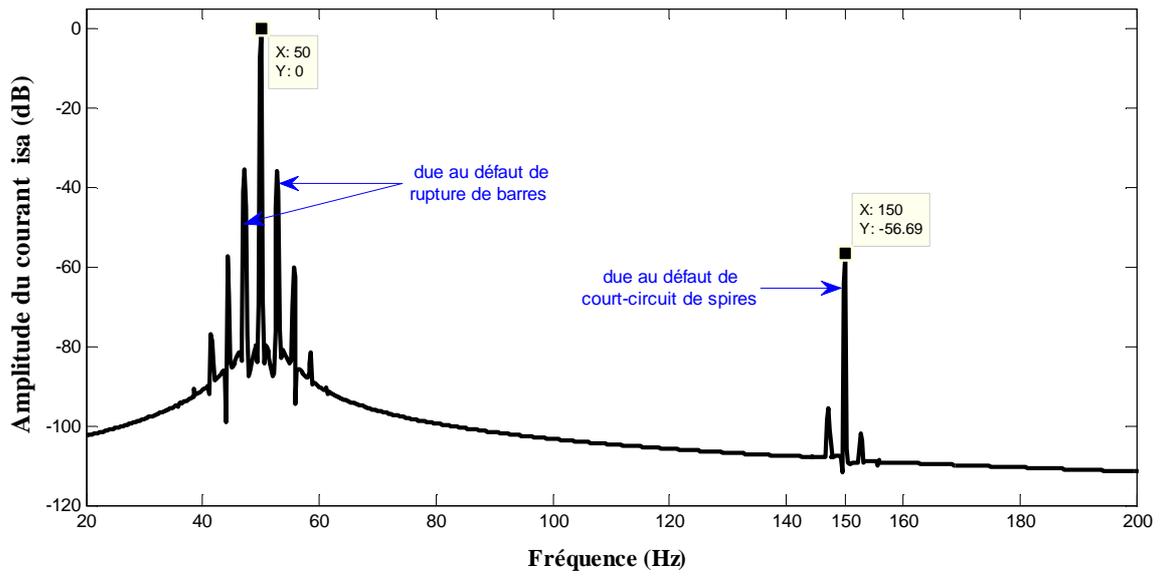


Figure 2.30 : Spectre du courant statorique pour une machine avec défaut simultané

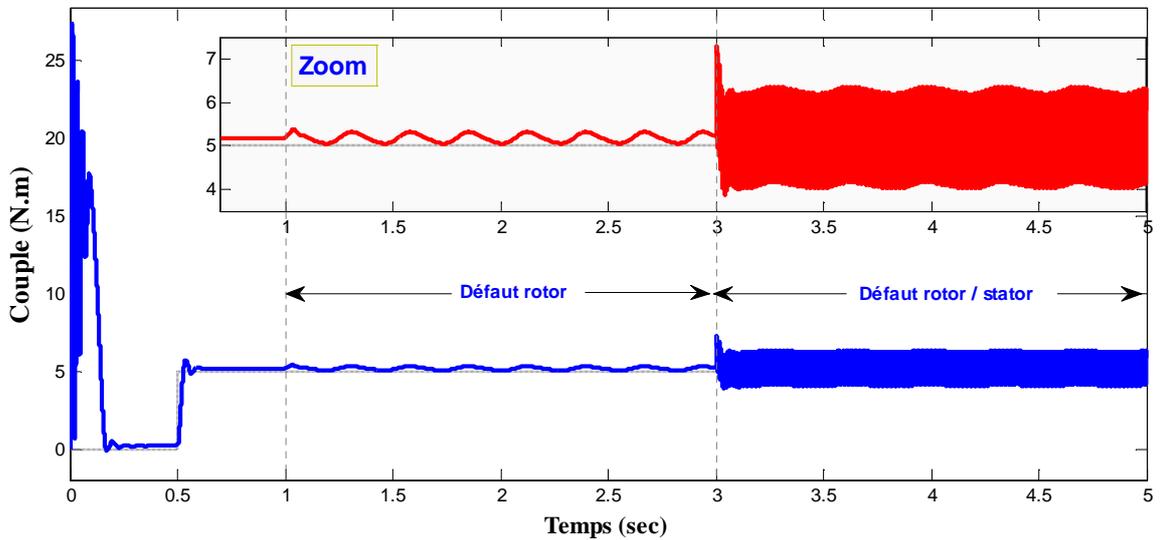


Figure 2.31 : Evolution du couple électromagnétique en présence de défaut simultané stator/rotor

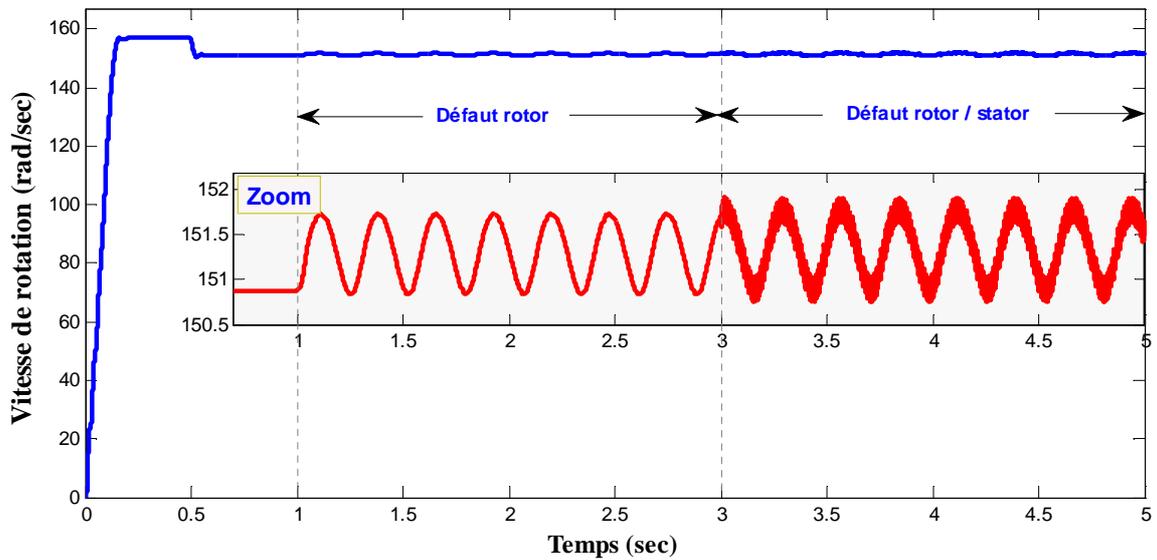


Figure 2.32 : Evolution du couple électromagnétique en présence de défaut simultané stator/rotor

## II.6. Conclusion

Afin d'aboutir à des méthodes de détection de défauts fiables, il est apparu le besoin de disposer de modèles de la machine en présence de défaut permettant non seulement de caractériser la signature du défaut, mais aussi de comprendre l'origine de son apparition, son évolution éventuelle et ses conséquences sur les performances de la machine.

Pour ces raisons, ce chapitre a été consacré à la présentation du modèle de la machine saine ainsi que des modèles de défaut statorique et rotorique. Les modèles de défauts utilisés sont des modèles simples qui sont basés sur le fait que, en situation de défaut, la machine présente en plus d'un comportement dynamique classique un comportement dû au défaut. Il est alors essentiel d'envisager deux modes : un mode "commun" et un mode "différentiel". Le mode commun doit correspondre au modèle dynamique de la machine asynchrone. Exprimé en repère triphasé ou biphasé, il traduit le fonctionnement sain de la machine. Le mode différentiel a pour objectif de traduire le dysfonctionnement et ses paramètres qui doivent être essentiellement sensibles au défaut.

Les modèles dédiés à l'identification exposés dans ce chapitre seront repris ultérieurement afin de valider l'ensemble des modèles de défauts statoriques et rotoriques. Ces modèles sont à la base de la procédure de diagnostic par estimation paramétrique.

Après une analyse de l'influence du défaut statorique et rotorique sur les grandeurs de la MAS, nous avons remarqué que le courant est un signal très riche en informations sur l'état de la machine. Il est révélateur de défauts statorique et rotorique en même temps, ce qui n'est pas le cas pour la vitesse et le couple électromagnétique.

En effet, le défaut statorique se manifeste par un déséquilibre au niveau du courant, où nous constatons une augmentation du courant sur la phase où s'est produit le défaut. Le couple électromagnétique moyen délivré par la machine ne varie pas beaucoup en valeur moyenne, mais des oscillations proportionnelles au défaut apparaissent. Par contre le défaut rotorique se manifeste par une modulation d'amplitude basse fréquence des trois courants statoriques. Une analyse harmonique des courants statoriques permet de voir une corrélation entre le défaut et les amplitudes des composantes harmoniques à  $(1 \pm 2. k. g). f_s$ . De plus, le capteur de courant est simple, peu onéreux, désormais présent dans tous les systèmes électriques et offre donc un accès aisé à la mesure. Suite à ces considérations, notre choix s'est basé sur l'utilisation du courant comme indicateur de défaut pour le diagnostic par estimation paramétrique.

Par conséquent, le troisième chapitre de ce manuscrit sera réservé à l'élaboration des algorithmes d'identification hors-ligne et en-ligne des entraînements électriques dans le domaine du diagnostic par estimation paramétrique.

# CHAPITRE III

## MÉTHODES D'IDENTIFICATION PARAMÉTRIQUES DES MACHINES ÉLECTRIQUES

## Méthodes d'identification paramétriques des machines électriques

### Sommaire

---

III.1	Introduction	65
III.2	Algorithme d'identification du type erreur de sortie	66
III.3	Estimation paramétrique avec connaissances a priori	69
III.4	Fonctions de sensibilité	71
III.4.1	Calcul des fonctions de sensibilité	71
III.4.2	Normalisation des fonctions de sensibilité	73
III.5	Méthodes d'identification paramétrique	74
III.5.1	Méthodes d'identification non-réursive	74
III.5.1.1	Méthodes de la région de confiance	75
III.5.1.2	Algorithme de Dog-Leg de Powell	76
III.5.1.3	Algorithme de Levenberg-Marquardt	79
III.5.1.4	Méthodes de type quasi-Newton de BFGS	82
III.5.1.5	Critères d'arrêts	82
III.5.2	Méthodes d'identification réursive	83
III.5.2.1	Algorithmes d'estimation réursive	83
III.5.2.2	Algorithme réursif de la descente du gradient	84
III.5.2.3	Algorithme réursif de Gauss-Newton	85
III.5.2.4	Algorithme réursif de Levenberg-Marquardt	85
III.5.3	Méthode à horizon glissant par intervalles	87
III.6	Validation sur un système du second ordre	89
III.6.1	Identification hors-ligne	90
III.6.2	Identification en-ligne	93
III.7	Conclusion	96

---

### III.1. Introduction

L'automatique consiste en l'étude des systèmes réels de différentes disciplines scientifiques (électronique, mécanique, thermique...), de la prédiction, de la surveillance, de la commande, et/ou de l'optimisation de ces systèmes. Une condition nécessaire pour cela est l'obtention d'un modèle mathématique du système réel. Un système est un objet dans lequel des variables de différents types interagissent et produisent des signaux observables. Lorsque le modèle du système n'est pas connu, il est nécessaire de procéder à son identification.

L'identification a pour objet la détermination, généralement à partir des signaux d'entrée et de sortie, des paramètres numériques du modèle dynamique d'un système, de telle sorte que dans le domaine de fonctionnement pour lequel il a été établi, ce modèle présente un comportement aussi proche que possible de celui du système réel.

Les méthodes d'identification se classent en deux grandes catégories : paramétriques et non paramétriques. Les méthodes non paramétriques ont comme but de déterminer des modèles par des techniques directes, sans établir une classe de modèles a priori. Les méthodes paramétriques sont fondées sur des structures de modèles choisies a priori et paramétrées. Dans ce cas, le but est de trouver un vecteur de paramètres, qui va permettre d'obtenir un modèle représentant le comportement le plus proche possible du système réel. Dans le cadre de cette thèse, l'accent est porté sur les méthodes paramétriques.

Selon la nature du modèle, différentes approches d'identification sont utilisées. Dans le contexte de notre travail, on va essentiellement s'intéresser à l'identification des systèmes à l'aide de modèles à représentation continue [80-82]. Deux catégories d'algorithmes sont utilisables, que l'on classe suivant la nature des résidus en erreur d'équation ou en erreur de sortie.

Les algorithmes à erreur d'équation ne sont utilisables en pratique qu'avec des modèles du type équation différentielle à coefficients constants. Comme en général les machines électriques ne se ramènent pas à des équations différentielles à coefficients constants mais plutôt à des systèmes différentiels non-linéaires, on comprendra que cette méthodologie d'identification ne soit pas vraiment adaptée à notre problème. Ce chapitre va donc être dédié à la présentation de la deuxième catégorie d'algorithmes, du type erreur de sortie [83-85]. En France et selon un vocable introduit par J. Richalet [83], ces méthodes sont aussi appelés méthode du modèle car on cherche les paramètres du modèle qui permettent de s'approcher au mieux du comportement du système réel.

L'optimisation des paramètres d'un modèle non-linéaire a pour but de trouver l'ensemble des paramètres qui modélisent le comportement réel du modèle. La similitude entre le

comportement du modèle estimé et du modèle réel est quantifiée par un critère (fonction objective), servant à l'optimisation des paramètres et des variables du système [86-88].

Dans ce chapitre les méthodes paramétriques sont envisagées. Parmi ces méthodes l'accent est mis plus précisément sur les méthodes de moindres carrés récursives et non-récursives et sur les méthodes à erreur de sortie.

Par la suite, et afin de bien maîtriser les conditions d'identification, les méthodes d'identification présentées sont appliquées en simulation sur un modèle académique.

### III.2. Algorithme d'identification du type erreur de sortie

Parmi les techniques d'identification de systèmes non-linéaires, il y a la méthode à erreur de sortie. La méthode à erreur de sortie (en anglais : OE pour Output Error) minimise l'erreur quadratique entre les sorties réelles et les sorties simulées du système. Le système réel et le système simulé sont soumis à la même entrée. L'entrée  $u_k$  est souvent une Séquence Binaire Pseudo-Aléatoire (SBPA) de faible niveau. L'erreur de prédiction  $\varepsilon_k$  qui est la différence entre la sortie du système  $y_k^*$  et la sortie du modèle  $\hat{y}_k$ , va être minimisée dans le bloc identification par un algorithme d'adaptation paramétrique.

La méthode peut être implémentée en boucle ouverte [73] ou en boucle fermée [69]. Ainsi, cette méthode peut s'appliquer à un modèle linéaire [81, 89-90] ou non-linéaire [91-92]. Elle consiste à minimiser la norme de l'écart entre la sortie temporelle ou fréquentielle du modèle et celle du système. Le principe général de l'estimation paramétrique par la méthode du modèle est donné par le schéma de la figure 3.1.

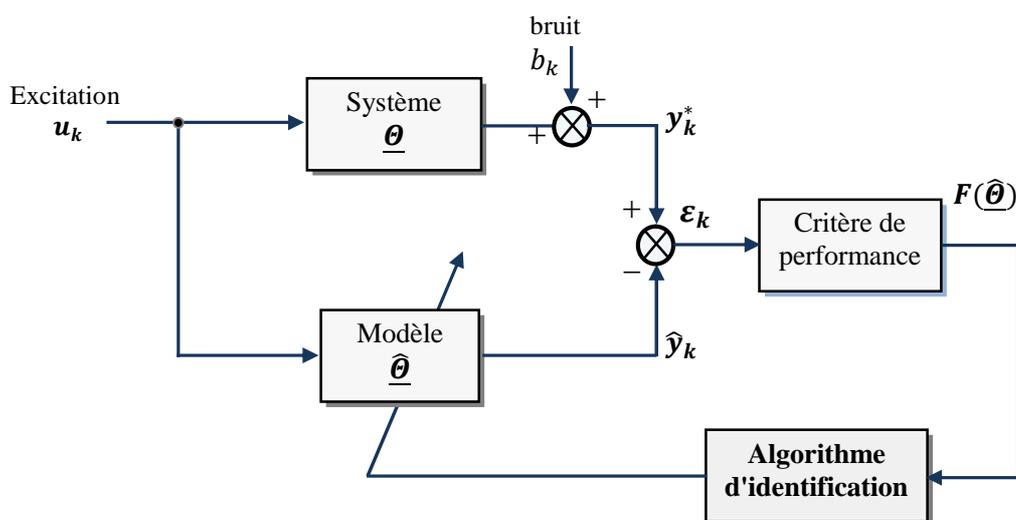


Figure 3.1 : Principe des méthodes à erreur de sortie

Pour implanter les méthodes à erreur de sortie les choix suivants doivent être faits :

- choix d'une structure de modèle, ce point étant lié à la classe de modèles à utiliser et à leur paramétrage,
- choix d'un critère à minimiser ; il s'agit d'une fonction permettant d'évaluer les performances du prédicteur. Ce critère doit être minimisé par rapport au vecteur des paramètres  $\underline{\theta}$ , afin de choisir le meilleur prédicteur dans la classe des possibles,
- choix de l'algorithme d'identification (la méthode d'estimation des paramètres),
- le signal d'excitation  $u_k$ .

Considérons un système décrit par le modèle d'état général d'ordre  $n$  décrivant la réponse  $y(t)$  à l'excitation  $u(t)$ , dépendant du vecteur des paramètres  $\underline{\theta}$  :

$$\begin{cases} \dot{\underline{x}} = \underline{g}(\underline{x}, \underline{\theta}, u) \\ y = f(\underline{x}, \underline{\theta}, u) \end{cases} \quad \text{avec} \quad \begin{cases} \dim(\underline{x}) = n \\ \dim(\underline{\theta}) = N_p \end{cases} \quad (3.1)$$

où  $y(t)$  et  $u(t)$  sont considérés monodimensionnels uniquement pour simplifier la présentation. On remarquera qu'aucune hypothèse de linéarité n'est nécessaire :  $\underline{g}$  et  $f$  sont des lois issues d'un raisonnement physique, qui en général ne sont pas linéaires. On fera cependant l'hypothèse que le système est identifiable [93].

Pour l'identification des paramètres, on dispose du vecteur des paramètres du système :

$$\underline{\theta} = [\theta_1 \dots \dots \theta_i \dots \dots \theta_{N_p}] \quad (3.2)$$

Considérons par ailleurs un ensemble de  $K$  données d'entrées-sorties  $\{u_k, y_k^*\}$  acquises avec la période d'échantillonnage  $T_e$ , telle que  $t = k.T_e$ ; le problème de l'identification est alors d'estimer le modèle qui explique au mieux ces données, donc de déterminer la valeur des paramètres du vecteur  $\underline{\theta}$ .

Soit  $\hat{\underline{\theta}}$  une estimation de  $\underline{\theta}$ . Alors grâce à l'entrée  $u(t)$ , connue aux instants d'échantillonnage  $u_k$ , on obtient une simulation  $\hat{y}_k$  de la sortie, soit :

$$\begin{cases} \hat{\underline{x}} = \underline{g}(\hat{\underline{x}}, \hat{\underline{\theta}}, u) \\ \hat{y} = f(\hat{\underline{x}}, \hat{\underline{\theta}}, u) \end{cases} \quad (3.3)$$

L'erreur d'estimation de sortie résiduelle notée  $\varepsilon_k$  est la différence entre la sortie réelle  $y_k^*$  du système et la sortie du modèle  $\hat{y}_k$  identifié qui résultent de la même excitation  $u_k$ , comme cela est illustré à la figure 3.1.

On a donc :

$$\varepsilon_k = y_k^* - \hat{y}_k(u_k, \hat{\theta}) \quad (3.4)$$

avec

- $y_k^* = y_k + b_k$  : mesure de la sortie  $y_k$ , perturbée par un bruit  $b_k$ ,
- $y_k$  : valeur exacte de la sortie,
- $b_k$  : perturbation aléatoire,
- $\varepsilon_k$  : résidu d'estimation.

Le plus souvent on souhaite que cette erreur de sortie soit aussi proche que possible de zéro.

La minimisation de l'erreur résiduelle  $\varepsilon_k$  est réalisée par l'intermédiaire d'une fonction objective en appliquant différents algorithmes de minimisation. On définit une fonction objective  $F(\hat{\theta})$  qui mesure en un certain sens l'accord entre les mesures observées et celles données par le modèle. Le problème de l'estimation peut alors être exprimé par :

$$\hat{\theta}_{opt} = \underset{\hat{\theta}}{\operatorname{arg\,min}} F(\hat{\theta}) \quad (3.5)$$

Le choix du critère de performance à optimiser influencera non seulement le résultat de l'identification, mais également la méthode de calcul des paramètres.

Le choix du critère de performance traduit le but fixé pour l'identification paramétrique. On trouve dans la littérature [93-95] différents arguments pour choisir entre les nombreux critères existants. Deux familles de critères sont généralement utilisées [94] : les critères quadratiques et les critères au sens du maximum de vraisemblance. Cependant d'autres critères existent aussi, comme la somme des erreurs en valeur absolue [93] ou le critère d'Akaike qui introduit une pénalité sur le nombre de paramètres. Le critère quadratique est de loin le plus utilisé à cause de son caractère intuitif et du fait qu'il se prête bien aux calculs requis lors de son optimisation. Le problème de l'estimation se formalise maintenant par la recherche d'un vecteur de paramètres  $\hat{\theta}$ , minimisant un critère quadratique, noté  $F(\hat{\theta})$ .

Alors, à partir de  $K$  échantillons des signaux d'entrée/sortie, la valeur optimale de  $\hat{\theta}$  noté  $\hat{\theta}_{opt}$ , est obtenue par minimisation de la fonction objective  $F(\hat{\theta})$  :

$$F(\hat{\theta}) = \sum_{k=1}^K \varepsilon_k^2 = \sum_{k=1}^K (y_k^* - \hat{y}_k(u_k, \hat{\theta}))^2 \quad (3.6)$$

La valeur minimale du critère quadratique conduit à l'estimation précise des paramètres. La fonction de performance  $F(\hat{\theta})$  est une mesure de l'erreur du modèle et aussi une mesure de l'erreur sur les paramètres du modèle.

Puisque cette fonction de coût est non-linéaire en  $\hat{\underline{\theta}}$ , on a alors recours à un algorithme de Programmation Non Linéaire (PNL). Les méthodes choisies pour la minimisation du critère adopté pour l'identification des paramètres du système non-linéaire sont non-récurrentes et récurrentes, et sont présentées par la suite dans les paragraphes 4 et 5, respectivement.

La modélisation des systèmes sous forme continue permet de se référer à des paramètres possédant une interprétation physique. De ce fait, l'utilisateur possède en général un ordre de grandeur du vecteur des paramètres accessible par une expérimentation élémentaire. Il est donc judicieux d'adjoindre des connaissances a priori au critère au moyen d'une pondération bien choisie pour obtenir une estimation réaliste des paramètres [65].

### III.3. Identification paramétrique avec connaissances a priori

Les méthodes à erreur de sortie reposent sur la définition d'un modèle paramétrique, fonction d'un certain nombre de paramètres auxquels on peut attribuer une signification plus ou moins physique, que l'on compare au système. Pour converger, ces algorithmes nécessitent :

- une entrée persistante afin d'exciter toutes les dynamiques du système,
- une bonne initialisation pour accélérer la convergence.

Le réflexe traditionnel devant un tel problème est de proposer d'enrichir l'excitation. Toutefois, dans de nombreuses situations, cette excitation optimale peut s'avérer irréaliste en pratique ou tout simplement violer les conditions de validité du modèle [94].

Référant à [65], une solution a été proposée qui consiste à introduire explicitement la connaissance physique afin qu'elle se substitue pour partie à l'excitation insuffisante ou qu'elle contribue à enrichir l'excitation. Pour cela, il est nécessaire d'adjoindre cette connaissance a priori de manière explicite dans le critère quadratique [65], en adaptant les pondérations entre données d'identification et connaissance a priori. On définit donc un critère composite  $F_C(\hat{\underline{\theta}})$  prenant en compte une connaissance a priori  $\underline{\theta}_{pr}$  (pondérée par sa matrice de covariance  $P_0$ ) et le critère  $F(\hat{\underline{\theta}})$  (pondéré par la variance de la perturbation de sortie  $\sigma_b^2$ ) :

$$F_C(\hat{\underline{\theta}}) = \underbrace{(\hat{\underline{\theta}} - \underline{\theta}_{pr}) \times P_0^{-1} \times (\hat{\underline{\theta}} - \underline{\theta}_{pr})^T}_{F_0} + \underbrace{\frac{1}{\sigma_b^2} \sum_{k=1}^N (y_k^* - \hat{y}_k(u_k, \hat{\underline{\theta}}))^2}_{F^*} \quad (3.7)$$

où

- $\underline{\theta}_{pr}$  : connaissance a priori de  $\underline{\theta}$ ,
- $P_0$  : matrice de covariance de  $\underline{\theta}_{pr}$ ,
- $\sigma_b^2$  : variance de la perturbation de sortie.

Le terme quadratique  $F^*$  représente le critère conventionnel, porteur de données d'entrées-sorties. Par contre,  $F_0$  est un deuxième critère quadratique qui introduit une contrainte "élastique" dans la minimisation du critère global  $F_c(\hat{\theta})$  : en effet, il interdit à  $\hat{\theta}$  de trop s'éloigner de  $\underline{\theta}_{pr}$ , avec une force de rappel dépendant de  $(\hat{\theta} - \underline{\theta}_{pr})$ . Le principe de la méthode à erreur de sortie avec connaissance a priori, est symbolisé par la figure 3.2.

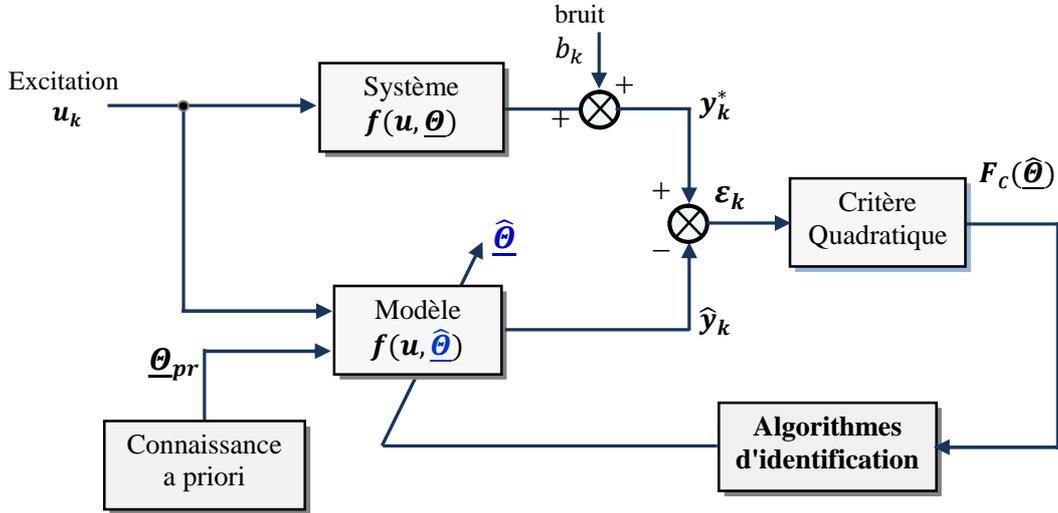


Figure 3.2 : Principe des méthodes à erreur de sortie avec connaissance a priori

La mise en œuvre de cette méthode suppose la maîtrise de deux types d'informations :

- la connaissance a priori de  $\{\underline{\theta}_{pr}, P_0\}$  : celle-ci permet de régulariser le problème du manque d'excitation lorsque la matrice d'information est proche de la singularité, synonyme d'une excitation pauvre. En pratique, il est préférable de construire l'information a priori en partie par la connaissance physique et par des estimations préalables.
- la variance de la perturbation  $\sigma_b^2$  : elle joue un rôle essentiel dans la pondération entre  $F_0$  et  $F^*$  : une faible valeur donne trop de poids aux données d'entrées-sorties à identifier, alors qu'une forte valeur les discrédite au profit de  $\underline{\theta}_{pr}$ .

D'après [82], dans le cas d'une perturbation indépendante et stationnaire, les algorithmes à erreur de sortie fournissent une estimation de la variance selon la relation  $\hat{\sigma}_b^2$  :

$$\hat{\sigma}_b^2 = \frac{F_{opt}}{K - N_p} \tag{3.8}$$

où

- $F_{opt}$  est la valeur du critère  $F^*$  pour  $\hat{\theta} = \underline{\theta}_{opt}$ ,
- $K$  est le nombre de points de mesure,
- $N_p$  est le nombre de paramètres.

La non-linéarité de la fonction objective nécessite l'utilisation d'un algorithme robuste pour trouver ce minimum. Cet algorithme est basé sur le calcul du gradient et du Hessien, qui utilisent des fonctions de sensibilité  $\underline{\psi}_{k,\underline{\theta}}$  que nous définissons dans le paragraphe suivant.

### III.4. Fonctions de sensibilité

Dans tous les algorithmes d'identification que nous allons voir, le calcul de la dérivée première (gradient) et seconde (Hessien) est nécessaire. Le calcul de ces dérivées peut être effectué de deux manières différentes :

- en utilisant les différences finies,
- en utilisant les fonctions de sensibilité.

Nous choisissons d'utiliser les fonctions de sensibilité, car elles présentent certains avantages, comme le filtrage de données.

Le calcul de la dérivée première, appelée gradient  $G$ , du critère quadratique sans et avec connaissance a priori est donné par l'expression suivante [31, 65]:

$$\begin{cases} G = \frac{\partial F_{\underline{\theta}}}{\partial \underline{\theta}} = -2 \sum_{k=1}^K \varepsilon_k \times \underline{\psi}_{k,\underline{\theta}}, \text{ sans information a priori} \\ G = \frac{\partial F_{c\underline{\theta}}}{\partial \underline{\theta}} = 2 \left[ P_0^{-1} \times (\hat{\underline{\theta}} - \underline{\theta}_{pr}) - \frac{1}{\sigma_b^2} \times \sum_{k=1}^N \varepsilon_k \times \underline{\psi}_{k,\underline{\theta}} \right], \text{ avec connaissance a priori} \end{cases} \quad (3.9)$$

Le calcul de la dérivée seconde, appelée Hessien  $H$ , du critère quadratique sans et avec information a priori est approximé par l'expression suivante [31, 65]:

$$\begin{cases} H = \frac{\partial^2 F_{\underline{\theta}}}{\partial^2 \underline{\theta}} \approx 2 \sum_{k=1}^N \underline{\psi}_{k,\underline{\theta}} \times \underline{\psi}_{k,\underline{\theta}}^T, \text{ sans connaissance a priori} \\ H = \frac{\partial^2 F_{c\underline{\theta}}}{\partial^2 \underline{\theta}} \approx 2 \left[ P_0^{-1} + \frac{1}{\sigma_b^2} \times \sum_{k=1}^N \underline{\psi}_{k,\underline{\theta}} \times \underline{\psi}_{k,\underline{\theta}}^T \right], \text{ avec connaissance a priori} \end{cases} \quad (3.10)$$

où  $\underline{\psi}_{k,\underline{\theta}}$  est la fonction de sensibilité définie par la dérivée partielle de la sortie du système  $y_k^*$  par rapport aux différents paramètres  $\underline{\theta}$ .

#### III.4.1. Calcul des fonctions de sensibilité

Les fonctions de sensibilité  $\underline{\psi}_{k,\underline{\theta}}$  sont des fonctions qui traduisent l'effet d'une variation d'un paramètre sur la sortie du système [84, 95]. Elles interviennent dans le calcul de la dérivée première et seconde du critère par rapport aux paramètres. De ce fait, elles constituent le point névralgique de la procédure d'identification basée sur la résolution du problème

d'optimisation par des techniques de programmation non-linéaire. En effet, elles dépendent directement de l'entrée, c'est-à-dire du protocole d'essai et sont donc des indicateurs essentiels du conditionnement de l'identification.

Selon [95], deux sortes de fonctions de sensibilité peuvent être définies :

- $\underline{\psi}_{y,\underline{\theta}} = \frac{\partial y}{\partial \underline{\theta}}$  : vecteur des fonctions de sensibilité de dimension  $(N_p \times 1)$  calculées par rapport à la sortie et directement utilisé par l'algorithme de PNL,
- $\underline{\psi}_{x,\underline{\theta}} = \frac{\partial x}{\partial \underline{\theta}}$  : matrice des fonctions de sensibilité de dimension  $(n \times N_p)$  calculées par rapport à l'état telle que :

$$\underline{\psi}_{x,\underline{\theta}} = \left[ \underline{\psi}_{x,\theta_1} \dots \underline{\psi}_{x,\theta_i} \dots \underline{\psi}_{x,\theta_{N_p}} \right] \quad (3.11)$$

Pour chaque paramètre  $\theta_i$  du vecteur des paramètres  $\underline{\theta}$ , on détermine  $\delta_{x_n,\theta_i}$  à partir de l'équation  $\dot{\underline{x}} = \underline{g}(\underline{x}, \underline{\theta}, u)$  par intégration du système différentiel :

$$\frac{\partial \dot{\underline{x}}}{\partial \theta_i} = \underline{\dot{\psi}}_{x,\theta_i} = \frac{\partial g(\underline{x}, \underline{\theta}, u)}{\partial \underline{x}} \frac{\partial \underline{x}}{\partial \theta_i} + \frac{\partial g(\underline{x}, \underline{\theta}, u)}{\partial \theta_i} \quad (3.12)$$

Alors,  $\underline{\psi}_{x_n,\theta_i}$  est solution du système différentiel non-linéaire :

$$\underline{\dot{\psi}}_{x,\theta_i} = \frac{\partial g(\underline{x}, \underline{\theta}, u)}{\partial \underline{x}} \cdot \underline{\psi}_{x,\theta_i} + \frac{\partial g(\underline{x}, \underline{\theta}, u)}{\partial \theta_i} \quad (3.13)$$

Finalement, on obtient  $\partial y / \partial \theta_i$  par dérivation partielle de l'équation (3.1), soit :

$$\frac{\partial y}{\partial \theta_i} = \left( \frac{\partial f(\underline{x}, \underline{\theta}, u)}{\partial \underline{x}} \right)^T \cdot \underline{\psi}_{x,\theta_i} + \frac{\partial f(\underline{x}, \underline{\theta}, u)}{\partial \theta_i} \quad (3.14)$$

Le raisonnement précédent se particularise à une sous classe importante de systèmes constituée par les systèmes linéaires dont l'état est :

$$\begin{cases} \dot{\underline{x}} = A(\underline{\theta}) \cdot \underline{x} + B(\underline{\theta}) \cdot \underline{u} \\ y = C^T(\underline{\theta}) \cdot \underline{x} + D(\underline{\theta}) \cdot \underline{u} \end{cases} \quad (3.15)$$

On obtient alors

$$\begin{cases} \underline{\dot{\psi}}_{x,\theta_i} = A(\underline{\theta}) \cdot \underline{\psi}_{x,\theta_i} + \left[ \frac{\partial A(\underline{\theta})}{\partial \theta_i} \right] \cdot \underline{x} + \left[ \frac{\partial B(\underline{\theta})}{\partial \theta_i} \right] \cdot \underline{u} \\ \psi_{y,\theta_i} = C^T(\underline{\theta}) \cdot \underline{\psi}_{x,\theta_i} + \left[ \frac{\partial C(\underline{\theta})}{\partial \theta_i} \right]^T \cdot \underline{x} + \left[ \frac{\partial D(\underline{\theta})}{\partial \theta_i} \right] \cdot \underline{u} \end{cases} \quad (3.16)$$

Le système non-linéaire, exprimé par l'équation 3.16, peut être simulé sous l'environnement de simulation Matlab/Simulink, après avoir calculé analytiquement les dérivées par rapport au vecteur des paramètres  $\underline{\theta}$ .

### III.4.2. Normalisation des fonctions de sensibilité

Les paramètres que l'on souhaite estimer peuvent présenter des ordres de grandeur très différents. Pour cette raison, les méthodes d'identification paramétriques connaissent alors des difficultés de convergence. Une solution consiste en un changement de variables afin d'obtenir des paramètres du même ordre de grandeur [65].

Considérons le vecteur de paramètres  $\underline{\hat{\theta}} = [\hat{\theta}_1 \dots \hat{\theta}_i \dots \hat{\theta}_{N_p}]$ . On peut définir ce vecteur comme une variation autour d'un point initial  $\underline{\hat{\theta}}_0$ . Pour un paramètre  $\hat{\theta}_i$  on peut alors écrire la variation absolue  $\Delta\hat{\theta}_i$  :

$$\Delta\hat{\theta}_i = \hat{\theta}_i - \hat{\theta}_{i_0} \quad (3.17)$$

On définit alors la variation relative du paramètre  $\hat{\theta}_i$  autour de  $\hat{\theta}_{i_0}$  :

$$\vartheta_i = \frac{\hat{\theta}_i - \hat{\theta}_{i_0}}{\hat{\theta}_{i_0}} = \frac{\Delta\hat{\theta}_i}{\hat{\theta}_{i_0}} \quad (3.18)$$

Les variations relatives  $\vartheta_i$  sont alors du même ordre de grandeur. On peut considérer le vecteur  $\underline{\vartheta}$  comme le nouveau vecteur de paramètres normalisés à estimer. Pour estimer ces paramètres par la méthode à erreur de sortie, nous avons besoin des fonctions de sensibilité.

La fonction de sensibilité par rapport à  $\hat{\theta}_i$  s'écrit :

$$\psi_{\hat{\theta}_i} = \frac{\partial \hat{y}}{\partial \hat{\theta}_i} = \frac{\partial \hat{y}}{\partial (\Delta\hat{\theta}_i + \hat{\theta}_{i_0})} = \frac{1}{\hat{\theta}_{i_0}} \times \frac{\partial \hat{y}}{\partial \vartheta_i} = \frac{1}{\hat{\theta}_{i_0}} \times \delta_{\vartheta_i} \quad (3.19)$$

$\delta_{\vartheta_i}$  est la fonction de sensibilité par rapport à  $\vartheta_i$ . Les fonctions de sensibilité  $\delta_{\underline{\vartheta}}$  ont alors le même ordre de grandeur.

Le vecteur des paramètres réels est alors calculé en utilisant la formule :

$$\underline{\hat{\theta}} = \underline{\hat{\theta}}_0 \times (I + \underline{\hat{\vartheta}}) \quad (3.20)$$

où  $I$  représente la matrice identité.

L'implémentation de cette méthode est assez simple parce qu'elle ne change pas la structure de l'algorithme d'identification paramétrique, mais seul le calcul de la fonction de sensibilité  $\underline{\psi}_{\underline{\hat{\theta}}}$  change.

### III.5. Méthodes d'identification paramétriques

L'identification des paramètres d'un modèle consiste à déterminer le vecteur de ces paramètres au sens d'un certain critère, à travers un optimiseur. L'optimiseur, ou bien l'algorithme d'identification, est la procédure qui sert à estimer les paramètres qui minimisent le critère. Il s'agit d'un problème d'optimisation linéaire dans le cas où le modèle est linéaire par rapport aux paramètres, ou d'optimisation non-linéaire dans le cas contraire.

Puisque la sortie du modèle de notre cas est non-linéaire vis-à-vis du vecteur des paramètres, l'estimation paramétrique s'effectue alors par une technique d'optimisation à erreur de sortie basée sur des algorithmes de programmation non-linéaire.

Les algorithmes utilisés dans l'identification paramétrique peuvent être classés en algorithmes non-récurrents et récurrents respectivement. La première catégorie d'algorithmes traite les entrées-sorties du système dans un intervalle de temps donné, tandis que les algorithmes récurrents traite les entrées-sorties à chaque nouvel instant d'acquisition [23].

Les algorithmes d'identification par optimisation à adopter peuvent dépendre de plusieurs facteurs :

- la fonction à optimiser est linéaire ou non-linéaire,
- l'existence ou non des contraintes,
- les paramètres du modèle mathématique changent ou varient en fonction du temps.

La précision globale de la méthode est limitée par la capacité de fournir des paramètres acceptables et stables.

#### III.5.1. Méthodes d'identification non-récurrentes

La recherche des meilleurs paramètres d'un modèle s'effectue toujours par la minimisation de l'écart entre l'estimation du modèle et les données réelles. Cet écart représente la fonction objective du problème d'optimisation à résoudre. Les méthodes numériques d'optimisation peuvent chercher les paramètres d'une manière systématique en minimisant la fonction objective. Cependant, un minimum peut être local ou global. Il faut donc porter une attention particulière au choix des algorithmes de minimisation afin d'éviter de converger vers un minimum local différent du minimum global. Ces algorithmes nécessitent une estimation initiale pour commencer le processus itératif. Cette dernière a une grande importance puisqu'elle peut donner une direction permettant de converger directement et rapidement vers le minimum global.

Les méthodes d'optimisation non-linéaires se basent alors sur un déroulement itératif. On commence d'un point de l'espace des paramètres, et on se déplace dans une direction qui

améliore continuellement la valeur de la fonction d'erreur jusqu'à ne plus pouvoir générer d'amélioration. Le vecteur des paramètres ainsi estimé correspond alors à l'optimum de la fonction. Dans ce cas, une grande classe d'algorithmes que nous allons considérer dans cette partie pour la résolution des problèmes d'optimisation ont la forme générale suivante :

$$\underline{\hat{\theta}}_k = \underline{\hat{\theta}}_{k-1} + \mu_{k-1} \times d_{k-1} \quad (3.21)$$

Le vecteur  $d_{k-1}$  s'appelle direction de descente,  $\mu_{k-1}$  le pas de la méthode à la  $k^{\text{ième}}$  itération. Les différents algorithmes d'optimisation se distinguent les uns des autres selon la méthode utilisée pour déterminer  $d_{k-1}$  et  $\mu_{k-1}$  à chaque itération.

L'efficacité de tel algorithme dépend des bons choix de la direction de recherche et du pas.

Deux familles de techniques d'optimisation non-linéaire intègrent la longueur du déplacement:

- les techniques de recherche linéaire (en anglais : LS pour Line Search),
- les techniques de région de confiance (en anglais : TR pour Trust Region).

La principale différence entre ces deux familles réside dans l'ordre par lequel elles estiment la direction et l'amplitude du déplacement. Les techniques de recherche linéaire estiment en premier lieu une direction dans l'espace des paramètres, puis proposent une amplitude pour le déplacement. À l'opposé des méthodes de recherche linéaire, on trouve les algorithmes à région de confiance. Au lieu d'estimer une direction puis l'amplitude du déplacement pour chaque itération, les techniques de région de confiance tentent de trouver le meilleur déplacement possible dans un espace réduit dit de confiance.

Nous abordons dans cette partie la description des algorithmes basés sur la Région de Confiance (RC) utilisés pour résoudre les problèmes d'identification par optimisation.

### III.5.1.1. Méthodes de la région de confiance

Un algorithme à région de confiance est un algorithme d'optimisation différentiable destiné à minimiser une fonction réelle. L'algorithme est itératif et procède donc par améliorations successives. Cette méthode réalise l'optimisation seulement sur une certaine région (que l'on appelle la région de confiance) de la fonction objective avec un modèle de la fonction. Quand un modèle adéquat de la fonction objective se trouve dans la région de confiance, la région est augmentée. Inversement, si l'approximation est mauvaise, alors la région est diminuée [96].

Ces techniques reposent sur un a priori, donné en paramètre à l'algorithme : le rayon de la région de confiance  $\Delta_k$ . Cette limite forme l'hyper-sphère dans l'espace des paramètres du déplacement au-delà de laquelle l'algorithme ne fait plus confiance à l'approximation

locale  $m_c$ . Ainsi, l'algorithme estime un déplacement  $h$  (direction et amplitude) répondant au mieux à ce critère courant, tel que  $\|h\| \leq \Delta_k$  et résout le problème sous contraintes suivant :

$$\begin{cases} \min_{h \in \mathbb{R}^n} F(\underline{\theta} + h) \cong m(h) \equiv F(\underline{\theta}) + h^T \times G + \frac{1}{2} h^T \times H \times h \\ \text{sous la contrainte : } \|h\| \leq \Delta_k \end{cases} \quad (3.22)$$

Le rayon de la région de confiance est ensuite adapté par des règles de mise à jour propre à chaque algorithme, et permet ainsi une adaptation rapide de la contrainte suivant le problème (le rayon est diminué lorsque l'on est près d'un minimum et augmenté dans le cas contraire).

Nous décrivons ici les deux principaux algorithmes d'optimisation de moindres carrés par région de confiance : les méthodes Dog-Leg de Powell et Levenberg-Marquardt.

### III.5.1.2. Algorithme de Dog-Leg de Powell

Les méthodes de région de confiance ont été étudiées au cours des dernières décennies et ont donné lieu à des algorithmes numériques qui sont fiables et robustes, possédant des propriétés de convergence fortes et étant applicables même à des problèmes mal conditionnés [96-98].

L'algorithme Dog-Leg de Powell fait partie des méthodes de la région de confiance. L'algorithme combine la méthode Gauss-Newton et la méthode de directions de descente en résolvant les problèmes d'optimisation sans contrainte. Dans cette technique, l'optimisation est faite par le contrôle du rayon d'une région de confiance  $\Delta_k$ . Avec l'approche de région de confiance, une approximation de la fonction objective  $F$ , appelée modèle de la fonction  $m_c$ , est construite pour représenter le comportement de la fonction objective à chaque itération. Le pas de calcul est déterminé de manière à minimiser le modèle  $m_c$  et la dimension de la région de confiance est choisie en fonction de la performance de l'algorithme au pas antérieur [99].

La solution du modèle quadratique est présentée sur la figure 3.3 et Powell propose d'approximer cette courbe avec une trajectoire linéaire par morceaux composée de deux segments [99-102]. La première ligne va du point courant jusqu'au point de Cauchy, définie par la minimisation sans contraintes de la fonction objective tout au long de la direction de descente  $G$ , et elle est donnée par :

$$h_{sd} = -\frac{G^T \times G}{G^T \times H \times G} G \quad (3.23)$$

La ligne du deuxième segment va de  $h_{sd}$  à  $h_{gn}$  le pas de Gauss-Newton, défini par :

$$h_{gn} = -H_k^{-1} \times G \quad (3.24)$$

Puisque la matrice  $H_k$  est définie positive, nous avons besoin de calculer l'inverse par la décomposition de Cholesky.

Un des problèmes de l'algorithme de région de confiance est la détermination du pas de calcul, plusieurs techniques étant utilisées dans la littérature [99-102]. Ainsi, le pas  $h_{dl}$  de Dog-leg, d'après Powell, est choisi selon la stratégie décrite par l'algorithme suivant [99-102] :

---

**Algorithme 1** : Stratégie pour le choix du pas  $h_{dl}$

---

**si**  $\|h_{sd}\| > \Delta_k$

$$h_{dl} = \left( \frac{\Delta_k}{\|h_{sd}\|} \right) \times h_{sd}$$

**sinon si**  $\|h_{gn}\| < \Delta_k$

$$h_{dl} = h_{gn}$$

**sinon**  $h_{dl} = h_{sd} + \beta \times (h_{gn} - h_{sd})$

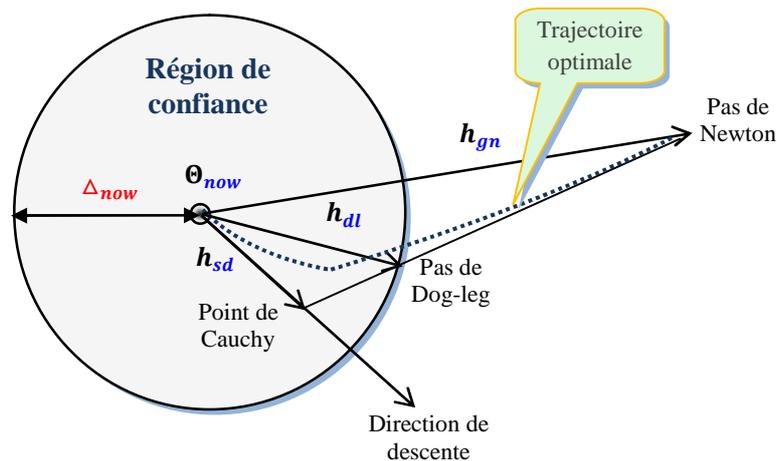
où  $\beta$  est choisi pour avoir :  $\|h_{dl}\| = \Delta_k$

**fin**

---

Si le pas de Cauchy est en dehors de la région de confiance, le pas de l'algorithme sera donné par l'intersection du pas de Cauchy avec le rayon de la région.

Autrement, si le pas de Gauss-Newton se trouve dans la région de confiance, le pas de Dog-leg sera égal au pas de Gauss-Newton.



**Figure 3.3** : Approximation de Dog-leg pour la trajectoire optimale avec le pas de Cauchy dans la région de confiance et le pas de Newton en dehors.

Si le pas de Cauchy est dans la région de confiance et le pas de Gauss-Newton est en dehors, le prochain point d'optimisation sera calculé comme l'intersection entre le rayon de la région et la ligne qui réunit le pas de Gauss-Newton avec le pas de Cauchy (figure 3.3).

Le paramètre  $\beta$  de l'algorithme 1 peut être calculé comme suit [103] :

$$\beta = \frac{\Delta_k^2 - h_{sd}^T \times h_{sd}}{(h_{gn} - h_{sd})^T \times h_{sd} + \sqrt{\xi}} \quad (3.25)$$

où

$$\xi = (h_{gn} - h_{sd})^T \times (h_{gn} - h_{sd}) \times \Delta_k^2 + (h_{gn}^T \cdot h_{sd})^2 - (h_{gn}^T \cdot h_{gn}) \times (h_{sd}^T \cdot h_{sd})$$

Une autre difficulté pour l'algorithme de région de confiance est la détermination du rayon de la région à chaque itération. Notre choix de  $\Delta_k$  est basé sur la concordance entre le modèle de la fonction  $m_c$  et la fonction objective  $F$  aux itérations précédentes. Étant donné un pas  $h_{dl}$ , cette mesure de concordance  $\rho_k$  est définie comme le rapport entre la réduction actuelle et la réduction prédite [99-100] :

$$\rho_k = \frac{F(\Theta_k) - F(\Theta_k + h_{dl})}{m_c(0) - m_c(h_{dl})} \quad (3.26)$$

Comme le pas  $h_{dl}$  est censé minimiser le modèle  $m_c$  pour une région qui inclue le pas zéro, nous avons en permanence  $m_c(0) - m_c(h_{dl}) > 0$ . Ainsi, si la valeur de  $\rho_k$  est négative, cela signifie que la nouvelle fonction objective  $F(\Theta_k + h_{dl})$  est plus grande que l'ancienne  $F(\Theta_k)$  et le pas  $h_{dl}$  doit être rejeté. Par contre, si la valeur de  $\rho_k$  est proche de 1, nous avons une bonne concordance entre le modèle et la fonction objective. La région de confiance peut ainsi être agrandie. Plusieurs techniques sont proposées pour adapter le rayon de la région de confiance et nous les avons testées pour nos cas. Ainsi, la méthode proposée par [99-100] nous a donné les meilleurs résultats [104] pour nos considérations :

**Algorithme 2** : Mise-à-jour du rayon de la région de confiance

```

si  $\rho_k > 0.75$ 
    alors  $\Delta_k = \max(\Delta_k, 3 \times \|h_{dl}\|)$            {augmenter le rayon}
sinon si ( $\rho_k \leq 0.75$ ) et ( $\rho_k \geq 0.25$ )
    alors  $\Delta_k = \Delta_k$                              {maintenir le rayon}
sinon ( $\rho_k < 0.25$ )
    alors  $\Delta_k = 0.5 \times \Delta_k$                    {réduire le rayon}
fin

```

Si  $\rho_k$  se rapproche de zéro, cela signifie que la solution trouvée peut s'éloigner de la valeur optimale et ainsi le rayon de la région de confiance doit être diminuée. D'après [99-100], entre les valeurs 0.25 et 0.75, la solution optimale est dans la zone de confiance et il ne faut pas changer le rayon.

La méthode de Dog-leg que nous avons présentée est connue comme étant l'algorithme simple de Dog-leg et elle est illustrée par la figure 3.3. Les mêmes auteurs [105] proposent la méthode double de Dog-leg qui est la méthode modifiée de Powell dans le sens qu'ils introduisent un biais dans la direction de Gauss-Newton.

Cette technique est adaptée aux problèmes bien conditionnés mais en pratique les problèmes sont souvent mal conditionnés et la méthode peut présenter des problèmes de rapidité voire de qualité de convergence. Pour pallier ces difficultés, nous pouvons utiliser une région de confiance ellipsoïdale au lieu de sphérique. Une technique utilisant ce procédé est la méthode itérative de Levenberg-Marquardt.

### III.5.1.3. Algorithme de Levenberg-Marquardt

Dans ce paragraphe nous décrivons la méthode de Levenberg-Marquardt (LM) appliquée à la résolution du problème des moindres-carrés non-linéaires. Cette méthode est connue depuis déjà de nombreuses années, c'est Levenberg en 1944 qui le premier la publie [106], il faut ensuite attendre 1963 pour voir les travaux de Marquardt [107].

La méthode d'identification hors-ligne de LM combine la méthode du gradient et la méthode de Gauss-Newton afin de profiter de leurs avantages respectifs. La méthode du gradient permet une convergence lente mais stable vers un optimum paramétrique recherché, tandis que la méthode de Gauss-Newton converge rapidement au détriment de la stabilité. La méthode de LM permet alors de profiter des avantages des deux méthodes par un compromis entre rapidité de convergence et stabilité. Toutefois, l'estimateur itératif de LM a l'avantage de nécessiter beaucoup moins d'itérations que la descente du gradient. Cette méthode est devenue un standard parmi les méthodes itératives d'optimisation non-linéaire.

La méthode d'optimisation non-linéaire de LM [101] est une méthode pratique de résolution du problème contraint des régions de confiances. Cette méthode transforme le problème contraint en un problème non-contraint en introduisant un terme d'amortissement  $\lambda$ . En effet, il peut être montré que la solution du problème contraint de l'équation (3.22) est aussi la solution du problème non-contraint suivant :

$$\begin{cases} [H + \lambda \times D] \times h_{lm} = -G \\ \text{ou } \hat{\underline{\theta}}_{nex} = \hat{\underline{\theta}}_{now} - \{[H + \lambda \times D]^{-1} \times G\}_{\hat{\underline{\theta}}=\hat{\underline{\theta}}_{now}} \end{cases} \quad (3.27)$$

Pour tout  $\lambda \geq 0$  et où  $H$  est une matrice semi-définie positive approximant la matrice hessienne.  $D$  est une matrice définie positive dite de régularisation, qui peut être simplement la matrice identité  $D = I$ , ou la diagonale de la matrice  $H$ .



Les différentes étapes de la méthode de LM sont résumées par l'algorithme suivant [99-100] :

---

**Algorithme 3** : Méthode de Levenberg-Marquardt avec région de confiance (LM-RC)

---

**Initialisation**

$$k = 0; \quad \nu = 2; \quad \underline{\Theta} = \underline{\Theta}_0; \quad \lambda_0 = 10^{-3}, \quad \varepsilon_1 = 10^{-6}, \quad \varepsilon_2 = 10^{-8}, \quad k_{max} = 100$$

$$H = J(\underline{\Theta})^T \times J(\underline{\Theta}); \quad G = J(\underline{\Theta})^T \times f(\underline{\Theta})$$

$$\text{arrêt} = (\|G\|_\infty \leq \varepsilon_1);$$

**Tant que** (solution pas trouvé) et ( $k < k_{max}$ )

$$k = k + 1; \quad \text{résoudre } [H + \lambda \times I] \times h_{lm} = -G$$

$$\text{si } \|h_{lm}\| \leq \varepsilon_2 (\|\underline{\Theta}\| + \varepsilon_2)$$

    arrêt = vrai

**sinon**

$$\underline{\Theta}_{new} = \underline{\Theta} + h_{lm}$$

    Calculer  $\rho$  par l'équation 3.26

$$\text{si } \rho > 0$$

$$\underline{\Theta} = \underline{\Theta}_{new}$$

$$H = J(\underline{\Theta})^T \times J(\underline{\Theta}); \quad G = J(\underline{\Theta})^T \times f(\underline{\Theta})$$

$$\text{arrêt} = (\|G\|_\infty \leq \varepsilon_1)$$

$$\lambda = \lambda \times \max \left\{ \frac{1}{3}, 1 - (2 \times \rho - 1)^3 \right\}; \quad \nu = 2$$

**sinon**

$$\lambda = \lambda \times \nu; \quad \nu = 2 \times \nu$$

**Fin**

---

L'algorithme itératif de LM avec région de confiance converge généralement après quelques itérations vers une solution précise. Il nécessite le calcul approché de la matrice hessienne  $H$  à chaque itération et il est fiable même avec des conditions initiales peu précises.

L'inconvénient majeur de cette méthode est que le calcul de la matrice hessienne et de son inverse, indispensable pour calculer le pas à chaque itération, est très long, voire délicat à effectuer analytiquement. Plusieurs méthodes ont été développées pour répondre à ce problème. Cet ensemble de méthodes appelé méthodes quasi-Newton [110-112] permet d'éviter le calcul de la matrice hessienne. Nous évaluons tout simplement une approximation pour actualiser la valeur de la matrice. Les méthodes les plus utilisés sont la méthode de Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) et la méthode de Davidon-Fletcher-Powell (DFP). Dans ce travail, on utilise l'approche de BFGS pour la mise à jour de la matrice Hessienne  $H$ .

### III.5.1.4. Méthode de type quasi-Newton de BFGS

De nombreuses stratégies de mise à jour de la matrice Hessienne ont été développées. Parmi les plus connues, citons les formules de DFP et celle de BFGS. Il est généralement admis que la stratégie BFGS est supérieure à DFP en termes d'erreur d'arrondi et de convergence. La mise à jour de la matrice Hessienne par la méthode BFGS est donnée par [110-112] :

$$B_{next} = B_{now} - \frac{B_{now} \times h \times h^T \times B_{now}^T}{h^T \times B_{now} \times h} + \frac{\gamma \times \gamma^T}{\gamma^T \times h} \quad (3.29)$$

avec  $\gamma = G_{next} - G_{now}$  et  $h = \hat{\theta}_{next} - \hat{\theta}_{now}$ . Nous prenons pour valeur initiale de  $B$  la matrice identité ( $B_0 = B_0^{-1} = I$ ). Si, à une itération, la matrice calculée n'est pas définie positive, elle est réinitialisée à la matrice identité.

L'avantage de cette approche réside dans le fait qu'il n'est pas nécessaire de connaître avec précision la matrice  $H$  à chaque itération. Une approximation même grossière assure une réduction à chaque pas de la fonction coût et permet de ce fait une convergence plus rapide en terme de temps mais pas en terme d'itérations.

Dans ce travail de thèse, cette stratégie de mise à jour est intégrée dans l'algorithme de LM, ce qui représente un avantage important en vitesse de convergence et en temps de calcul.

### III.5.1.5. Critères d'arrêts

L'algorithme d'optimisation sort de sa boucle de recherche lorsqu'un critère d'arrêt est satisfait. Il y a plusieurs critères qui peuvent être définis. La minimisation jusqu'à une valeur nulle est pratiquement impossible. La présence de bruit sur les mesures expérimentales fait toutefois converger la fonction objective vers une valeur non-nulle. Il faut donc choisir un test d'arrêt afin de garantir que l'algorithme s'arrête toujours après un nombre fini d'itérations et que le dernier itéré calculé soit suffisamment proche d'une solution  $\hat{\theta}_{opt}$ . Parmi les critères d'arrêt utilisés on trouvera [99-100] :

- un critère sur le déplacement : si  $\|\hat{\theta}_{k+1} - \hat{\theta}_k\|$  est très petit, c'est qu'on ne progresse plus beaucoup.
- un critère sur la progression de l'objectif : si  $\|F(\hat{\theta}_{k+1}) - F(\hat{\theta}_k)\|$  est très petit, on peut être presque arrivé à un point minimum ou maximum. On peut aussi mesurer la norme du gradient  $\|G\|_\infty$ .
- un critère sur le temps de calcul ou le nombre maximal d'itérations ( $k_{max}$ ) peut-être défini pour empêcher l'algorithme d'optimisation de chercher indéfiniment.

En pratique, on utilise plutôt une combinaison de ces critères.

### III.5.2. Méthodes d'identification récursive

L'estimation des paramètres par la méthode hors-ligne présente un inconvénient majeur, l'impossibilité d'estimation des paramètres pendant l'acquisition des données (temps réel) ainsi que la complexité de calcul. Alors, les préférences vont d'habitude vers les algorithmes récursifs parce que l'estimation des paramètres du modèle est obtenue au fur et à mesure de l'évolution du procédé. Dans ce cas, la valeur du paramètre estimé dépend de la valeur estimée antérieurement et d'un terme de correction (appelé aussi erreur d'estimation).

Par rapport à l'algorithme hors-ligne (ou par paquet) des moindres carrés, l'identification récursive offre les avantages suivants :

- la possibilité de traiter un plus grand nombre de données, car l'algorithme récursif traite à chaque instant une seule paire entrée-sortie au lieu de l'ensemble des données,
- dans le cas des systèmes variant dans le temps, la forme récursive permet de "suivre" l'évolution des paramètres du système au cours du temps,
- exigences mémoire et puissance de calcul plus faibles,
- implantation aisée sur microprocesseur.

#### III.5.2.1. Algorithmes d'estimation récursive

Le principe de l'identification récursive (en temps réel) consiste à calculer, à chaque instant  $k$ , le vecteur des paramètres du modèle recherché  $\hat{\theta}_k$  en fonction des paramètres estimés à l'instant précédent  $\hat{\theta}_{k-1}$  et des nouvelles informations acquises sur le procédé.

En notant  $u_k$  l'entrée du système et  $\hat{\theta}_k$  une estimation du vecteur de paramètre  $\theta_k$  au  $k^{\text{ième}}$  échantillon, la sortie estimée  $\hat{y}$  est obtenue par simulation du modèle. Ainsi on obtient :

$$\hat{y}_k = f_k(u_k, \hat{\theta}_k) \quad (3.30)$$

Supposons que nous avons  $K$  échantillons de la sortie réelle  $y_k$ , tels que  $u_k$  et  $y_k$  sont les  $k^{\text{ièmes}}$  échantillons d'entrée-sortie du système, respectivement, et soit  $b_k$  un bruit blanc de moyenne nulle. L'ensemble de données est composé de  $K$  paires de données  $\{u_k, y_k^*\}$  avec  $t = k \times T_e$  (où  $T_e$  : période de prélèvement) :

$$y_k^* = y_k(u_k, \theta_k) + b_k \quad (3.31)$$

Puis, nous définissons l'erreur d'estimation résiduelle par la relation suivante :

$$\varepsilon_k = y_k^* - \hat{y}_k(u_k, \hat{\theta}_k) \quad (3.32)$$

Puisque  $\hat{y}$  est non linéaire dans  $\hat{\theta}$ , une technique de programmation non-linéaire est nécessaire

pour estimer récursivement  $\hat{\theta}$ .

Ainsi, nous présentons les algorithmes récursifs qui optimisent la fonction de coût du moindre carré suivant, utilisant le mécanisme de facteur d'oubli [113] comme :

$$F_k = \frac{1}{2} \times \sum_{k=1}^K \lambda^{K-k} \times \{\varepsilon_k\}^2 \quad (3.33)$$

où  $0.95 \leq \lambda \leq 1$  est le facteur d'oubli.  $\lambda$  permet d'identifier des paramètres qui varient dans le temps. Un  $\lambda$  plus petit permet une meilleure poursuite de paramètres variables, alors qu'un  $\lambda$  plus grand permet une meilleure élimination des perturbations par effet de lissage.

La dérivée première de la fonction objective de l'équation (3.33) par rapport à  $\hat{\theta}_k$ , connue sous le nom de gradient  $G_k$ , est définie [113-115] par :

$$G_k = F'_k = - \sum_{k=1}^K \lambda^{K-k} \times \{\psi_k^T \times \varepsilon_k\} \quad (3.34)$$

La deuxième dérivée de la fonction coût dans l'équation (3.33) par rapport à  $\hat{\theta}_k$ , connue sous le nom de matrice Hessienne  $H_k$ , peut être approchée classiquement [113-115] par :

$$H_k = F''_k \cong \sum_{k=1}^K \lambda^{K-k} \times \{\psi_k \times \psi_k^T\} \quad (3.35)$$

où  $\psi_k$  représente la fonction de sensibilité de sortie définie par la dérivée partielle de la sortie prédite  $\hat{y}_k$  en fonction des paramètres du vecteur  $\hat{\theta}_k$ .

En se rapportant à [113],  $H_k$  peut-être réécrite par l'équation de récurrence suivante :

$$H_k = \lambda \times H_{k-1} + (\psi_k \times \psi_k^T) \quad (3.36)$$

Maintenant un algorithme récursif général, pour mettre à jour le vecteur de paramètre  $\hat{\theta}_k$ , peut être défini par la relation (3.37) suivante :

$$\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + \mu_k \times \mathcal{R}_k^{-1} \times \psi_k^T \times \varepsilon_k \quad (3.37)$$

où  $\mu_k$  est un scalaire positif représentant la longueur du pas et  $\mathcal{R}_k$  une matrice qui modifie la direction locale de recherche définie avec la méthode du gradient  $G_k$ .

Plusieurs algorithmes récursifs sont proposés [113] basés sur la sélection de  $\mu_k$  et de  $\mathcal{R}_k^{-1}$  dans l'équation (3.37).

### III.5.2.2. Algorithme récursif de la descente du gradient

La descente du gradient est une méthode de résolution du premier ordre. En choisissant

$\mathcal{R}_k^{-1} = I$  et en substituant dans l'équation (3.37), le vecteur des estimés  $\hat{\underline{\theta}}_{k-1}$  est donné par la procédure récursive suivante :

$$\hat{\underline{\theta}}_k = \hat{\underline{\theta}}_{k-1} + \mu_k \times \psi_k^T \times \varepsilon_k \quad (3.38)$$

où  $\mu_k$  est appelé pas de convergence de la méthode et  $I$  est la matrice d'identité. Cet algorithme est semblable à l'algorithme des moindres carrés moyens (en anglais : LMS pour Least Mean Squares), encore appelé gradient stochastique dans le système linéaire [89].

### III.5.2.3. Algorithme récursif de Gauss-Newton

Pour la méthode de Gauss-Newton : choisissons  $\mu_k = (1 - \lambda)$ , et redéfinissons :

$$\mathcal{R}_k = (1 - \lambda) \times H_k \quad (3.39)$$

En substituant  $\mu_k$  et  $\mathcal{R}_k$  dans l'équation (3.37), le vecteur estimé  $\hat{\underline{\theta}}_k$  est donné par :

$$\begin{cases} \hat{\underline{\theta}}_k = \hat{\underline{\theta}}_{k-1} + (1 - \lambda) \times \mathcal{R}_k^{-1} \times \psi_k^T \times \varepsilon_k \\ \mathcal{R}_k = \lambda \times \mathcal{R}_{k-1} + (1 - \lambda) \times \{\psi_k \times \psi_k^T\} \end{cases} \quad (3.40)$$

Dans le cas linéaire, cet algorithme est semblable à l'algorithme des moindres carrés récursifs (en anglais : RLS pour Recursive Least Squares) [89].

Souvent, la matrice Hessienne ne peut pas être inversible ou l'inverse ne peut pas être positif défini, puis la mise à jour de paramètre n'est pas possible. Pour éviter ces difficultés, la diagonale de l'approximation de la matrice Hessienne  $H_k$  est employée pour la méthode de mise à jour de LM.

### III.5.2.4. Algorithme récursif de Levenberg-Marquardt

La méthode de LM combine la méthode de Gauss-Newton et celle du gradient. Donc, pour la première variante de LM on choisit :  $\mu_k = 1$ , et redéfinissons :

$$\mathcal{R}_k = (1 - \lambda) \times H_k + \delta_k \times I \quad (3.41)$$

où  $\delta_k$  est le paramètre de régularisation.

Substituant  $\mathcal{R}_k$  dans l'équation (3.37), le vecteur estimé  $\hat{\underline{\theta}}_k$  est donné par :

$$\begin{cases} \hat{\underline{\theta}}_k = \hat{\underline{\theta}}_{k-1} + (1 - \lambda) \times \mathcal{R}_k^{-1} \times \psi_k^T \times \varepsilon_k \\ \mathcal{R}_k = \lambda \times \mathcal{R}_{k-1} + (1 - \lambda) \times (\psi_k \times \psi_k^T + \delta_k \times I) \end{cases} \quad (3.42)$$

Nous notons que  $\delta_k \geq 0$  est employé pour assurer une diminution de chaque récursivité.

Cet algorithme est identique à l'algorithme moindre carré récursif régularisé décrit dans [116].

Pour la deuxième variante de la méthode de LM choisissons :  $\mu_k = 1$ , et redéfinissons :

$$\mathcal{R}_k = (1 - \lambda) \times H_k + \delta_k \times \text{diag}\{H_k\} \quad (3.43)$$

où  $\text{diag}\{.\}$  dénote l'opérateur de la matrice diagonale.

Substituant l'équation (3.43) dans l'équation (3.42), le vecteur estimé  $\hat{\underline{\theta}}_k$  est donné par la formule de récurrence suivante :

$$\begin{cases} \hat{\underline{\theta}}_k = \hat{\underline{\theta}}_{k-1} + (1 - \lambda) \times \mathcal{R}_k^{-1} \times \psi_k^T \times \varepsilon_k \\ \mathcal{R}_k = \lambda \times \mathcal{R}_{k-1} + (1 - \lambda) \times (\psi_k \times \psi_k^T + \delta_k \times \text{diag}\{\psi_k \times \psi_k^T\}) \end{cases} \quad (3.44)$$

où  $\mathcal{R}_k$  est l'approximation de la matrice Hessienne régularisée et  $\delta_k$  est le paramètre de régularisation.

L'avantage de cette méthode est de pouvoir jouer sur la rapidité de convergence, la précision et la stabilité de l'algorithme en fonction de la dynamique des paramètres estimés.

La valeur de  $\delta_k$  affecte, en même temps, le taux de convergence et la stabilité de l'algorithme.

Par conséquent, le paramètre de régularisation  $\delta_k$  est également ajusté de manière adaptative avec le critère suivant [114-115] :

$$\delta_k = \begin{cases} \alpha_1 * \delta_{k-1} & , \quad \text{Si } |\varepsilon_k| > |\varepsilon_{k-1}| \\ 1/\alpha_2 * \delta_{k-1} & , \quad \text{Si } |\varepsilon_k| < |\varepsilon_{k-1}| \\ \delta_{k-1} & , \quad \text{Si non.} \end{cases} \quad (3.45)$$

où les nombres  $\alpha_1$  et  $\alpha_2$  sont choisis de telle sorte que les valeurs de  $\delta$  n'oscille pas [100].

L'utilisation du facteur d'oubli  $\lambda$ , comme nous l'avons déjà évoqué, est destinée à obtenir un algorithme adapté au suivi des paramètres, ce qui permet d'améliorer les performances d'identification en cas de changements brusques de l'état du système. Pour adapter l'algorithme à la dynamique souhaitée pour les paramètres à estimer, plusieurs profils de facteur d'oubli ont été proposés [45, 117], parmi lesquels on peut citer :

- le facteur d'oubli fixe  $0 \leq \lambda = cte \leq 1$ . Il convient pour le suivi paramétrique des paramètres à variation rapide car on réduit la fenêtre d'observation pour augmenter la sensibilité mais on perd en précision.
- le facteur d'oubli variable  $\lambda_k = 1 - \alpha + \alpha \times \lambda_{k-1}$ . On obtient un facteur d'oubli tendant asymptotiquement vers 1 ce qui, en évitant une décroissance trop rapide du gain, permet une accélération de la convergence, en particulier pour les systèmes stationnaires.

Pour l'application à la surveillance des défauts de courts-circuits des spires statoriques ou ruptures de barres rotoriques, il est nécessaire de détecter le plus rapidement possible la variation des paramètres lors d'un défaut. On a donc besoin de privilégier une bonne sensibilité de l'algorithme. Nous retenons donc le profil du facteur d'oubli fixe.

### III.5.3. Méthode à horizon glissant par intervalles

En diagnostic en-ligne, il est impératif d'envisager une variation brutale des paramètres du système due à un défaut apparaissant en cours de fonctionnement. Il n'est donc pas possible d'appliquer directement les algorithmes hors-ligne car l'hypothèse selon laquelle le vecteur des paramètres est constant se trouve mise en défaut.

Une solution à ce problème consiste à procéder à l'estimation en-ligne par paquets de données sur l'intégralité de l'horizon de l'identification [118-120]. Ainsi, on introduit une nouvelle période d'échantillonnage plus grande que la période d'acquisition des données ( $T_e$ ) afin d'estimer les paramètres du modèle (figure 3.5). Cette nouvelle période ( $T_h$ ) est donnée par :

$$T_h = N_h \times T_e \quad (3.46)$$

où  $N_h$  est le nombre de points par paquet.

En fin de chaque paquet de données, le vecteur paramètre est réactualisé selon l'algorithme récursif. Ainsi, deux indices  $i$  et  $k$  sont introduits :

- l'indice  $i$  désignant le numéro du paquet de données,
- l'indice  $k$  qui représente le numéro d'une donnée dans un paquet de mesures.

Pour le  $i^{\text{ème}}$  paquet, on simule la sortie et les fonctions de sensibilité selon l'indice  $k$  jusqu'à  $k = N_h$ . Par la suite, une réactualisation du vecteur  $\hat{\underline{\theta}}$  à l'instant  $i + 1$  est effectuée selon l'algorithme récursif de moindre carré.

$$\underline{y}_i^{N_h \times 1} = \underline{f}_i^{N_h \times 1}(\hat{\underline{\theta}}, u) + \underline{b}_i^{N_h \times 1} \quad (3.47)$$

Après linéarisation, on obtient :

$$d\underline{y}_i^{N_h \times 1} = \frac{\partial \underline{f}_i^{N_h \times 1}}{\partial \underline{\theta}} d\underline{\hat{\theta}}^{N_p \times 1} + \underline{b}_i^{N_h \times 1} = S_i^{N_h \times N_p} d\underline{\hat{\theta}}^{N_p \times 1} + \underline{b}_i^{N_h \times 1} \quad (3.48)$$

où  $\underline{b}$  est un bruit de sortie,  $N_p$  est le nombre de paramètres à estimer et  $S_i$  est la matrice de la fonction de sensibilité donnée par :

$$S_i = [\psi_1^T \dots \psi_k^T \dots \psi_{N_h}^T]^T \quad (3.49)$$

Donc, une mise à jour du vecteur  $\hat{\theta}$  à l'instant  $t_k + N_h$  est calculée par l'algorithme de LMR. Les différentes étapes sont résumées par l'algorithme récursif de Levenberg-Marquardt avec Horizon Glissant, noté LMR-HG, suivant :

---

**Algorithme 4 :** Algorithme récursive de LMR-HG

---

1. Donner le nombre de points par paquet  $N_h$
  2. Calculer le critère quadratique  $\{F_{C_i}(\hat{\theta})\}_{k=t_k}^{t_k+N_h}$
  3. Appelle l'algorithme de LMR
  4. Posons  $k = t_k + N_h + 1$ , horizon glissé retourner à l'étape 2 pour calculer l'estimation suivante.
- 

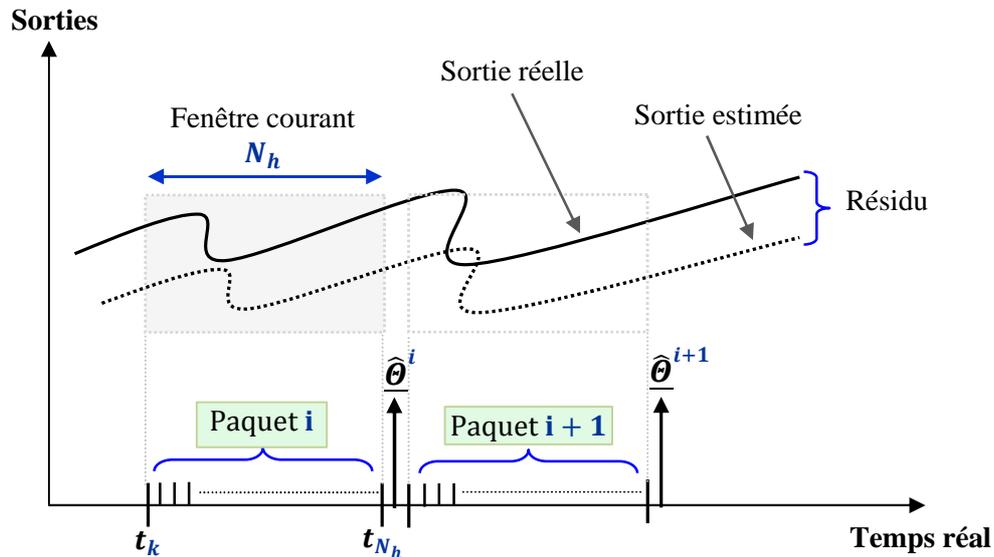


Figure 3.5 : Estimation en-ligne par l'approche de LMR-HG

L'approche de LMR-HG s'avère bien adaptée à l'estimation des machines électriques, où les variations paramétriques sont lentes. Ainsi, les fonctions de sensibilité sont calculées sur un horizon d'identification où la variation du vecteur paramètres  $\hat{\theta}$  est négligeable. Aussi, plus cet horizon d'identification est grand, meilleure est l'estimation paramétrique car le régime établi sera largement atteint. Par contre, dans une optique de détection et de localisation rapide des défauts de courts-circuits des spires statorique ou rupture de barres rotorique, il est important de réduire le nombre d'échantillons par paquet  $N_h$ . Par conséquent, il faut choisir un nombre d'échantillons optimal permettant à la fois une bonne estimation des paramètres et une rapidité du diagnostic et de surveillance de la machine asynchrone.

### III.6. Validation sur un système du deuxième ordre

Avant d'appliquer les différentes approches proposées au cours de ce chapitre, à l'identification et l'estimation de la machine asynchrone, dans cette section, les méthodes d'identification présentées précédemment sont appliquées sur un modèle académique (en simulation) afin de maîtriser les conditions d'identification.

Pour illustrer les deux versions de la méthode du modèle, nous présentons un exemple d'identification d'un système apériodique du 2<sup>ème</sup> ordre :

$$H(s) = \frac{b_0}{s^2 + a_1 s + a_0} \quad (3.50)$$

avec

$$\begin{cases} a_0 = 1 \\ a_1 = 2.5 \\ b_0 = 1 \end{cases}$$

On cherche à estimer, par les méthodes d'identification hors-ligne puis récursives, le vecteur des paramètres  $\underline{\theta} = [a_0 \ a_1 \ b_0]^T$ .

Pour le calcul des fonctions de sensibilité de chaque paramètre, il est plus simple d'écrire le modèle sous forme d'espace d'état. Ainsi, en posant  $x_1(t) = y(t)$  et  $x_2(t) = \dot{y}(t)$ , on associe au modèle la représentation suivante :

$$\begin{cases} \dot{\underline{x}} = \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -a_0 & -a_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ b_0 \end{bmatrix} u \\ y = [1 \ 0] \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (3.51)$$

A partir de cette représentation on définit aisément la simulation simultanée des différentes fonctions de sensibilité calculées dans un premier temps par rapport à l'état, puis étendues à la sortie de la manière suivante :

$$\begin{cases} \dot{\underline{\sigma}}_{x,a_i} = A(\underline{\theta}) \cdot \underline{\sigma}_{x,a_i} + \left[ \frac{\partial A(\underline{\theta})}{\partial a_i} \right] \cdot \underline{x} \quad \text{avec} \quad \frac{\partial A(\underline{\theta})}{\partial a_0} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \frac{\partial A(\underline{\theta})}{\partial a_1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \\ \dot{\underline{\sigma}}_{x,b_0} = A(\underline{\theta}) \cdot \underline{\sigma}_{x,b_0} + \left[ \frac{\partial B(\underline{\theta})}{\partial b_0} \right] \cdot \underline{x} \quad \text{avec} \quad \frac{\partial B(\underline{\theta})}{\partial b_0} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\ \underline{\sigma}_{y,\underline{\theta}} = \underline{\sigma}_{x_1,\underline{\theta}} \end{cases}$$

Une excitation de type SBPA est appliquée à l'entrée du système sur un horizon de temps de 800 sec. La période d'échantillonnage égale à 0.05 sec est choisie par rapport à la plus petite constante de temps qui est ici de 0.5 sec.

Afin d'étudier l'influence du bruit sur la qualité des estimés, l'ensemble des algorithmes d'identification est évalué avec l'adjonction de bruits blancs aléatoires gaussiens sur la sortie déterministe du système, dont les variances sont ajustées de sorte que le Rapport Signal sur Bruit (RSB) soit égal 30 dB et 20 dB. Le signal d'excitation ainsi que la sortie bruitée du système sont représentés à la figure 3.6, pour un RSB de 30 dB.

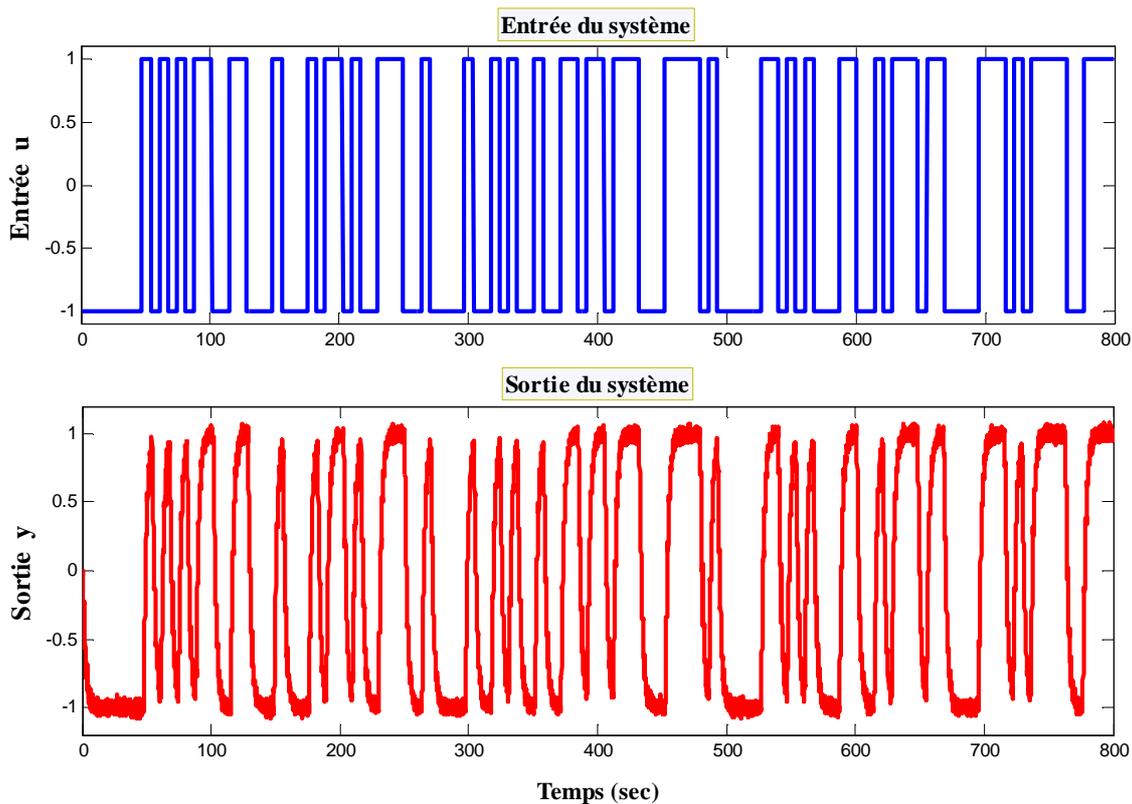


Figure 3.6 : Entrée-sortie du système du 2<sup>ème</sup> ordre

### III.6.1. Identification hors-ligne

Les fichiers de données du signal d'entrée  $u(t)$  et de sortie  $y^*(t)$  comportent 16000 points. Le premier algorithme testé correspond à l'algorithme hors-ligne de Levenberg-Marquardt avec région de confiance, noté LM-RC.

Le vecteur des paramètres initiales est fixé à  $\underline{\theta}_0 = [1.2 \quad 2.3 \quad 1.2]^T$  pour chaque test et les fonctions de sensibilité  $\underline{\sigma}_{y,\theta}$  sont quant à elles initialisées à zéro.

Après environ 2 itérations pour la minimisation de la fonction coût à l'aide de l'algorithme hors-ligne de LM-RC et pour un RSB de 30 dB et de 20 dB, les résultats d'estimation paramétrique ainsi que l'erreur relative  $Err_v$  obtenus sont reportés dans le tableau 3.1.

**Tableau 3.1**  
Résultats d'estimation paramétrique du système

Valeurs estimées (moyenne de dix simulations)				
Itérations	RSB = 20dB			Erv(%)
	$a_0$	$a_1$	$b_0$	
Itération 0	1.2000	2.3000	1.2000	12.0605
Itération 1	1.0322	2.5670	1.0186	2.6671
Itération 2	0.9973	2.4909	0.9987	0.3344
Itération 3	0.9978	2.4912	0.9986	0.3210
Itération 4	0.9978	2.4912	0.9986	0.3210
Itérations	RSB = 30dB			Erv(%)
	$a_0$	$a_1$	$b_0$	
Itération 0	1.2000	2.3000	1.2000	12.0605
Itération 1	1.0366	2.5764	1.0219	3.0454
Itération 2	0.9998	2.4993	1.0003	0.0275
Itération 3	1.0003	2.4998	1.0003	0.0179
Itération 4	1.0003	2.4998	1.0003	0.0179
<b>Valeurs exactes</b>	<b>1.0000</b>	<b>2.5000</b>	<b>1.0000</b>	<b>0.0000</b>

L'analyse du tableau 3.1 nous révèle que l'algorithme LM-RC donne des résultats d'estimations très proches des paramètres exacts, quelle que soit le niveau du bruit, avec un nombre moyen d'itérations très proches.

Pour un RSB de 20 dB, la figure 3.7 présente, en fonction du nombre d'itérations, l'évolution des paramètres estimés, avec les traits en pointillés représentant les paramètres exacts. On constate, tout d'abord, que la méthode d'identification de LM-RC proposée fournit de bons résultats. A partir de la figure 3.7, nous remarquons que toutes les estimations des paramètres, ont convergé vers leurs valeurs désirées, avec peu d'itérations (3 itérations).

Ensuite, nous allons placer les paramètres estimés dans notre modèle de simulation, puis nous allons tracer les évolutions de la sortie simulée et celle estimée.

Sur un horizon de temps de 800 sec, la figure 3.8 présente une comparaison entre la sortie simulée et celle estimée pour ces 3 valeurs paramétriques. En rouge est représentée la sortie simulée du système, et en bleu discontinu la sortie estimée. D'après la figure 3.8, la sortie simulée semble suivre parfaitement la sortie estimée, malgré la présence du bruit de sortie.

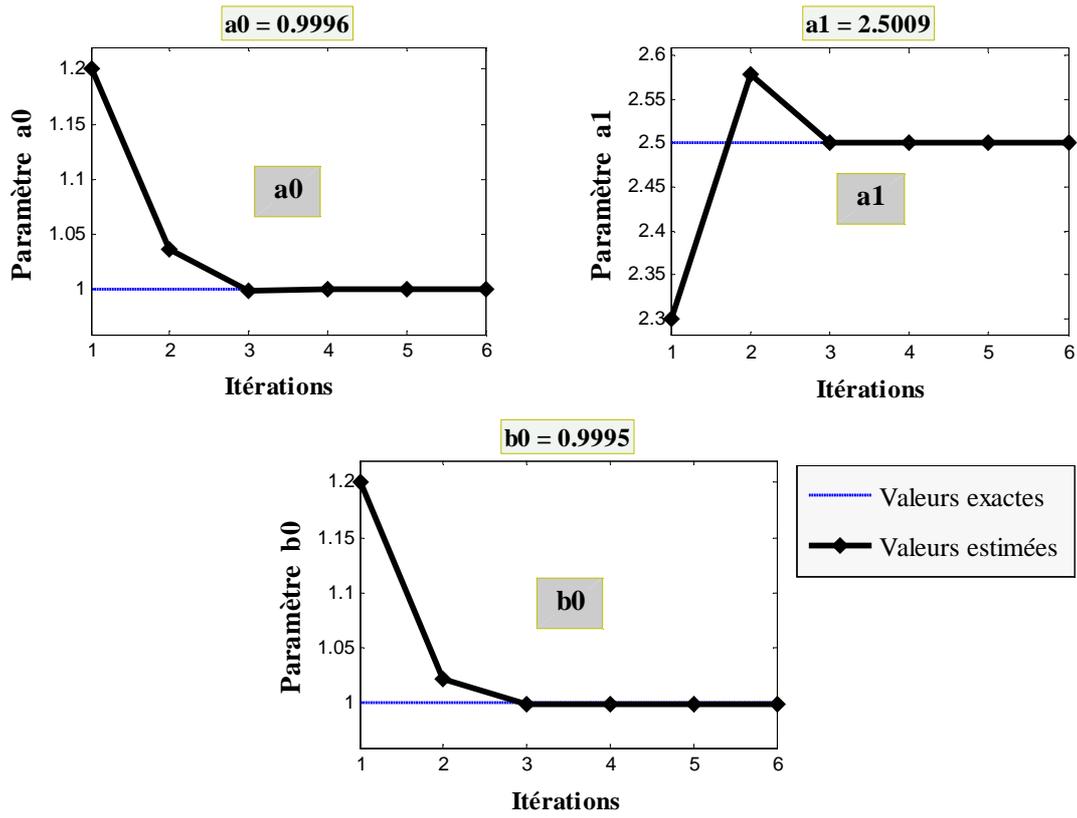


Figure 3.7 : Estimation hors-ligne des paramètres par LM-RC

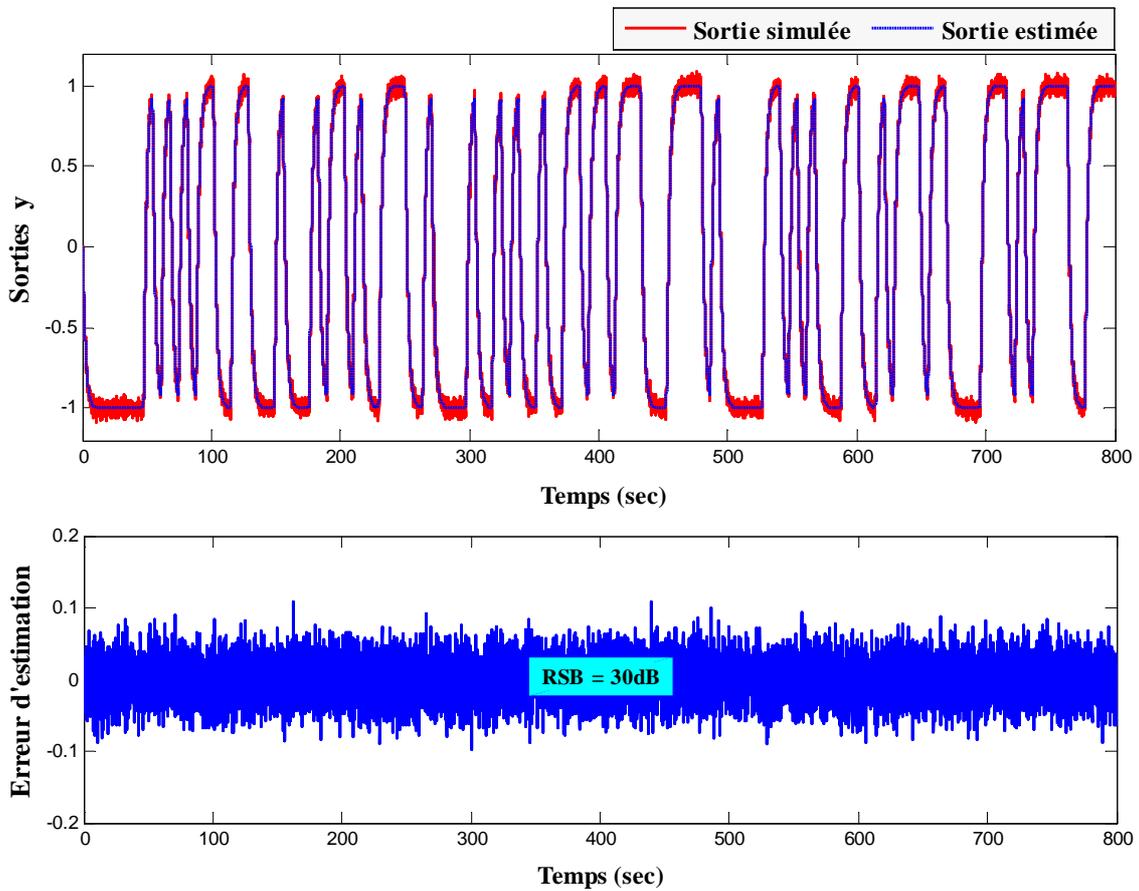


Figure 3.8 : Sorties simulée et estimée, cas RSB=30dB

### III.6.2. Identification récursive

Nous allons appliquer la version récursive de l'algorithme de Levenberg-Marquardt à Horizon Glissant (LMR-HG) pour estimer les paramètres du modèle qui évoluent dans le temps.

Dans ce cas, nous évaluons l'influence d'une variation des paramètres du modèle au cours de la procédure d'identification paramétrique. Ainsi, à l'instant  $t = 400 \text{ sec}$ , on fait varier volontairement les valeurs des paramètres dans le temps de la façon suivante :

$$\underline{\theta}(t) = \begin{cases} [1.0 & 2.5 & 1.0]^T, & t < 400 \text{ sec} \\ [1.2 & 2.3 & 1.2]^T, & t \geq 400 \text{ sec} \end{cases}$$

Maintenant, on cherche à estimer en temps réel le vecteur des paramètres  $\underline{\theta}(t)$ , par l'algorithme de LMR-HG. L'estimateur récursif est donc appliqué pour l'estimation du vecteur des paramètres en fixant la valeur du facteur d'oubli à  $\lambda = 0.955$  puis  $\lambda = 0.985$ .

L'influence du niveau de bruit sur la qualité de l'identification est étudiée en effectuant des simulations avec un bruit de sortie de façon à réaliser un RSB de 30 dB.

Les résultats d'estimation des paramètres obtenus par l'algorithme de LMR ainsi que l'écart-type sont alors consignés dans le tableau 3.2. Les résultats des estimations obtenus confirme la convergence pour l'ensemble des paramètres, comme en témoigne l'erreur normative relative.

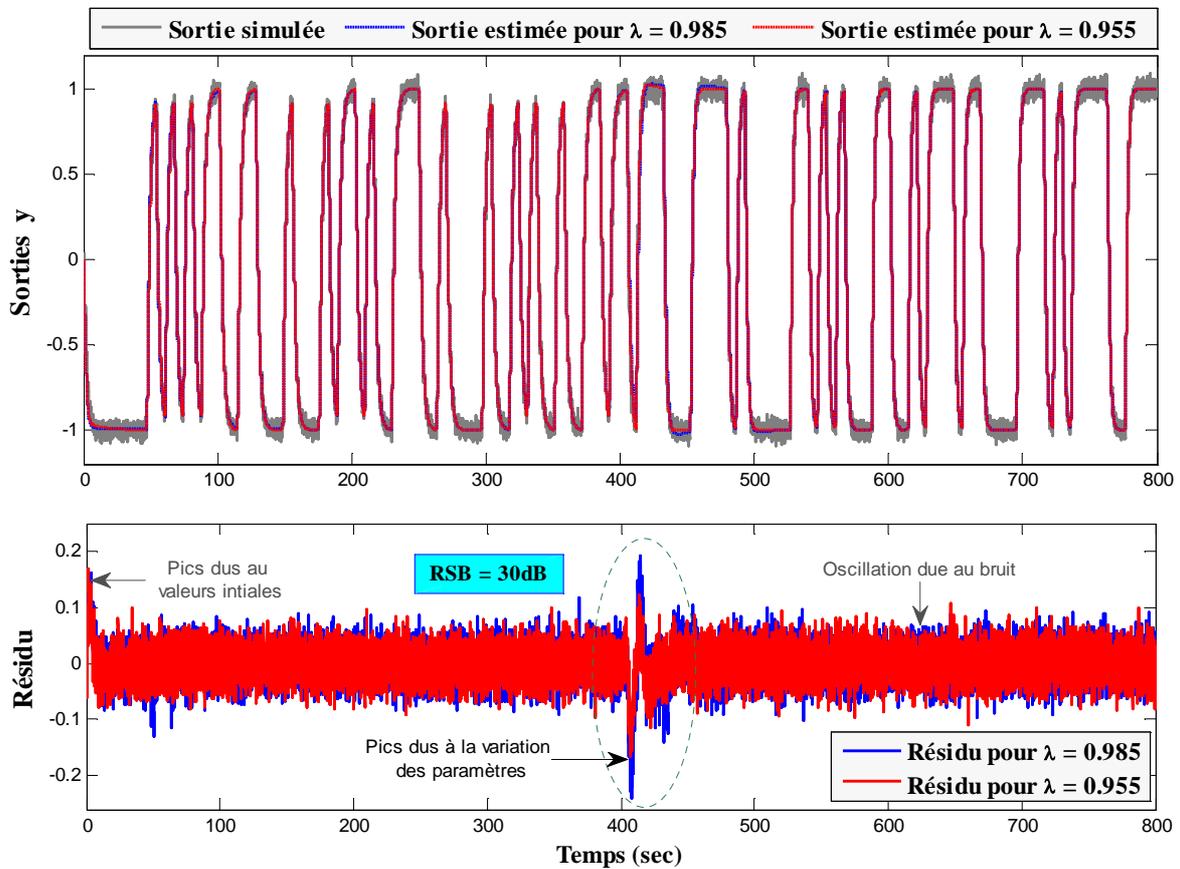
La figure 3.9 représente, en fonction du temps, la comparaison entre la sortie simulée et celle estimée. La comparaison conduit à une erreur d'estimation négligeable sauf pendant le transitoire nécessaire à la convergence et à l'instant du changement des paramètres. Ceci confirme que les sorties identifiées suivent parfaitement la vraie sortie du système.

La figure 3.10 illustre l'évolution des paramètres au cours de la procédure d'identification. Les résultats obtenus montrent que la méthode récursive avec facteur d'oubli conduit à des estimations proches des valeurs exactes. L'identificateur récursif de LM avec facteur d'oubli réagit instantanément, dès la variation des paramètres introduite en cours d'identification. Ainsi, à l'instant  $t = 400 \text{ sec}$ , l'ensemble des paramètres varie pour indiquer un changement dans l'état paramétrique du système. L'optimum est atteint après un transitoire de calcul d'environ 50 sec pour  $\lambda = 0.955$  et 150 sec pour  $\lambda = 0.985$ .

La figure 3.10 montre que le temps de convergence pour l'ensemble des paramètres est très réduit. Ainsi, après un transitoire de calcul dû à la mauvaise initialisation de l'algorithme, l'algorithme converge vers l'optimum. L'introduction du facteur d'oubli dans cette méthode permet en effet d'oublier les premières estimations correspondant au régime transitoire, ce qui contribue à améliorer la convergence de l'algorithme.

**Tableau 3.2**  
Résultats de l'estimation paramétrique du système

Valeurs estimées				
Temps	<i>RSB = 30dB et <math>\lambda = 0.955</math></i>			<i>Errv(%)</i>
	$a_0$	$a_1$	$b_0$	
$t = 0.00 \text{ sec}$	1.2000	2.3000	1.2000	12.0605
$t = 100 \text{ sec}$	1.0025	2.4960	1.0076	0.3114
$t = 400 \text{ sec}$	1.0008	2.4982	1.0038	0.1490
$t = 500 \text{ sec}$	1.2000	2.3015	1.1979	0.0903
$t = 800 \text{ sec}$	1.2010	2.3005	1.1982	0.0741
Temps	<i>RSB = 30dB et <math>\lambda = 0.985</math></i>			<i>Errv(%)</i>
	$a_0$	$a_1$	$b_0$	
$t = 0.00 \text{ sec}$	1.2000	2.3000	1.2000	12.0605
$t = 100 \text{ sec}$	1.0453	2.4560	1.0417	2.6347
$t = 400 \text{ sec}$	1.0027	2.5012	0.9959	0.1759
$t = 500 \text{ sec}$	1.1897	2.3040	1.2017	0.3911
$t = 800 \text{ sec}$	1.2006	2.2998	1.1991	0.0385



**Figure 3.9** : Sorties simulée et estimée du système non-stationnaire

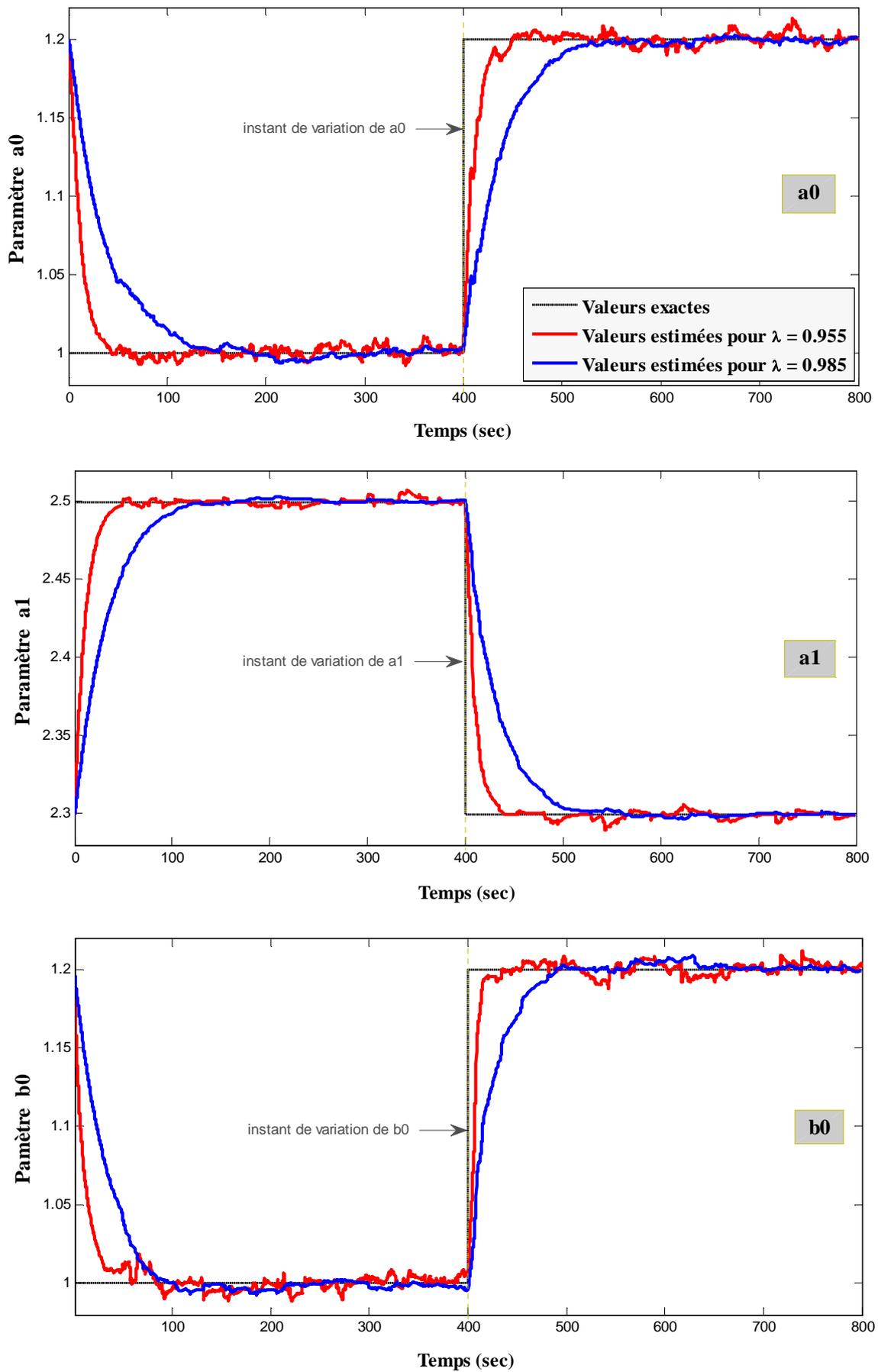


Figure 3.10 : Identification récursive des paramètres du système non-stationnaire

### III.7. Conclusion

Au cours de ce chapitre, nous avons présenté différents éléments nécessaires à l'identification de paramètres physiques des systèmes non-linéaires à temps continu. Généralement les paramètres physiques sont identifiés par recherche d'une identité de comportement entre un modèle et le processus réel. Différentes formulations de critère de coût représentatif d'un écart de comportement entre le processus et le modèle ont été abordées. Lorsque le critère de coût est non-linéaire par rapport aux paramètres, la minimisation de ce critère doit alors s'opérer à l'aide d'algorithmes relevant des techniques de programmation non-linéaires.

Dans le cadre de l'identification, les algorithmes de programmation non-linéaires permettent le passage d'une représentation non-paramétrique à une représentation paramétrique. Ainsi, la fonction de coût permet le passage de l'espace d'état à l'espace paramétrique.

Dans le contexte de l'identification des paramètres physiques, il est avantageux de disposer d'un algorithme général d'optimisation convergent, fiable, précis et requérant un temps de calcul raisonnable. Sa robustesse permet l'identification des paramètres physiques de systèmes variés de complexités diverses. Les méthodes d'identification paramétrique présentées sont récursives et non récursives. Leur efficacité dépend essentiellement des propriétés des fonctions à minimiser, du nombre des paramètres à estimer, du signal d'excitation, de l'intervalle de temps ainsi que du choix des valeurs initiales pour l'algorithme.

Nous avons introduit aussi une approche de normalisation des fonctions de sensibilité, afin d'améliorer l'utilisation des algorithmes d'identification paramétriques dans le cas de paramètres d'ordre de grandeur très différents.

Les différentes versions de la méthode du modèle ont été testées, en simulation, sur un modèle académique afin de maîtriser les conditions d'identification et montrer, en même temps, l'efficacité des approches proposées. Les méthodes d'identification utilisées, présentent l'avantage d'être simple de mises en œuvre, robustes et rapides en temps de calcul. D'autre part, ces méthodes possèdent l'avantage fondamental d'une applicabilité quasi-universelle, que ce soit vis-à-vis des types de systèmes ou des domaines d'application.

L'influence du niveau de bruit sur les méthodes d'identification paramétrique proposées est aussi étudiée en effectuant des simulations avec un niveau de bruit de 30 dB et de 20 dB.

Le cadre théorique de ce travail a été présenté dans ce chapitre. Nous avons montré différentes approches permettant d'aboutir à l'identification et l'estimation de systèmes non-linéaires.

Dans les chapitres suivants, nous allons utiliser les outils de l'identification présentés dans ce chapitre et les appliquer à l'identification et l'estimation, hors-ligne et de manière récursive, des différents modèles de défauts de la machine asynchrone, présentés au deuxième chapitre.

# CHAPITRE IV

## DIAGNOSTIC HORS-LIGNE PAR IDENTIFICATION PARAMÉTRIQUE DE LA MACHINE ASYNCHRONE

## Diagnostic hors-ligne par identification paramétrique de la machine asynchrone

### Sommaire

---

IV.1	Introduction	97
IV.2	Diagnostic hors-ligne de la machine saine	98
IV.2.1	Modèle d'état continu de la machine saine	98
IV.2.2	Modèle discret de la machine	99
IV.2.3	Identification par erreur de sortie	100
IV.2.4	Mise en œuvre	101
IV.2.5	Résultats de simulation de la machine saine	102
IV.3	Diagnostic de la machine avec défaut stator	105
IV.3.1	Modèle de détection de spires en court-circuit	105
IV.3.2	Détection et localisation	106
IV.3.3	Résultats de simulation et discussion	108
IV.4	Diagnostic de la machine avec défaut rotor	112
IV.4.1	Modèle de détection de ruptures de barres	112
IV.4.2	Détection et localisation	114
IV.4.3	Résultats de simulation et discussion	114
IV.5	Diagnostic de défauts simultanés stator/rotor	118
IV.5.1	Modèle de détection	118
IV.5.2	Résultats de simulation et discussion	120
IV.6	Validation expérimentales	121
IV.6.1	Description du banc d'essais expérimental	121
IV.6.2	Résultats expérimentaux de la machine saine	124
IV.6.3	Résultats expérimentaux de la machine avec défaut stator	127
IV.7	Conclusion	132

---

## IV.1. Introduction

L'apparition d'un défaut dans un entraînement électrique a pour effet de perturber son fonctionnement. Par conséquent, ses paramètres caractéristiques sont directement affectés par l'occurrence de ce défaut, ce qui se traduit par la variation de l'un ou de plusieurs d'entre eux. Dès cette apparition, le suivi de l'évolution paramétrique par un algorithme d'identification, soit hors-ligne, soit de manière récursive, permet de détecter toute dérive paramétrique, indicateur alors de l'apparition d'un dysfonctionnement dans la machine.

L'identification des modèles de comportement consiste alors à trouver les paramètres matériels qui permettent de réduire l'écart entre la sortie désirée du système à identifier et la réponse estimée du modèle. Cette réponse du modèle est la réponse optimisée quand le processus d'identification converge. Dans le cas du diagnostic de la machine asynchrone à cage, on s'intéresse à l'identification des paramètres des modèles de défauts statorique et rotorique présentés précédemment au deuxième chapitre. La stratégie de diagnostic que nous allons présenter consiste à réaliser le suivi des paramètres de défaut  $\{\hat{\mu}_{cc_k}, \hat{\eta}_0\}$ . L'estimation des paramètres  $\hat{\mu}_{cc_k}$  indique alors le nombre de spires en court-circuit sur chacune des trois phases au stator et celle du paramètre  $\hat{\eta}_0$  permet d'avoir le nombre de barres cassées au rotor.

L'objectif de ce chapitre est d'implémenter et valider la méthode d'identification de LM-RC sur les modèles de défaut de la machine introduits au deuxième chapitre. Cette méthode permet d'estimer hors-ligne un modèle de défaut qui reproduit asymptotiquement le comportement d'entrée-sortie acquis sur le système. La méthode va être validée en simulation puis sur des données entrées-sorties issues d'un banc d'essai réel d'une machine asynchrone.

Dans ce chapitre, la méthode d'identification hors-ligne associée avec la normalisation des fonctions de sensibilité, sera appliquée sur les modèles de défaut de la machine suivants :

- un modèle de la machine saine,
- un modèle de court-circuit de spires au stator,
- un modèle de rupture de barres au rotor,
- un modèle global avec défaut combiné stator et rotor.

La méthode de diagnostic par estimation paramétrique conduit alors à procéder à l'identification des paramètres électriques et de défaut d'un modèle. Ainsi, les paramètres électriques  $\{R_s, R_r, L_m, L_f\}$  indiqueront l'état dynamique de la machine tandis que les paramètres de défaut  $\{\hat{\mu}_{cc_k}, \hat{\eta}_0\}$  permettront d'accéder à l'information sur les défauts présents dans la machine. L'identification d'une manière hors-ligne de ces paramètres va permettre la détection et la localisation du déséquilibre présent dans la machine.

Les résultats d'estimation, utilisant des données entrées/sorties simulées ou expérimentales, sont obtenus à partir de la simulation sous l'environnement Matlab/Simulink.

## IV.2. Diagnostic hors-ligne de la machine saine

Dans ce paragraphe, on se propose d'illustrer l'application de l'algorithme d'identification hors-ligne de LM-RC enrichi par une procédure de normalisation des fonctions de sensibilité, au cas de la machine asynchrone saine en régime dynamique.

En premier lieu, il est indispensable de préciser le modèle d'état continu de la machine utilisée pour l'estimation paramétrique. On présente ensuite l'identification des paramètres de ce modèle à partir de données entrées-sorties simulées puis expérimentales.

### IV.2.1. Modèle d'état continu de la machine saine

Le principe de l'identification paramétrique présenté au deuxième chapitre fait référence à un modèle continu du processus sous représentation d'état. Il est donc nécessaire de mettre le modèle de la machine asynchrone sous forme d'état. Pour rappel, notre choix de repère est celui lié à l'axe du rotor, où les grandeurs sont les plus proches du continu.

Le modèle continu de la machine considère la vitesse mécanique comme une variable d'état, ce qui aurait comme conséquence directe d'augmenter l'ordre de la représentation d'état.

Afin de contourner cette difficulté, on considère que la vitesse est constante entre deux instants d'échantillonnage, car le mode mécanique est lent par rapport au mode électrique qui est rapide. Alors, au lieu d'avoir un modèle d'ordre 5 non-linéaire, celui-ci est d'ordre 4 et non-stationnaire, et la vitesse mécanique est prise en compte en tant que mesure [65].

Le vecteur d'état  $\underline{x}$  constitué par les courants statoriques et les flux rotoriques conduisant à un modèle d'ordre 4 dans lequel les grandeurs d'entrées et de sorties du système correspondent aux tensions  $\{u_{ds}, u_{qs}\}$  et courants  $\{i_{ds}, i_{qs}\}$  statoriques, respectivement.

Le modèle d'état continu de la machine asynchrone saine obtenu après application de la transformation de Park liée au rotor se présente alors sous la forme :

$$\sum_{(\Theta)} \begin{cases} \dot{\underline{x}}(t) = A(\omega) \cdot \underline{x}(t) + B \cdot \underline{u}(t) \\ \underline{y} = C \cdot \underline{x}(t) \end{cases} \quad (4.1)$$

avec

$\underline{x} = [i_{ds} \quad i_{qs} \quad \phi_{dr} \quad \phi_{qr}]^T$  : vecteur d'état

$\underline{u} = \begin{bmatrix} u_{ds} \\ u_{qs} \end{bmatrix}$ ,  $\underline{y} = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix}$  : entrées et sorties du système, respectivement.

La matrice d'état  $A$  est donnée par :

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{R_s+R_r}{L_f} & \omega & \frac{R_r}{L_m \cdot L_f} & \frac{\omega}{L_f} \\ -\omega & -\frac{R_s+R_r}{L_f} & -\frac{\omega_m}{L_f} & \frac{R_r}{L_m \cdot L_f} \\ R_r & 0 & -\frac{R_r}{L_m} & 0 \\ 0 & R_r & 0 & -\frac{R_r}{L_m} \end{bmatrix}$$

La matrice de commande  $B$  et la matrice d'observation  $C$  sont données respectivement par :

$$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_f} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_f} & 0 & 0 \end{bmatrix}^T, \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

### IV.2.2. Modèle discret de la machine saine

Le modèle discret de la machine asynchrone est déduit facilement à partir du modèle continu qui vient d'être exprimé au paragraphe précédent par l'équation 4.1 [65].

Le choix de la méthode et du pas de discrétisation se fait de telle sorte à avoir un compromis entre précision, stabilité du modèle discret et temps de calcul.

Comme un de nos objectifs est l'identification d'une manière récursive des paramètres du modèle de la machine, il semble que le développement de l'exponentielle de matrice à l'ordre 2 associé à une interpolation linéaire de l'entrée et à une période d'échantillonnage de l'ordre de 0.7 ms offrent un bon compromis. On écrit donc la solution générale du système différentiel :

$$\begin{cases} \underline{x}_{k+1} = A_{d_k} \cdot \underline{x}_k + B_{d_k} \cdot \underline{u}_k \\ \underline{y}_k = C \cdot \underline{x}_k \end{cases} \quad (4.2)$$

Comme la matrice  $A$  est fonction de la vitesse de rotation  $\omega$ , alors les matrices  $A_{d_k}$  et  $B_{d_k}$  sont réactualisées à chaque instant d'échantillonnage  $T_e$  par l'expression suivante :

$$\begin{cases} A_{d_k} = e^{A \cdot T_e} = I + A \cdot \frac{T_e}{1!} + A^2 \cdot \frac{T_e^2}{2!} \\ B_{d_k} = \left( I \cdot T_e + A \cdot \frac{T_e^2}{2 \cdot 1!} \right) \cdot B \end{cases} \quad (4.3)$$

### IV.2.3. Identification par erreur de sortie

Nous allons tester la technique d'identification hors-ligne sur une machine asynchrone dont les valeurs des paramètres sont données par :  $R_s = 9.8\Omega$ ,  $R_r = 5.3\Omega$ ,  $L_m = 0.5H$ ,  $L_f = 0.04H$ .

Afin d'étudier l'influence du niveau de bruit sur la robustesse de la méthode d'identification proposée, nous avons employé deux processus générateurs de bruit pour la vitesse et le courant. Ainsi, un bruit blanc est ajouté afin d'obtenir un rapport signal sur bruit (RSB) de 30 dB et de 20 dB sur les courants  $\{i_{ds}, i_{qs}\}$  et de 30 dB sur la vitesse  $\omega$ .

Le principe de base utilisé pour l'estimation des paramètres du modèle de défaut du moteur asynchrone à cage d'écureuil est schématisé sur la figure 4.1.

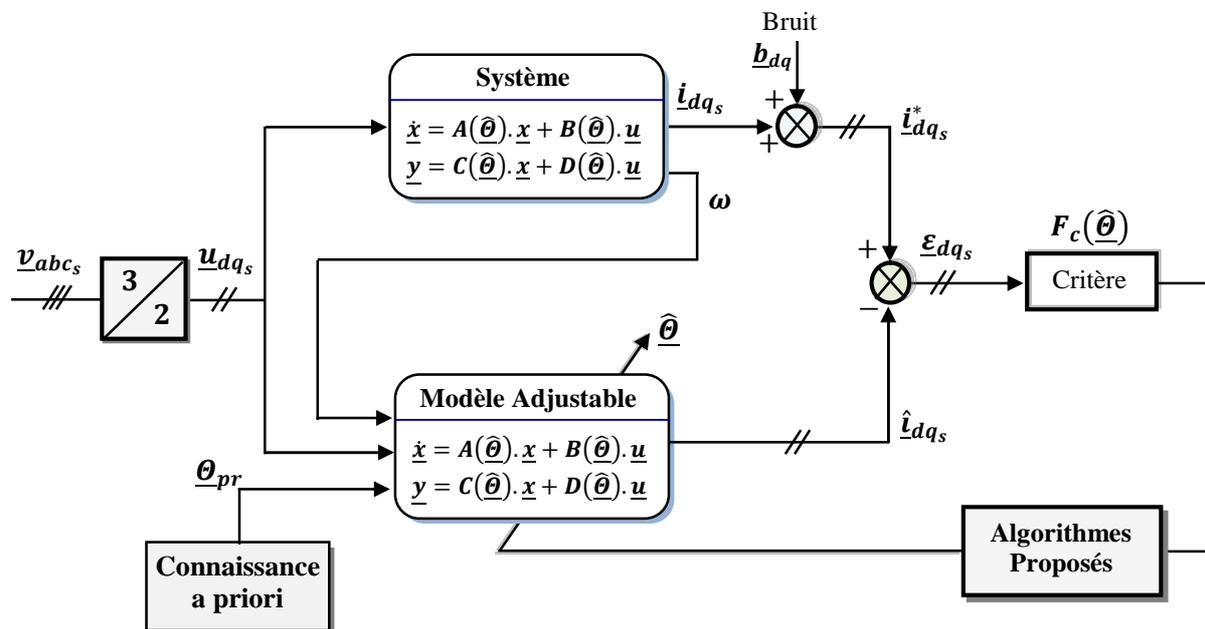


Figure 4.1 : Principe de la méthode à erreur de sortie appliquée à la machine asynchrone

Pour évaluer les performances de l'estimateur de LM-RC, l'erreur relative  $Erv$  est calculée :

$$Erv(\%) = 100 * \left( \frac{\|\hat{\theta} - \theta\|}{\|\theta\|} \right) \quad (4.4)$$

Pour mesurer la qualité de l'estimation, le critère du  $Fit$  est introduit :

$$Fit(\%) = 100 * \left( 1 - \frac{\|\hat{i}_{dq_s}^* - \hat{i}_{dq_s}(u_{dq_s}, \hat{\theta})\|}{\|\hat{i}_{dq_s}^* - \text{mean}(\hat{i}_{dq_s}^*)\|} \right) \quad (4.5)$$

Le schéma bloc de simulation sous l'environnement de simulation Matlab/Simulink utilisé pour l'identification de la machine saine est donné par la figure 4.2.

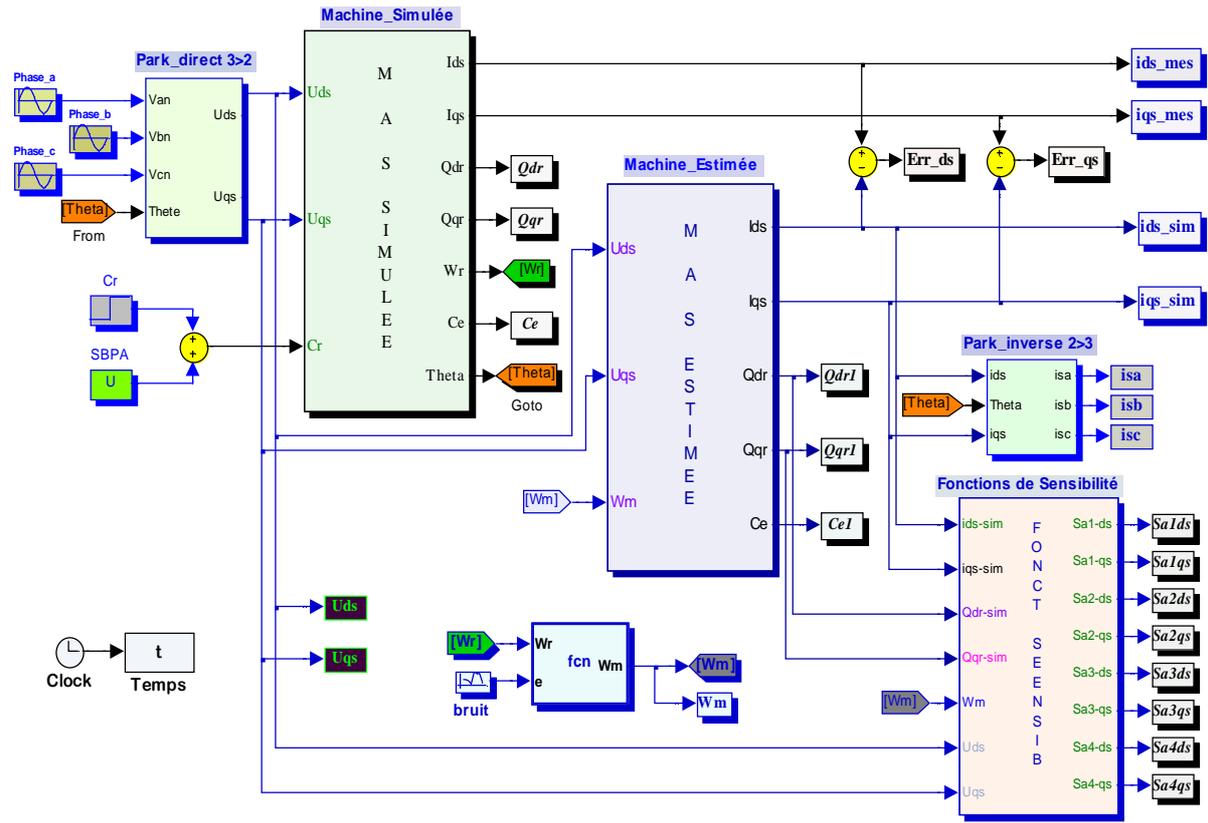


Figure 4.2 : Modèle Matlab/Simulink correspondant à l'identification de la machine saine

#### IV.2.4. Mise en œuvre

Le système est multivariable, à deux entrées  $\{u_{d_s}, u_{q_s}\}$  et à deux sorties  $\{i_{d_s}, i_{q_s}\}$ . On définit l'erreur d'estimation résiduelle notée  $\varepsilon_{dq_s}$  entre la sortie réelle  $i_{dq_s}^*$  et la sortie simulée  $\hat{i}_{dq_s}$  par:

$$\begin{cases} \varepsilon_{d_s} = i_{d_s}^* - \hat{i}_{d_s} \\ \varepsilon_{q_s} = i_{q_s}^* - \hat{i}_{q_s} \end{cases} \quad (4.6)$$

On considère un critère  $F(\hat{\theta})$  composé de deux termes quadratiques, soit :

$$F(\hat{\theta}) = \sum_{k=1}^N (\varepsilon_{d_{sk}}^2 + \varepsilon_{q_{sk}}^2) = \sum_{k=1}^N \left( (i_{d_{sk}}^* - \hat{i}_{d_{sk}})^2 + (i_{q_{sk}}^* - \hat{i}_{q_{sk}})^2 \right) \quad (4.7)$$

où  $i_{d_s}^*$  et  $i_{q_s}^*$  sont des courants réels échantillonnés à la période  $T_e = 0.7\text{ms}$  ( $t = k.T_e$ ,  $k$  variant de 1 à  $N = 4285$  points). Les courants estimés  $\hat{i}_{d_{sk}}$  et  $\hat{i}_{q_{sk}}$  représentent la simulation du modèle sur la base d'une estimation du vecteur des paramètres

$$\underline{\theta} = [R_s \quad R_r \quad L_m \quad L_f]^T \quad (4.8)$$

Le calcul des fonctions de sensibilité utilisées pour calculer le gradient et le Hessien, se déduit directement de la représentation d'état de la machine asynchrone (équation 4.1). La résolution du système différentiel ainsi obtenu s'effectue par la méthode de l'exponentielle de matrice, comme pour le modèle de la machine asynchrone.

Définissons la fonction de sensibilité de sortie suivant l'axe  $d$  par  $\underline{\sigma}_{i_{ds},\theta_i} = \frac{\partial i_{ds}}{\partial \theta_i}$  et suivant l'axe  $q$  par  $\underline{\sigma}_{i_{qs},\theta_i} = \frac{\partial i_{qs}}{\partial \theta_i}$ , nous montrerons aussi que

$$\underline{\sigma}_{\hat{y},\theta_i} = [ \underline{\sigma}_{i_{ds},\theta_i} \quad \underline{\sigma}_{i_{qs},\theta_i} ]^T \quad (4.9)$$

Dans un premier temps, plusieurs simulation sont nécessaires pour identifier uniquement les paramètres électriques du modèle classique de Park  $\{R_s, R_r, L_m, L_f\}$  avec le critère simple  $F(\hat{\theta})$  (sans connaissance a priori). L'initialisation de cette technique est simple car elle repose uniquement sur celle du vecteur paramètres initial  $\underline{\theta}_0$  et du coefficient d'amortissement  $\lambda_0$ .

Cette estimation constitue une étape préalable indispensable permettant d'obtenir les valeurs nominales du vecteur paramètres  $\underline{\theta}$ , une estimation de la variance du bruit de sortie  $\hat{\sigma}_b^2$  ainsi que la matrice de covariance de l'estimation  $P_0$ . Ces valeurs  $\{\underline{\theta}_{pr}, \sigma_b^2, P_0\}$  sont en effet indispensables pour construire les différentes pondérations du critère composite  $F_c(\hat{\theta})$ .

#### IV.2.5. Résultats de simulation pour la machine saine

Une fois le modèle d'état de la machine établi, on peut aborder l'aspect lié à la simulation sous l'environnement de simulation Matlab/Simulink, ce qui offre la possibilité d'identifier les paramètres électriques de la machine à l'état sain.

Sur une moyenne de dix simulations en régime sain, on obtient les valeurs des estimations des paramètres électriques de la machine récapitulées au tableau 4.1 pour un RSB de 20dB et de 30dB. Afin de confirmer la qualité des résultats des estimés obtenus, pour chaque itération, l'erreur normative relative  $Er_v$  ainsi que le  $Fit$  sont évalués et reportés dans le tableau 4.1.

L'analyse du tableau 4.1 nous révèle que l'algorithme de région de confiance de LM enrichi par la normalisation des fonctions de sensibilité donne des résultats d'estimations très proches des paramètres exacts, quelle que soit le niveau du bruit. D'autre part, plus le niveau de ce bruit est grand plus la qualité des estimés obtenus est moindre. La qualité des estimés est aussi justifiée par la valeur de  $Fit$ . Même en présence de bruit, les valeurs des  $Fit$  obtenues, dans la majorité des cas, sont très acceptables, confirmant par conséquent la validité des paramètres identifiés et par conséquent l'estimateur non-récurif de LM-RC.

Tableau 4.1

Résultats d'estimation paramétrique du modèle sain

Valeurs estimées (moyenne de dix simulations)						
Itérations	SNR = 20dB				Erv (%)	Fit (%)
	$R_s(\Omega)$	$R_r(\Omega)$	$L_m(H)$	$L_f(H)$		
Itération 0	10.0000	5.5000	0.4700	0.0370	2.5505	89.9099
Itération 1	9.8525	5.3034	0.4954	0.0402	0.4735	90.4324
Itération 2	9.7995	5.3164	0.4971	0.0398	0.1491	90.4417
Itération 3	9.7995	5.3163	0.4971	0.0398	0.1484	90.4417
Itération 4	9.7995	5.3163	0.4971	0.0398	0.1484	90.4417
Itérations	SNR = 30dB				Erv (%)	Fit (%)
	$R_s(\Omega)$	$R_r(\Omega)$	$L_m(H)$	$L_f(H)$		
Itération 0	10.0000	5.5000	0.4700	0.0370	2.5505	95.4699
Itération 1	9.8634	5.2878	0.4983	0.0403	0.5789	96.8081
Itération 2	9.8095	5.3016	0.5003	0.0400	0.0866	96.8308
Itération 3	9.8093	5.3016	0.5003	0.0400	0.0850	96.8308
Itération 4	9.8093	5.3016	0.5003	0.0400	0.0850	96.8308
<b>Valeurs exactes</b>	<b>9.8000</b>	<b>5.3000</b>	<b>0.5000</b>	<b>0.0400</b>	<b>0.0000</b>	<b>100.000</b>

Pour un RSB de 20dB, les courbes de la figure 4.3 fournissent, en fonction du nombre d'itérations, les résultats d'estimation hors-ligne des quatre paramètres électriques  $\{R_s, R_r, L_m, L_f\}$  du modèle de la machine saine, à partir des tensions  $\{u_{d_s}, u_{q_s}\}$  et des courants  $\{i_{d_s}^*, i_{q_s}^*\}$  exprimés dans le repère lié au rotor. A travers la figure 4.3, nous remarquons que toutes les estimations des paramètres, ont convergé vers leurs valeurs exactes, en un minimum d'itérations et avec une précision satisfaisante.

Pour confirmer la qualité des valeurs estimées, et par conséquent la validité de l'estimateur, il est intéressant de tracer les sorties du système estimées ainsi que la vraie sortie.

Pour les mêmes conditions et sur un intervalle de temps de 2 à 5 sec, on représente sur la figure 4.4 la comparaison entre le courant simulé  $i_{d_s}^*$  et son estimé  $\hat{i}_{d_s}$  suivant l'axe  $d$  de Park. Comme le témoigne la valeur de *Fit*, les sorties estimée et simulée en figure 4.4 montrent une parfaite adéquation, quel que soit le niveau du bruit.

Sur la même figure, on représente l'erreur d'estimation résiduelle sur les courants statoriques. Notons que les résidus sur les courants  $\varepsilon_{ids}$ , image des déséquilibres présents dans la machine, traduisent les types de bruits introduits lors de la simulation de la machine asynchrone.

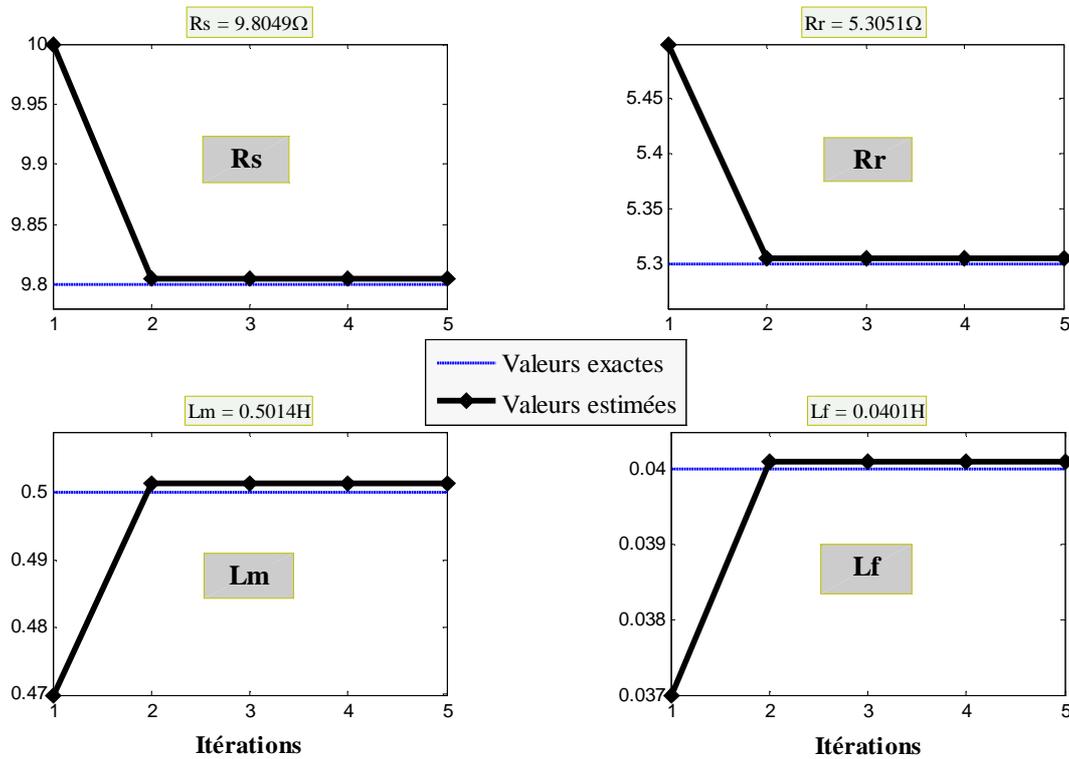


Figure 4.3 : Evolution des paramètres électriques estimés issus du modèle sain

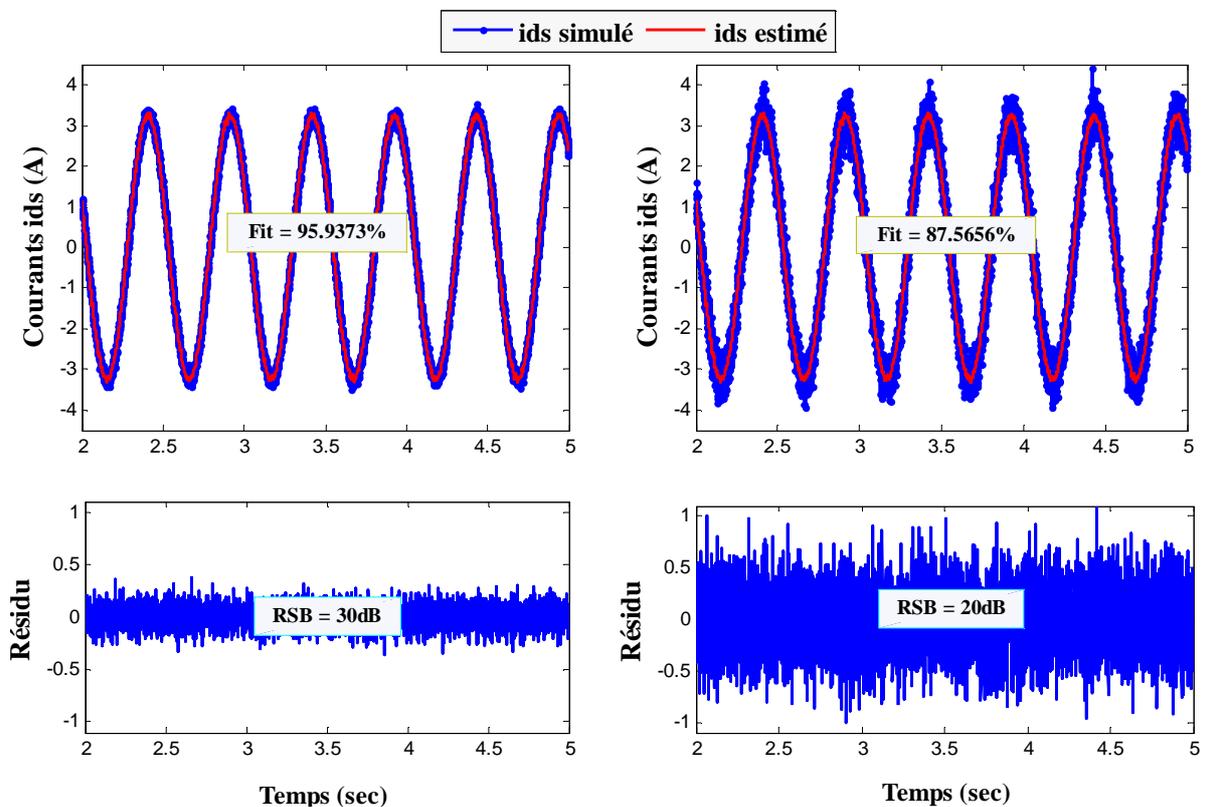


Figure 4.4 : Comparaison des courants simulés et estimés suivant l'axe-d de Park

### IV.3. Diagnostic de la machine avec défaut stator

Dans cette section, la détection et la localisation des spires en court-circuit seront effectuées par identification paramétrique du modèle de défaut de la machine asynchrone à cage d'écureuil, introduit au deuxième chapitre. Le but de l'identification de ce modèle est d'obtenir les paramètres électriques  $\{R_s, R_r, L_m, L_f\}$  de la machine asynchrone ainsi que les trois rapports de court-circuit  $\{\mu_{cc_1}, \mu_{cc_2}, \mu_{cc_3}\}$  sur chacune des trois phases au stator.

#### IV.3.1. Modèle de détection de spires en court-circuit

A partir du modèle électrique de défaut stator décrit au deuxième chapitre, on obtient une représentation d'état d'ordre 4 de la machine asynchrone. Le vecteur d'état  $\underline{x}$  ainsi que les entrées  $\{u_{d_s}, u_{q_s}\}$  et les sorties  $\{i_{d_s}, i_{q_s}\}$  du système sont exprimés dans le repère lié au rotor :

$$\sum_{(\Theta)} \begin{cases} \dot{\underline{x}}(t) = A(\omega) \cdot \underline{x}(t) + B \cdot \underline{u}(t) \\ \underline{y}(t) = C \cdot \underline{x}(t) + D \cdot \underline{u}(t) \end{cases} \quad (4.10)$$

avec

$$\underline{x} = [i'_{d_s} \quad i'_{q_s} \quad \phi_{d_r} \quad \phi_{q_r}]^T : \text{vecteur d'état}$$

Les entrées et sorties du modèle d'état sont données par :

$$\underline{u} = \begin{bmatrix} u_{d_s} \\ u_{q_s} \end{bmatrix}^T, \quad \underline{y} = \begin{bmatrix} i_{d_s} \\ i_{q_s} \end{bmatrix}^T$$

La matrice d'état  $A$  et la matrice d'observation  $B$ , sont données respectivement par :

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

La matrice de commande  $C$  et la matrice d'action directe  $D$ , sont données respectivement par :

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad D(\mu_{cc_k}, \theta_{cc_k}) = \frac{2}{3 R_s} \sum_{k=1}^3 \mu_{cc_k} \cdot P(-\theta_r) \cdot Q(\theta_{cc_k}) \cdot P(\theta_r)$$

Le modèle de défaut permet la détection et la quantification de spires en court-circuit à partir des rapports  $\{\mu_{cc_1}, \mu_{cc_2}, \mu_{cc_3}\}$ , et aussi de localiser ce défaut à travers les angles  $\{\theta_{cc_1}, \theta_{cc_2}, \theta_{cc_3}\}$  prédéfinis. Ainsi, on écrit l'expression du vecteur des paramètres à estimer :

$$\underline{\theta} = [R_s \quad R_r \quad L_m \quad L_f \quad \mu_{cc_1} \quad \mu_{cc_2} \quad \mu_{cc_3}]^T \quad (4.11)$$

A partir des estimations de la machine asynchrone saine effectuées précédemment, on obtient les paramètres électriques de référence ainsi que les pondérations du critère composite  $F_c$ . Les paramètres de défaut  $\mu_{cc_k}$  étant complètement inconnus, on leur affecte la valeur nulle dans le vecteur  $\underline{\theta}_0$ . Ainsi pour toutes les simulations d'identification, on prend :

$$\begin{cases} \underline{\theta}_{pr} = [9.7921 & 5.3079 & 0.5045 & 0.4062] \\ P_0^{-1} = \text{Diag}(1/\sigma_{R_s}^2, 1/\sigma_{R_r}^2, 1/\sigma_{L_m}^2, 1/\sigma_{L_f}^2, 0, 0, 0) \\ \hat{\sigma}_b^2 = 0.0411 \end{cases}$$

Dans l'expression de la matrice inverse  $P_0^{-1}$ , on remarque que seuls les paramètres électriques possèdent une connaissance a priori. Parce que concernant la stratégie de détection de défaut par estimation paramétrique, on ne sait rien sur les paramètres de défaut, et donc de façon équivalente, leur variance ne peut être qu'infinie, et son inverse nulle.

### IV.3.2. Détection et localisation

Pour tester l'algorithme hors-ligne de LM-RC dans le cas de défauts statoriques, nous avons envisagé plusieurs situations sans et avec défauts statoriques. Ainsi, les procédures de diagnostic par estimation paramétriques ont été appliquées sur les cas suivants :

- **Cas 1** : machine saine,
- **Cas 2** : court-circuit de 3 ( $\mu_{cc_1} = 0.65\%$ ) spires sur la phase  $a_s$  du stator,
- **Cas 3** : court-circuit de 9 ( $\mu_{cc_1} = 1.94\%$ ) spires sur la phase  $a_s$ ,
- **Cas 4** : court-circuit de 18 ( $\mu_{cc_1} = 3.88\%$ ) spires sur la phase  $a_s$ .

Pour plus de clarté, nous remplacerons directement les trois rapports de court-circuit  $\{\mu_{cc_1}, \mu_{cc_2}, \mu_{cc_3}\}$  par le nombre de spires en court-circuit  $\{N_{cc_1}, N_{cc_2}, N_{cc_3}\}$  correspondant. Chaque phase statorique ayant 464 spires, le nombre de spires en court-circuit sur la  $k^{\text{ième}}$  phase est obtenu conformément à la relation :

$$N_{cc_k} = \mu_{cc_k} * N_s = \mu_{cc_k} * 464 \quad (4.12)$$

La figure 4.5 montre les différentes combinaisons de défauts statoriques considérés.

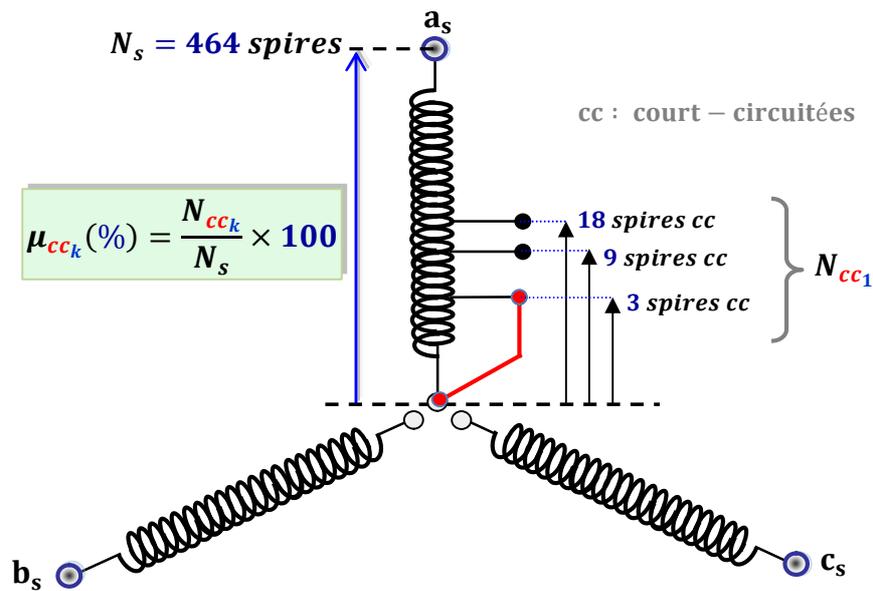


Figure 4.5 : Enroulements statoriques avec prises intermédiaires

Les données de sortie simulées utilisées pour l'identification sont représentées sur la figure 4.6. La simulation est effectuée pendant une durée de 5 sec. A l'instant  $t = 0.5 \text{ sec}$ , nous procédons à un échelon de couple résistant de 5 N.m. Le défaut de court-circuit de spires est introduit à l'instant  $t = 2 \text{ sec}$ . Puisque les algorithmes hors-ligne traitent les entrées-sorties dans un intervalle de temps, un intervalle de 3 sec entre 2 et 5 sec, est considéré.

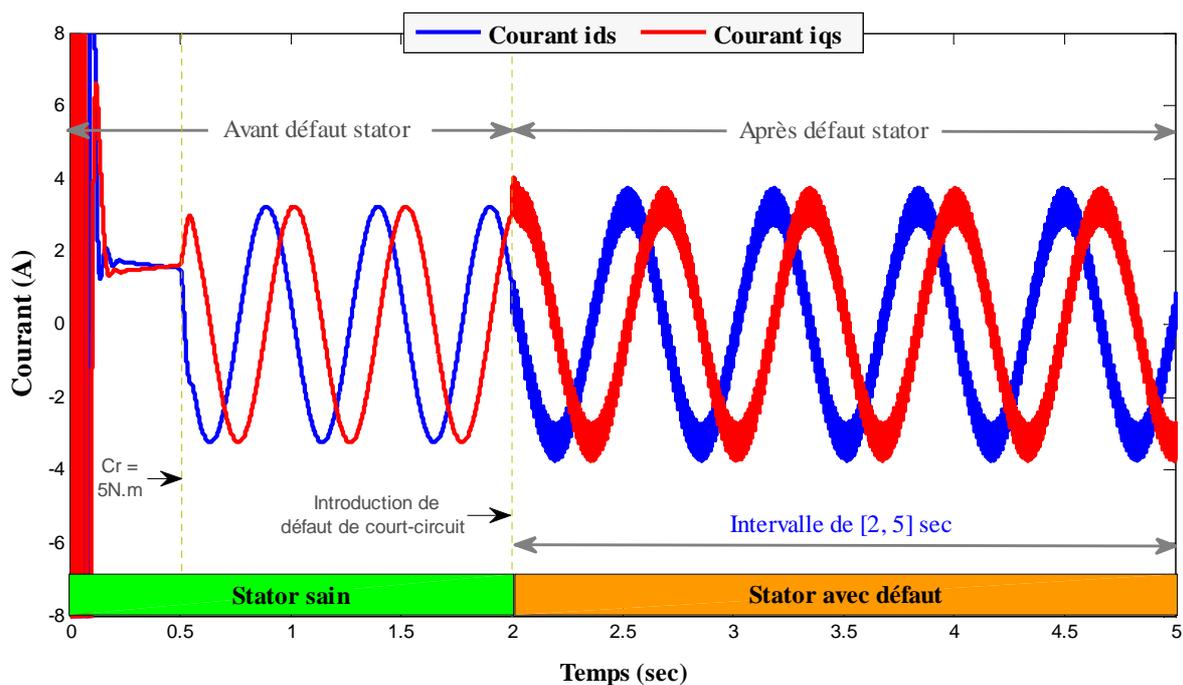


Figure 4.6 : Echantillon de données simulées utilisé pour l'identification de défaut statorique

Le modèle Matlab/Simulink utilisé pour l'identification de la machine avec défaut stator est présenté sur la figure 4.7, ci-dessous. Le modèle de simulation est composé de trois principaux blocs : le bloc 'MAS simulée' paramétrisé par les vrais paramètres du système à identifier, le bloc 'MAS estimée' qui reçoit à chaque itération les paramètres optimisés par l'estimateur non-récuratif de LM-RC et le bloc 'fonctions de sensibilité' dans lequel sont regroupées les équations de calcul des fonctions de sensibilité de chaque paramètre.

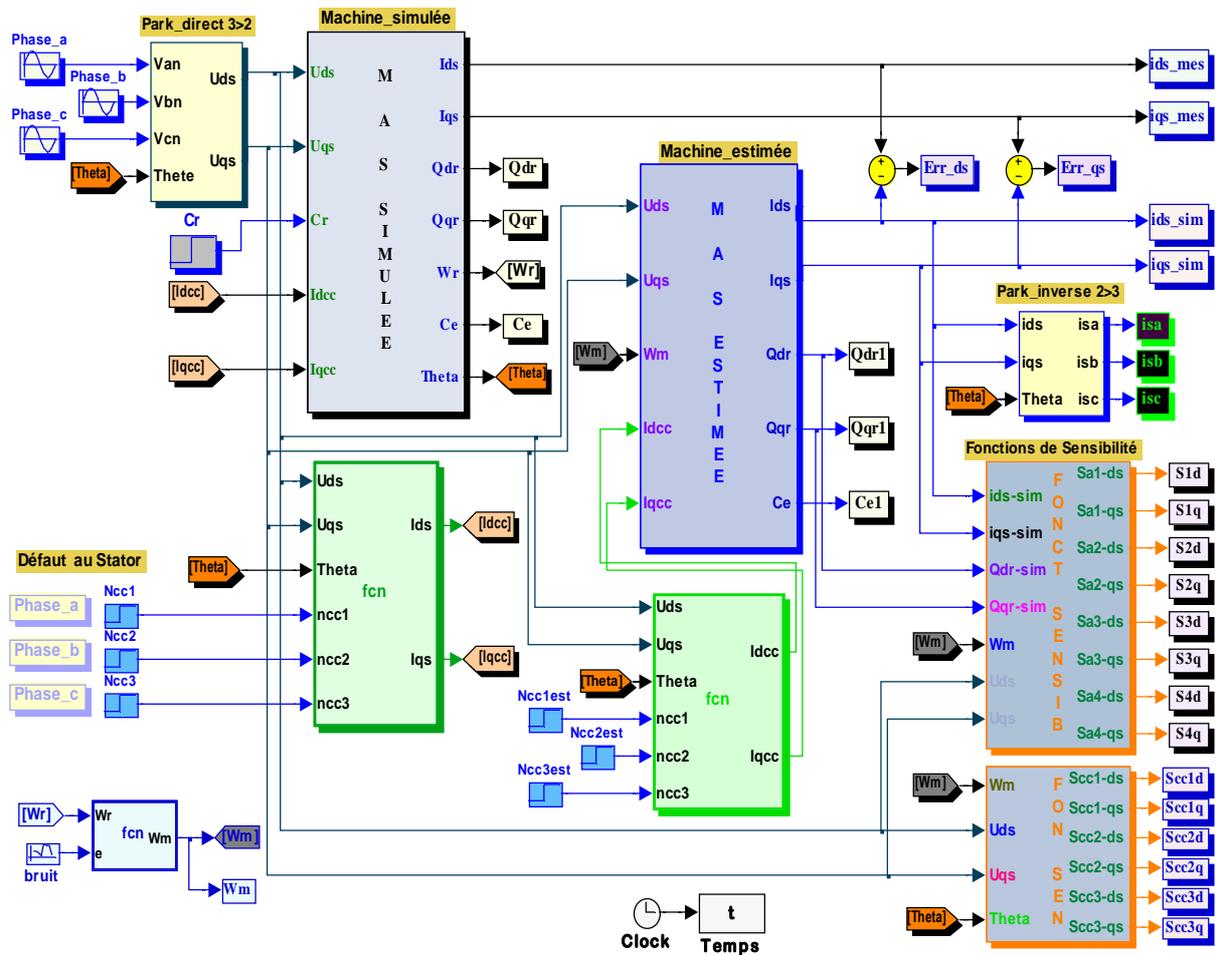


Figure 4.7 : Modèle Matlab/Simulink dédié à l'identification de la machine avec défaut stator

### IV.3.3. Résultats de simulation et discussion

Pour un RSB de 20 dB et de 30 dB et sur une moyenne de dix simulations, le tableau 4.2 résume les résultats d'estimation des nombres de spires en court-circuit  $\hat{N}_{cc_k}$ , issus du modèle défaillant de la MAS. Les résultats obtenus montrent une grande similitude entre les valeurs exactes et estimées, pour un stator sain et avec défaut. L'erreur d'estimation dans tous les cas est très faible et n'atteint pas 2%. D'autres résultats de simulation montrent que plus la perturbation est faible en moyenne, plus le voisinage avec les vraies valeurs est très proche.

Tableau 4.2

Résultats d'estimation paramétrique du modèle avec défaut de court-circuit

Valeurs estimées (moyenne de dix simulations)					
Situations de défauts statoriques	RSB = 20dB			Erv (%)	Fit (%)
	$\hat{N}_{cc_1}$ (spires)	$\hat{N}_{cc_2}$ (spires)	$\hat{N}_{cc_3}$ (spires)		
machine saine	0.0956	0.1513	0.0928	1.8068	87.6821
3 spires en cc	3.0153	0.1945	0.0702	1.7944	87.9000
9 spires en cc	9.0867	0.2217	0.0643	1.7197	87.7733
18 spires en cc	17.9981	0.1803	0.0535	0.8882	88.3052
Situations de défauts statoriques	RSB = 30dB			Erv (%)	Fit (%)
	$\hat{N}_{cc_1}$ (spires)	$\hat{N}_{cc_2}$ (spires)	$\hat{N}_{cc_3}$ (spires)		
machine saine	0.0470	0.0176	0.0329	0.5378	95.7985
3 spires en cc	3.0028	0.0443	0.0244	0.4382	95.8777
9 spires en cc	9.0172	0.0258	0.0475	0.3955	95.9578
18 spires en cc	18.0544	0.0253	0.0456	0.3559	96.1468

Une projection des estimations du nombre de spires en court-circuit pour différentes séries de défauts sur une seule phase présentée sur la figure 4.8, permet de visualiser la bonne correspondance entre les estimations et les valeurs exactes. En plus, on constate une meilleure estimation et une dispersion plus faible des valeurs estimées autour des vraies valeurs correspondantes. Comme le montre la figure 4.8, cette dispersion augmente avec l'augmentation du bruit de sortie additionné aux données simulées.

La figure 4.9 présente, en fonction du nombre d'itérations, l'évolution des paramètres de défaut  $\{N_{cc_1}, N_{cc_2}, N_{cc_3}\}$  fournis par l'estimateur hors-ligne de LM-RC, avec les traits pointillés représentant les paramètres exacts. On constate, tout d'abord, que la méthode d'identification de LM-RC associée à la normalisation des fonctions de sensibilité, fournit de bons résultats, malgré l'initialisation à zéro des paramètres de défaut  $N_{cc_k}$ . Cela signifie que l'algorithme d'identification proposé converge de telle sorte que les paramètres estimés conduisent à une erreur relative négligeable. Au cours des itérations, chaque paramètre évolue pour indiquer le niveau de défaut et la phase correspondante. En effet, l'indicateur de défaut

$\hat{N}_{cc1}$  qui évolue pour approcher les 18-spires en court-circuit, indique aussi l'état défectueux de la phase  $a_s$  du stator. On remarque aussi, que l'estimation de  $\hat{N}_{cc2}$  et  $\hat{N}_{cc3}$  sur les phases sans défaut est proche de zéro, ce qui montre l'état sain des phases concernées. Dans le but de confirmer la validité des paramètres identifiés, nous allons placer les paramètres identifiés dans notre modèle de défaut, puis nous allons tracer les évolutions des sorties simulées du système et leurs estimations, afin de vérifier leur coïncidence et leur adéquation.

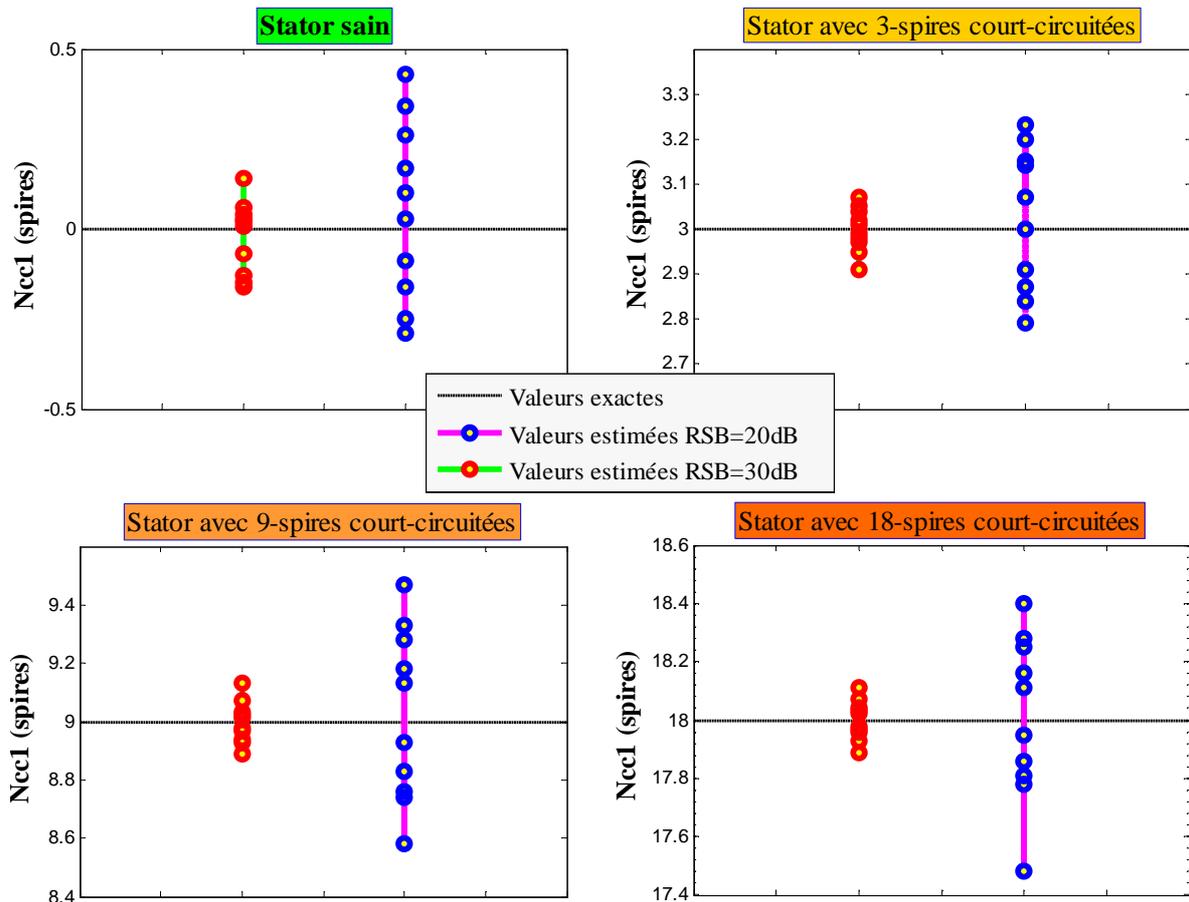


Figure 4.8 : Dispersion des estimations du nombre de spires en court-circuit

Restant dans les mêmes conditions de défaut et de bruit, sur l'axe  $d$  du repère rotorique, la figure 4.10 présente, en fonction du temps, l'évolution de la sortie désirée du système et la sortie estimée obtenue avec le modèle identifié. On constate que les sorties simulée et estimée se superposent. La similitude entre les deux réponses associées aux paramètres identifiés et celles souhaitées, est justifiée par les valeurs très satisfaisantes du *Fit*. La différence entre les deux réponses est interprétée par la présence du bruit de sortie qui entraîne une légère dégradation de la qualité du modèle trouvé. D'autre part, et comme il peut être observé sur la figure 4.10, la comparaison entre la sortie simulée et son estimée conduit à une erreur d'estimation qui tend vers le bruit additionné sur les données simulées du système. Ceci signifie que nous obtenons bien une estimation appréciable.

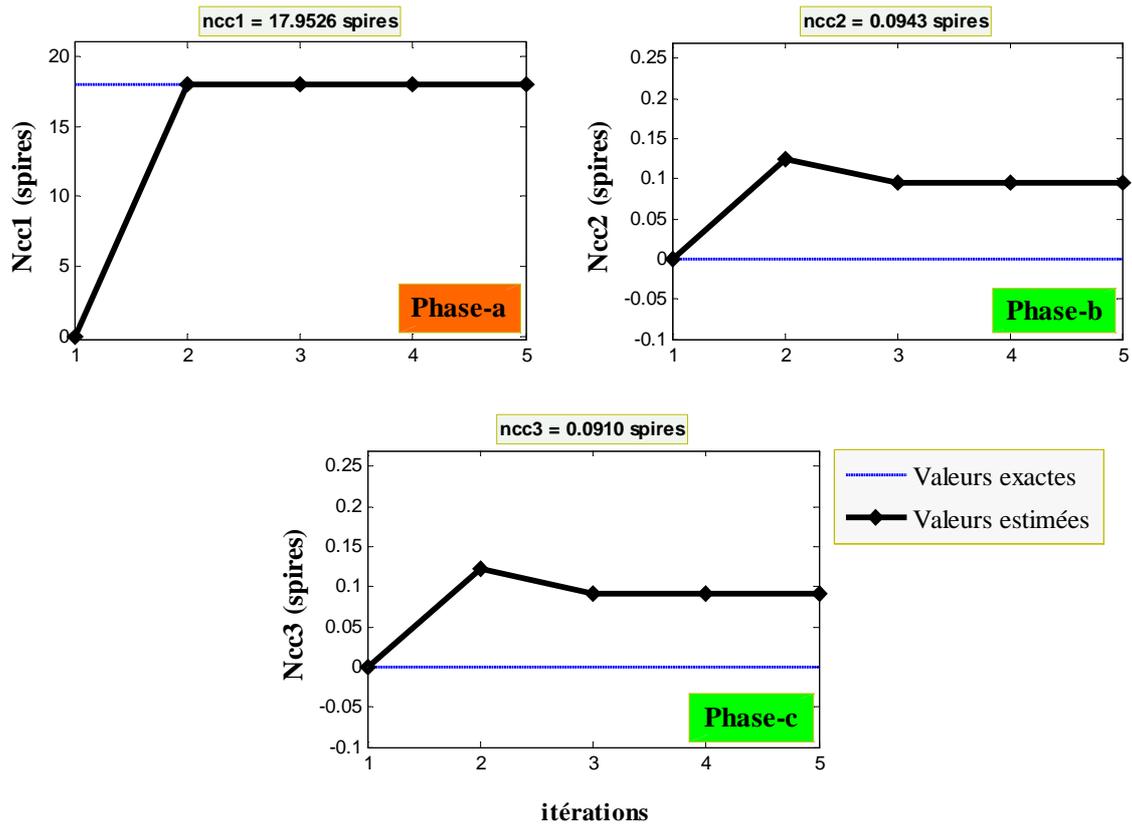


Figure 4.9 : Evolution des paramètres de défaut pour un court-circuit de 18 spires sur la phase  $a_s$

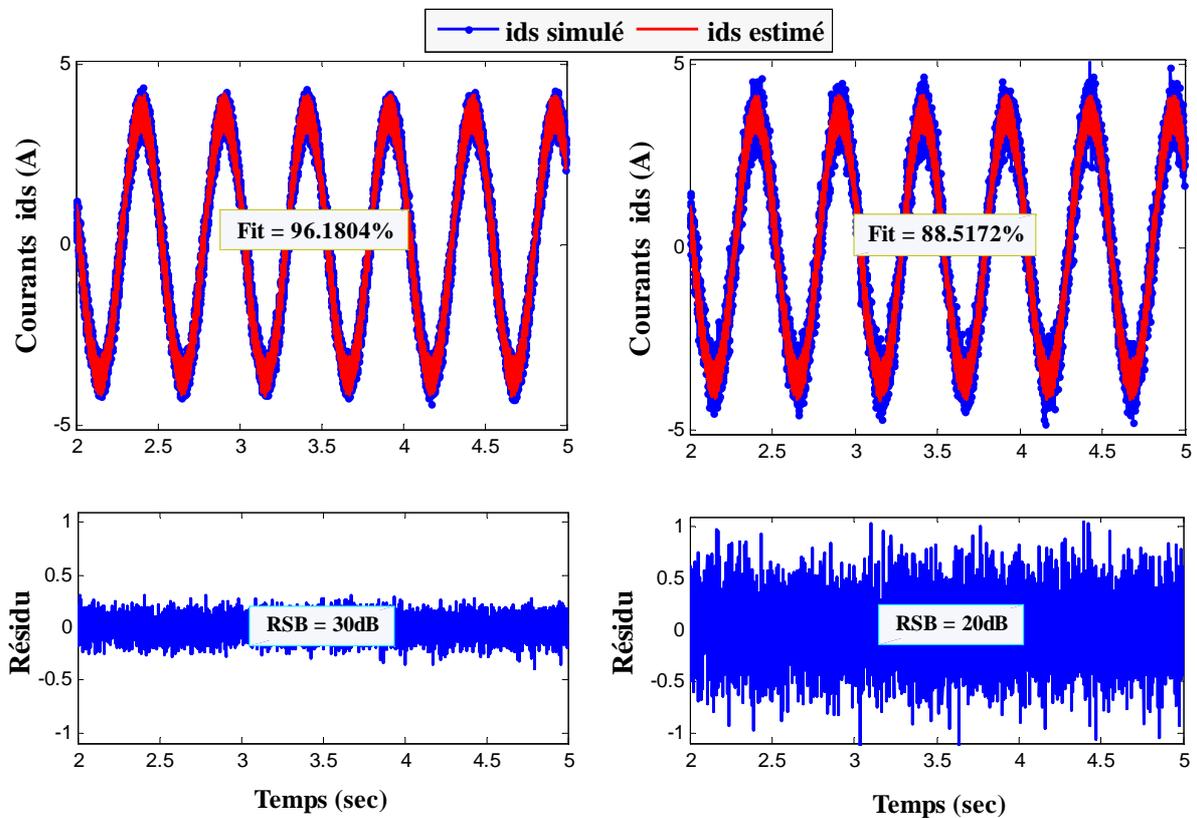


Figure 4.10 : Comparaison des courants simulés et estimés pour un court-circuit de 18 spires sur la phase  $a_s$ , suivant l'axe  $d$  de Park

#### IV.4. Diagnostic de la machine avec défaut rotor

Nous avons présenté, à la section 2 du deuxième chapitre, un modèle électrique de défaut rotorique paramétré par 6 paramètres  $\{R_s, R_r, L_m, L_f, \eta_0, \theta_0\}$ . Comme précédemment l'estimation des paramètres  $\hat{\mu}_{cc_k}$  indique le nombre de spires en court-circuit sur chacune des trois phases au stator, alors l'identification du paramètre  $\hat{\eta}_0$ , va nous permettre d'avoir le nombre de barres cassées au rotor. Leur position est localisée par l'angle  $\theta_0$ .

##### IV.4.1. Modèle de détection de ruptures de barres

La représentation d'état du modèle électrique de la machine, dans le repère lié au rotor et avec les fuites totalisées au stator, tenant compte du défaut rotorique, est donnée par :

$$\sum(\underline{\theta}) \begin{cases} \dot{\underline{x}}(t) = A(\omega) \cdot \underline{x}(t) + B \cdot \underline{u}(t) \\ \underline{y}(t) = C \cdot \underline{x}(t) \end{cases} \quad (4.13)$$

avec

$\underline{x} = [i_{d_s} \quad i_{q_s} \quad \phi_{d_r} \quad \phi_{q_r}]^T$  : vecteur d'état

$\underline{u} = \begin{bmatrix} u_{d_s} \\ u_{q_s} \end{bmatrix}^T$ ,  $\underline{y} = \begin{bmatrix} i_{d_s} \\ i_{q_s} \end{bmatrix}^T$  : entrées et sorties du système

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

$$B = \begin{bmatrix} L_f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & L_f & 0 & 0 \end{bmatrix}^T, \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$[R_{eq}] = R_r \cdot \left( I + \frac{\alpha}{1-\alpha} \cdot Q(\theta_0) \right)$$

où  $\theta_0$  est l'angle de repérage de défaut rotor par rapport au repère du rotor. L'expression du vecteur des paramètres à estimer est donnée par :

$$\underline{\theta} = [R_s \quad R_r \quad L_m \quad L_f \quad \eta_0 \quad \theta_0]^T \quad (4.14)$$

Plusieurs situations de défaut sont envisageables, en calculant le nombre de barres cassées  $N_{bc}$  correspondant au taux de défaut sur l'axe de recherche repéré par l'angle  $\theta_0$  :

1. Si le nombre de barres cassées  $\hat{N}_{bc}$  est négligeable ( $\hat{N}_{bc} \approx 0$ ), alors le rotor est sain ,
2. Si le nombre de barres cassées  $\hat{N}_{bc}$  est proche de l'unité ( $\hat{N}_{bc} \approx 1$ ), alors le rotor comporte au moins un défaut d'une barre cassée,
3. Si  $\hat{N}_{bc} > 1$ , alors le rotor comporte plus d'une barre cassée. On introduit dans le modèle deux paramètres  $\eta_{01}$  et  $\eta_{02}$  correspondant respectivement aux taux de défauts sur deux axes de recherche repérés par les angles  $\theta_{01}$  et  $\theta_{02}$ . On définit alors le nouveau vecteur des paramètres à estimer par :

$$\underline{\theta} = [R_s \quad R_r \quad L_m \quad L_f \quad \eta_{01} \quad \eta_{02} \quad \theta_{01} \quad \theta_{02}]^T \quad (4.15)$$

Dans le cas pratique, même si les angles de défaut ne permettent pas la localisation des barres cassées en absence d'un capteur de position, ils permettent néanmoins de connaître leur répartition au rotor. En effet, en situation de défaut sur deux barres, l'estimation de deux angles de défaut  $\theta_{01}$  et  $\theta_{02}$  permet d'avoir le décalage angulaire  $\Delta\theta$  entre les barres cassées :

$$\Delta\theta = \theta_{01} - \theta_{02} \quad (4.16)$$

Dans cette situation de défaut, le nombre de paramètres à identifier est égal à 8.

La figure 4.11, montre les situations de défaut de barres sur un et deux axes de recherche.

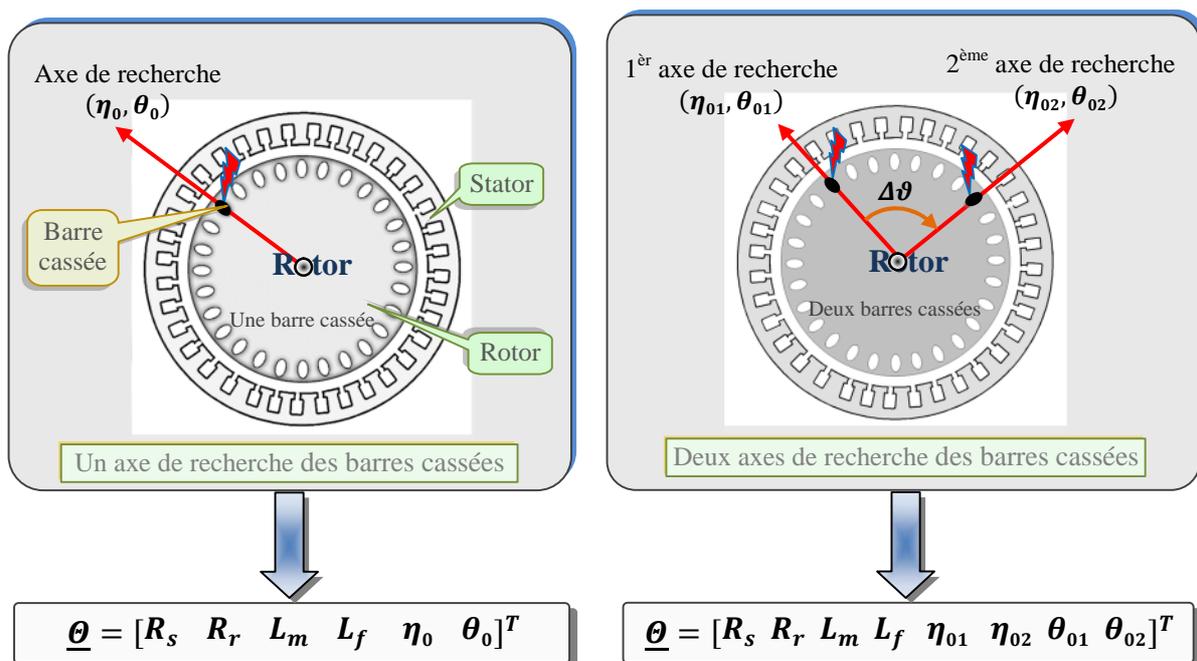


Figure 4.11 : Axes de recherche des barres cassées

#### IV.4.2. Détection et localisation

Nous avons testé la méthode de diagnostic de rupture de barres dans les situations suivantes :

- **Cas 1** : machine saine (aucune barre cassée),
- **Cas 2** : un rotor avec une seule barre cassée,
- **Cas 3** : un rotor avec deux barres cassées successives et  $\Delta\theta = \frac{2\pi}{28}$  rad,
- **Cas 4** : un rotor avec deux barres cassées décalées de  $\Delta\theta = \frac{\pi}{2.8}$  rad.

Comme pour les courts-circuits au stator, nous remplaçons directement le paramètre  $\eta_0$  par le nombre de barres cassées correspondant  $N_{bc}$ . Le nombre total de barres au rotor  $N_b$  est égal à 28, le nombre de barres cassées est obtenu suivant la relation :

$$N_{bc} = \eta_0 \cdot \frac{N_b}{3} = \eta_0 \cdot \frac{28}{3} \quad (4.17)$$

Pour le diagnostic des ruptures de barres au rotor, on présente directement l'estimation du nombre de barres cassées  $N_{bc}$  obtenue soit pour un seul axe lorsque le défaut est sur une seule barre, ou par l'addition des deux taux de défaut lorsque le défaut est sur deux axes différents. L'écart angulaire  $\Delta\theta$ , qui caractérise le décalage entre deux barres cassées, sera uniquement présenté dans le cas des défauts sur plusieurs barres au rotor.

#### IV.4.3. Résultats de simulation et discussion

Pour un niveau de bruit de 30 dB et 20 dB et pour une procédure hors-ligne avec normalisation des fonctions de sensibilité, le tableau 4.3 montre les résultats d'estimation paramétrique, portant sur une moyenne de dix simulations pour différentes combinaisons de barres cassées. Pour chaque situation de défaut rotorique, l'erreur relative  $Errv$  est aussi évaluée et reportée dans le tableau 4.3, afin de vérifier la qualité des estimés.

Les résultats obtenus montrent, en moyenne, la concordance entre les paramètres estimés par LM-RC et les paramètres recherchés du défaut. A partir du tableau 4.3, on peut constater, que le nombre de barres cassées estimé  $\hat{N}_{bc}$  donne une bonne approximation du défaut réel dans la machine asynchrone pour un fonctionnement sain (cas 1), une barre cassée (cas 2), deux barres cassées successive (cas 3) et deux barres cassées décalées (cas 4).

D'après les résultats obtenus, la méthode d'identification paramétrique conduit, en moyenne, à des estimations satisfaisantes du nombre de barres cassées. Ainsi, lorsque l'estimation paramétrique est effectuée sur un angle de défaut, le nombre de barres cassées estimées donne une très bonne approximation du taux de déséquilibre au rotor.

Sur deux angles de défaut, les cas 1 et 2 nous permettent de constater que l'estimation paramétrique essaie de répartir le nombre de barres sur deux axes successifs, alors que le défaut est localisé sur un axe. Ainsi, pour un rotor sain et avec une barre cassée, la recherche du défaut sur un seul angle est suffisante. Par contre, sur deux angles, les cas 3 et 4 permettent de connaître le décalage réel entre les barres cassées. Ainsi, d'après l'écart angulaire  $\Delta\theta$ , on peut constater que le rotor 3 possède deux barres successives, alors que les barres cassées sur le rotor 4 sont décalées.

Tableau 4.3

Résultats d'estimation paramétrique du modèle avec défaut de ruptures de barres

		Valeurs estimées (moyenne de dix simulations)				
		RSB = 20dB				
Situations de défauts rotoriques	Un angle $\hat{N}_{bc}$	Erv (%)	Deux angles			Erv (%)
			$\hat{N}_{bc1}$	$\hat{N}_{bc2}$	$\Delta\theta$	
Cas 1	0.0216	0.1941	0.0295	0.0021	2 $\pi$ /27.75 $\pi$ /2.77	0.2650
Cas 2	0.9869	0.1167	0.9879	0.0213		0.2191
Cas 3	1.8293	1.5070	0.9678	0.9880		0.3058
Cas 4	1.7188	2.4821	0.9840	1.0491		0.4592
		RSB = 30dB				
Situations de défauts rotoriques	Un angle $\hat{N}_{bc}$	Erv (%)	Deux angles			Erv (%)
			$\hat{N}_{bc1}$	$\hat{N}_{bc2}$	$\Delta\theta$	
Cas 1	0.0067	0.0598	0.0014	-0.0076	2 $\pi$ /27.89 $\pi$ /2.78	0.0689
Cas 2	0.9939	0.0548	1.0060	-0.0029		0.0595
Cas 3	1.8902	0.9688	0.9926	0.9916		0.0996
Cas 4	1.8673	1.1716	1.0126	0.9924		0.1308

La figure 4.12 fait apparaître une projection de l'estimation du paramètre de défaut sur un angle. On peut constater la bonne concordance des différentes estimations pour plusieurs simulations. Les simulations ont été effectuées pour le cas de rapports signal sur bruit  $RSB = 30dB$  puis pour  $RSB = 20dB$ . L'ensemble des dix acquisitions montre une disposition quasi identique des paramètres estimés. Pour un niveau de bruit  $RSB = 30dB$  la dispersion

des estimés autour les vraies valeurs correspondant, est plus faible comparativement avec ceux obtenus avec un  $RSB = 20\text{dB}$ . Ceci affirme l'influence de bruit sur l'efficacité de l'algorithme.

Afin d'illustrer l'estimation de l'écart angulaire entre les barres pour le rotor avec deux barres cassées décalées de  $\Delta\theta = 2\pi/28$  rad, une dispersion de valeur de chaque angle de défaut estimées autour de sa moyenne est présentée sur la figure 4.13.

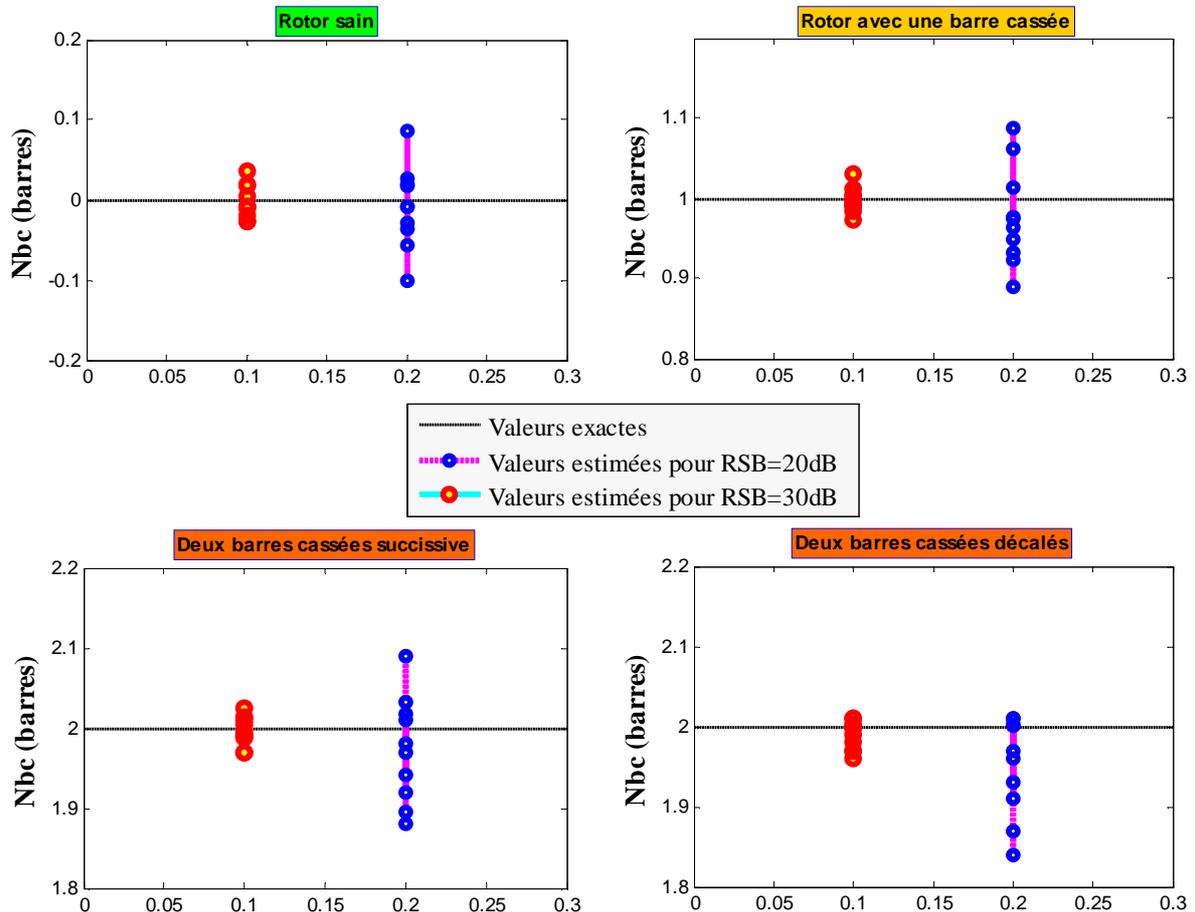


Figure 4.12 : Projections des estimations du nombre de barres cassées

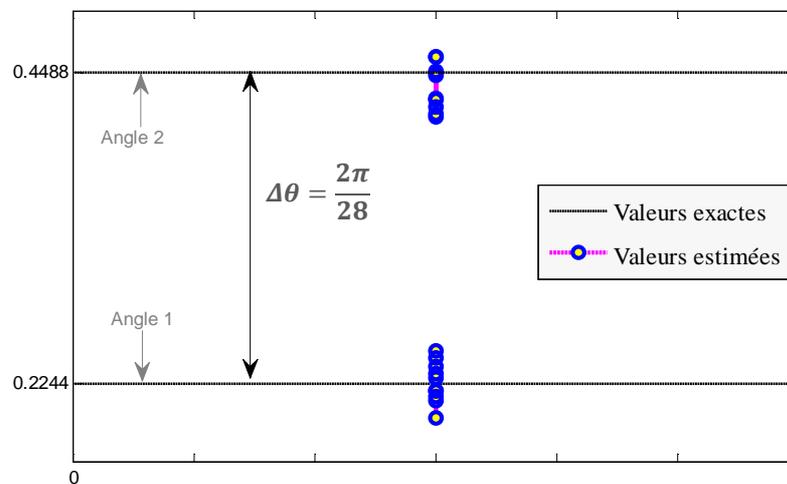


Figure 4.13 : Projection de l'écart angulaire pour  $\Delta\theta = 2\pi/28$

La figure 4.14 représente, en fonction du nombre d'itérations, l'évolution des paramètres de défaut lors de la procédure d'identification de deux barres cassées successives. D'après les résultats de simulation obtenus, les estimés obtenus pour les paramètres de défaut sont très proches de leur vraies valeurs, avec une erreur normative maximale inférieur à 2.5%. L'erreur entre les estimés et leur vraies valeurs, se justifie par la présence de bruit sur les signaux de simulation. Donc on peut conclure que, même en présence de bruit sur les données de sortie, l'algorithme d'identification donne des résultats satisfaisants, en garantissant une convergence rapide et parfaite des estimés vers un voisinage proche de leurs valeurs exactes.

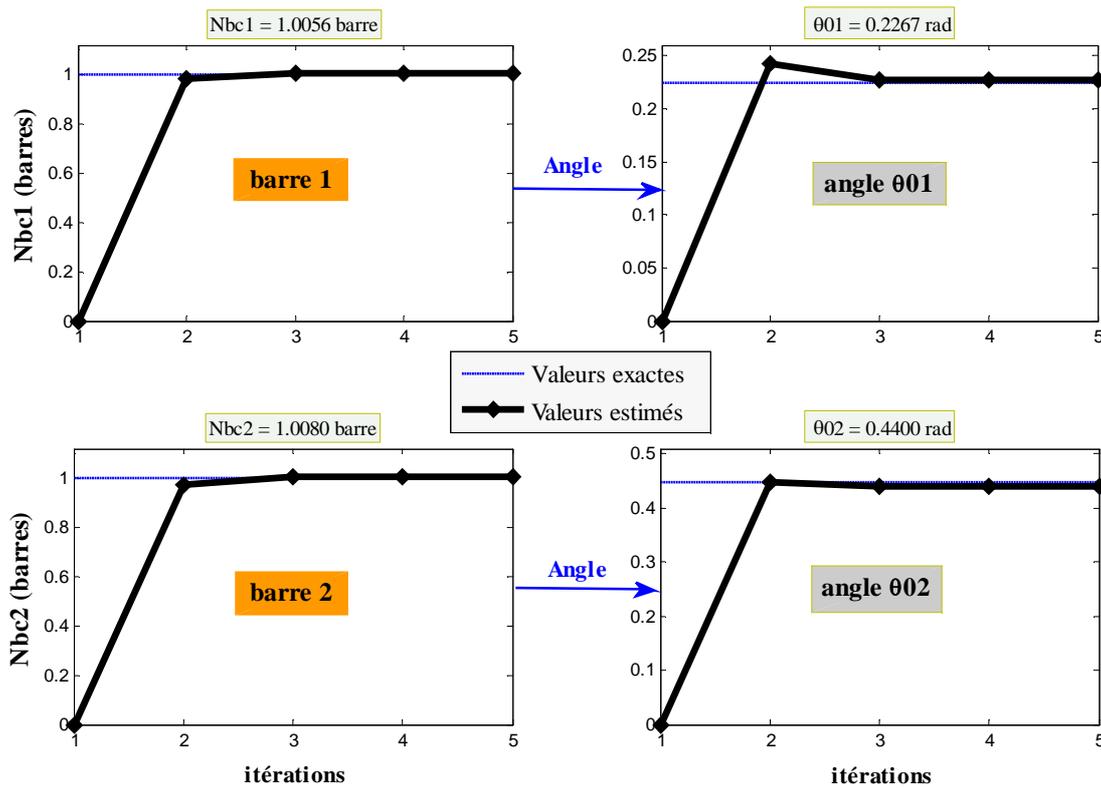


Figure 4.14 : Evolution des paramètres de défaut pour un défaut de deux barres cassées successive

Pour un niveau de bruit de 30dB et de 20dB, suivant l'axes  $d$  de Park, la figure 4.15 présente, une comparaison entre le courant simulé  $i_{d_s}^*$  et son estimé  $\hat{i}_{d_s}$  dans le cas de défaut de deux barres cassées successive (cas 3) ainsi que l'erreur d'estimation résiduelle  $\varepsilon_{d_s}$  correspondant. Due aux paramètres optimaux obtenus, la comparaison conduit, là où les deux réponses se superposent, à une erreur d'identification négligeable, ce qui permet de conclure quant à l'aptitude de la méthode d'identification proposée à détecter et localiser, avec une grande précision, le défaut de deux barres simultanées au rotor.

Au travers de cette discussion, il apparaît que la démarche de modélisation et d'identification conçue et appliquée donne, en moyenne, dans toutes les situations de défaut rotorique envisagées, des résultats fiables.

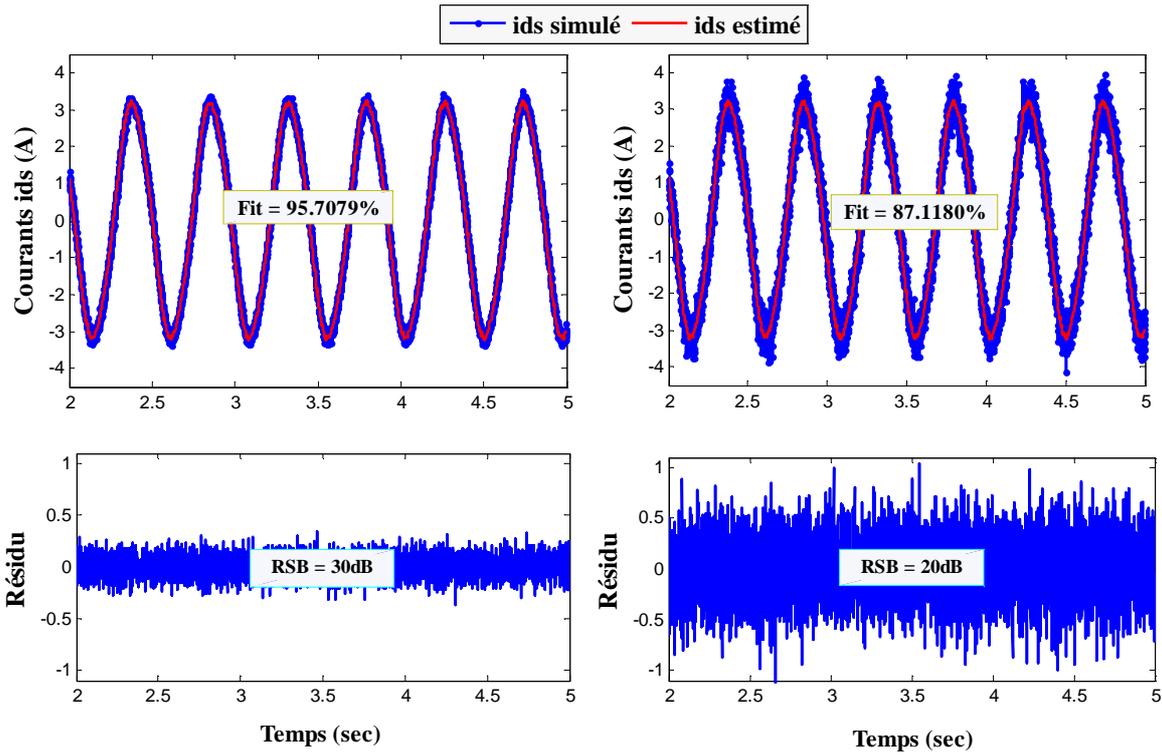


Figure 4.15 : Comparaison des courants simulés et estimés pour un défaut de deux barres cassées

## IV.5. Diagnostic de défauts simultanés stator/rotor

Dans les paragraphes précédents, nous avons implémenté l'approche proposée pour identifier les paramètres des deux modèles paramétriques de la machine asynchrone à cage. Chaque modèle est dédié à un défaut particulier, à savoir le court-circuit des spires au stator et rupture de barres au rotor. En milieu industriel, les défauts intervenant en cours de fonctionnement sont rarement localisés dans une seule partie de la machine. En effet, la réaction en chaîne des incidents est fortement envisageable car le rotor, comme le stator, sont soumis au même environnement. Alors, il est préférable, dans une optique de surveillance généralisée de la machine, d'envisager l'identification du modèle de défauts combinés stator et rotor.

### IV.5.1. Modèle de détection

Nous avons présenté à la section 5 du deuxième chapitre un modèle global de défauts combinés stator/rotor. Ce modèle de défaut permet la détection et la localisation de spires en court-circuit à partir des rapports  $\mu_{cc_k}$  et des angles  $\theta_{cc_k}$  ainsi que la quantification du nombre de barres cassées à travers le rapport  $\eta_0$ . Ainsi, l'identification de ces paramètres permet une surveillance généralisée de la machine asynchrone. On définit donc le vecteur des paramètres à estimer par :

$$\underline{\theta} = [R_s \quad R_r \quad L_m \quad L_f \quad \mu_{cc_1} \quad \mu_{cc_2} \quad \mu_{cc_3} \quad \eta_0 \quad \theta_0]^T \quad (4.18)$$

La représentation d'état du modèle électrique de la machine, dans le repère lié au rotor, tenant compte de ce type de défauts est :

$$\sum_{(\theta)} \begin{cases} \dot{\underline{x}}(t) = A(\omega) \cdot \underline{x}(t) + B \cdot \underline{u}(t) \\ \underline{y}(t) = C \cdot \underline{x}(t) + D \cdot \underline{u}(t) \end{cases} \quad (4.19)$$

avec

$\underline{x} = [i'_{d_s} \quad i'_{q_s} \quad \phi_{d_r} \quad \phi_{q_r}]^T$  : vecteur d'état

$\underline{u} = \begin{bmatrix} u_{d_s} \\ u_{q_s} \end{bmatrix}^T$ ,  $\underline{y} = \begin{bmatrix} i_{d_s} \\ i_{q_s} \end{bmatrix}^T$  : entrées et sorties du système, respectivement.

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

$$B = \begin{bmatrix} L_f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & L_f & 0 & 0 \end{bmatrix}^T, \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$D(\mu_{cc_k}, \theta_{cc_k}) = \frac{2}{3 R_s} \sum_{k=1}^3 \mu_{cc_k} \cdot P(-\theta_r) \cdot Q(\theta_{cc_k}) \cdot P(\theta_r)$$

$$[R_{eq}] = R_r \cdot \left( I + \frac{\alpha}{1 - \alpha} \cdot Q(\theta_0) \right)$$

Le modèle discret de la machine avec défauts combinés stator/rotor est obtenu par la méthode de l'exponentielle de matrice au second ordre, comme dans le cas de la machine saine.

Comme précédemment, la stratégie de diagnostic de la machine asynchrone consiste à effectuer plusieurs estimations des paramètres du modèle de défaut global. La moyenne des estimations des paramètres  $\hat{\mu}_{cc_k}$  indique le nombre de spires en court-circuit sur chacune des trois phases du stator et le paramètre  $\hat{\eta}_0$  permet d'obtenir le nombre de barres cassées au rotor conformément à :

- nombre de spires en défaut sur la k<sup>ième</sup> phase :  $\hat{N}_{cc_k} = N_s \cdot \hat{\mu}_{cc_k} = 464 \cdot \hat{\mu}_{cc_k}$
- nombre de barres cassées au rotor :  $\hat{N}_{bc} = \hat{\eta}_0 \cdot \frac{N_b}{3} = \hat{\eta}_0 \cdot \frac{28}{3}$

Nous allons tout d'abord présenter les résultats d'identification de la machine saine puis nous considérerons des défauts combinés stator/rotor.

### IV.5.2. Résultats de simulation

Concrètement, on procède d'abord à un test en simulation où la machine ne présente aucune défaillance, soit au niveau du stator soit au niveau du rotor. On utilise le modèle global de défauts. La figure 4.16 présente, en fonction du nombre d'itérations, l'évolution des paramètres estimés, lors de la procédure d'identification dans le cas d'une machine saine.

On voit bien d'après la figure 4.16, qu'en absence de défaut dans la machine asynchrone et en utilisant le modèle global de défauts comme modèle d'identification, les paramètres de défaut présentent des taux de défauts négligeables, qu'ils soient au stator ou au rotor, signalant donc une absence de défauts.

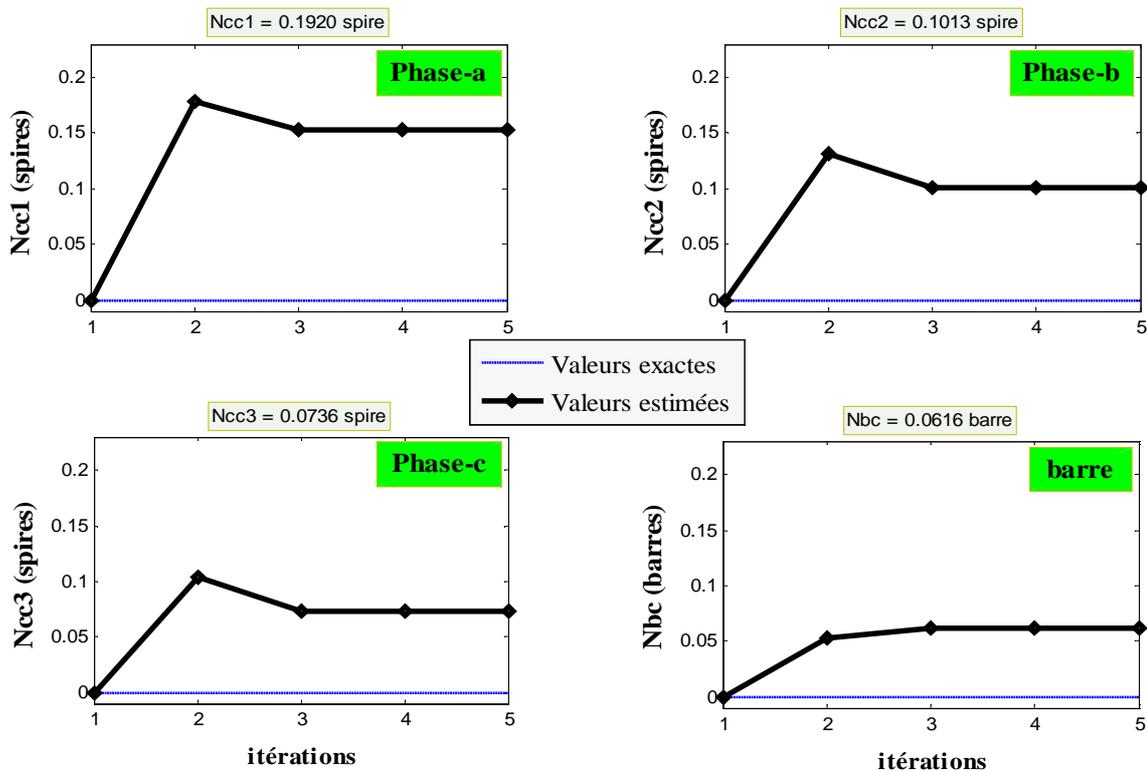
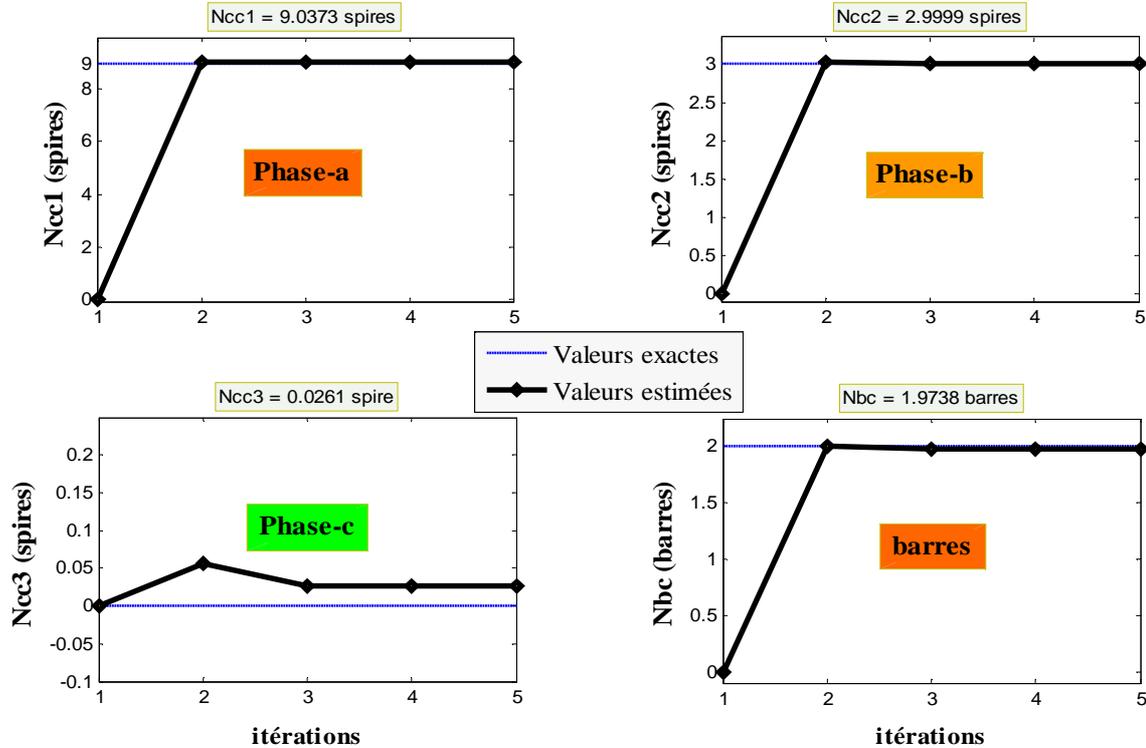


Figure 4.16 : Evolution des paramètres de défaut dans le cas d'une machine saine

Pour analyser le comportement du modèle lors de défauts simultanés stator/rotor, nous effectuons un test d'un court-circuit de 9-spires sur la phase  $a_s$ , 3-spires sur la phase  $b_s$  du stator et deux barres cassées successives au rotor.

Comme le montrent la figure 4.17, le nombre de spires en court-circuit estimé et le nombre de barres cassées expliquent le défaut. En effet, au cours de la procédure d'identification, les paramètres électriques de la machine asynchrone restent quasiment figés sur l'optimum, en raison de l'information a priori  $\underline{\theta}_{pr}$  pondérée par  $P_0$ , alors que les rapports de court-circuit  $\hat{N}_{cc_k}$  et des barres cassées  $\hat{N}_{bc}$  évoluent librement pour approcher le défaut réel. Au niveau du stator, l'indicateur de défaut  $\hat{N}_{cc_1}$  évolue au cours des itérations pour approcher 9-spires en

court-circuit sur la phase  $a_s$  et  $\hat{N}_{cc2}$  approche 3-spires en court-circuit sur la phase  $b_s$ , indiquant ainsi l'état défectueux des deux phases. Au niveau du rotor,  $\hat{N}_{bc}$  évolue pour atteindre 2 barres cassées. Comme l'atteste les résultats obtenus, l'algorithme de LM-RC, a réussi d'identifier et localiser le défaut mixte stator/rotor, avec une précision satisfaisante.



**Figure 4.17 :** Evolution des paramètres pour un court-circuit de 9-spires sur la phase  $a_s$ , 3-spires sur la phase  $b_s$  et deux barres cassées successives

En conclusion, l'algorithme d'identification paramétrique est robuste face à des défauts simultanés stator/rotor. Ceci montre que les indicateurs de défaut stator/rotor ne sont pas en concurrence pour l'explication d'un déséquilibre dans la machine.

Les résultats d'estimations obtenus avec les différents modèles de défaut, sont très satisfaisants et mérite une validation expérimentale pour mettre en valeur notre technique d'identification.

## IV.6. Validation expérimentale

Dans les sections précédentes, une validation par simulation de l'approche de LM-RC associée à la normalisation des fonctions de sensibilité a été présentée. Dans cette section, une validation expérimentale sur des données réelles de cette approche sera exposée.

### IV.6.1. Description du banc d'essais expérimental

Afin de valider les résultats d'estimations obtenus à partir des données simulées, des expérimentations ont été menées sur le banc d'essai présenté sur la figure 4.18. Le banc de test

expérimental comprend une machine asynchrone LS90 à cage d'écuriel Leroy Somer de 1.1 kW à deux paires de pôles, couplée à une machine à courant continu. Fonctionnant en génératrice, cette machine sert de charge en produisant un couple résistant.

Le système d'acquisition a une période échantillonnage de 0.7ms. Un filtrage anti-repliement est appliqué sur les signaux électriques à l'aide de filtres analogiques de type Butterworth d'ordre 4 de fréquence de coupure égale à 500Hz.

Les variables mesurées sont les trois tensions statoriques  $\{v_{a_s}, v_{b_s}, v_{c_s}\}$ , les trois courants statoriques  $\{i_{a_s}, i_{b_s}, i_{c_s}\}$ , la position angulaire  $\theta_r$  du rotor et la vitesse  $\omega$  calculée à partir de la position du rotor, sous une charge variable pour un stator sain et avec défaut.

Le moteur opère sous les conditions suivantes :

1. stator sain : à vide, moyenne (50%) et pleine charge,
2. stator avec défaut : 18 spires en court-circuit ( $\mu_{cc1} = 3.88\%$ ) sur la phase  $a_s$ , à vide, moyenne et pleine charge.

Les grandeurs électriques triphasées mesurées sont ensuite transposées dans le repère de Park lié au rotor avant d'être exploitées. Les résultats d'estimation, lesquels utilisent des données expérimentales, sont obtenus à partir de la simulation sous l'environnement Matlab/Simulink.

Les données entrées/sorties expérimentales utilisées pour l'identification ont été prises du site du Laboratoire d'Automatique et d'Informatique Industrielle, LAII de Poitiers [121].

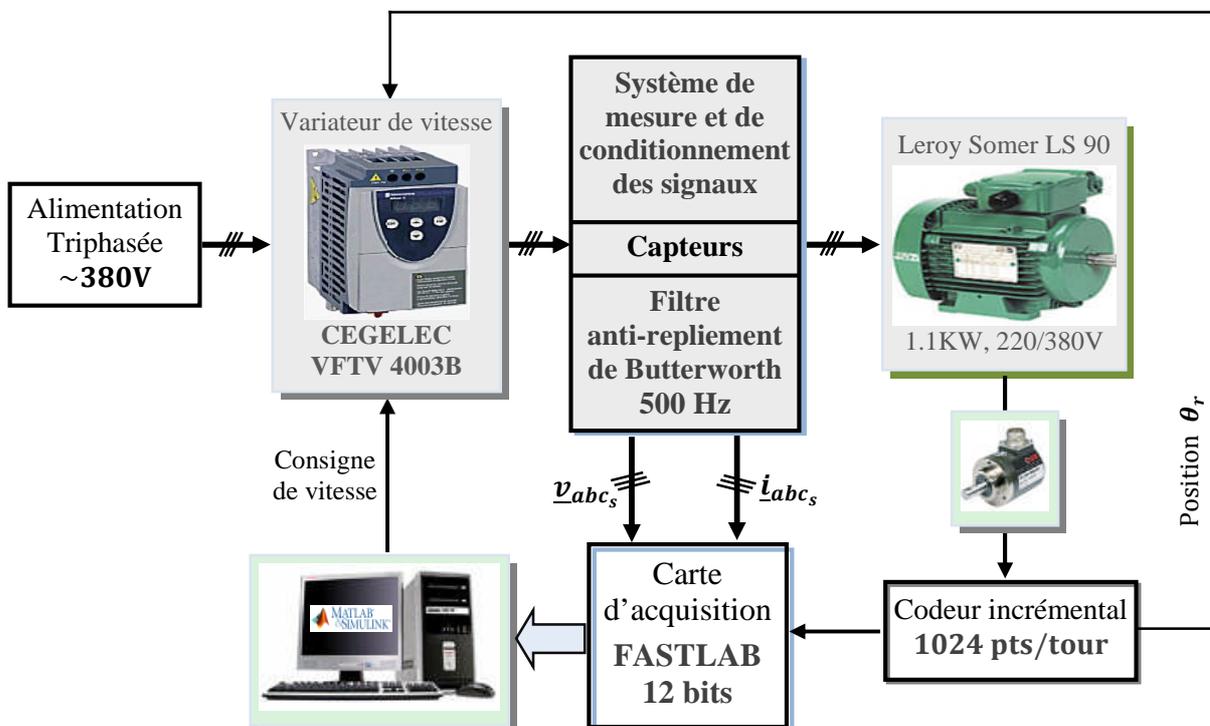


Figure 4.18 : Banc d'essais expérimental pour l'identification de la machine asynchrone

Pour une charge totale, les figures 4.19 et 4.20 présentent, dans un horizon de temps de 0 à 3.5 sec, un exemple sur les signaux expérimentaux d'entrées-sorties du système utilisés pour l'identification paramétrique, pour un stator sain et avec défaut, respectivement.

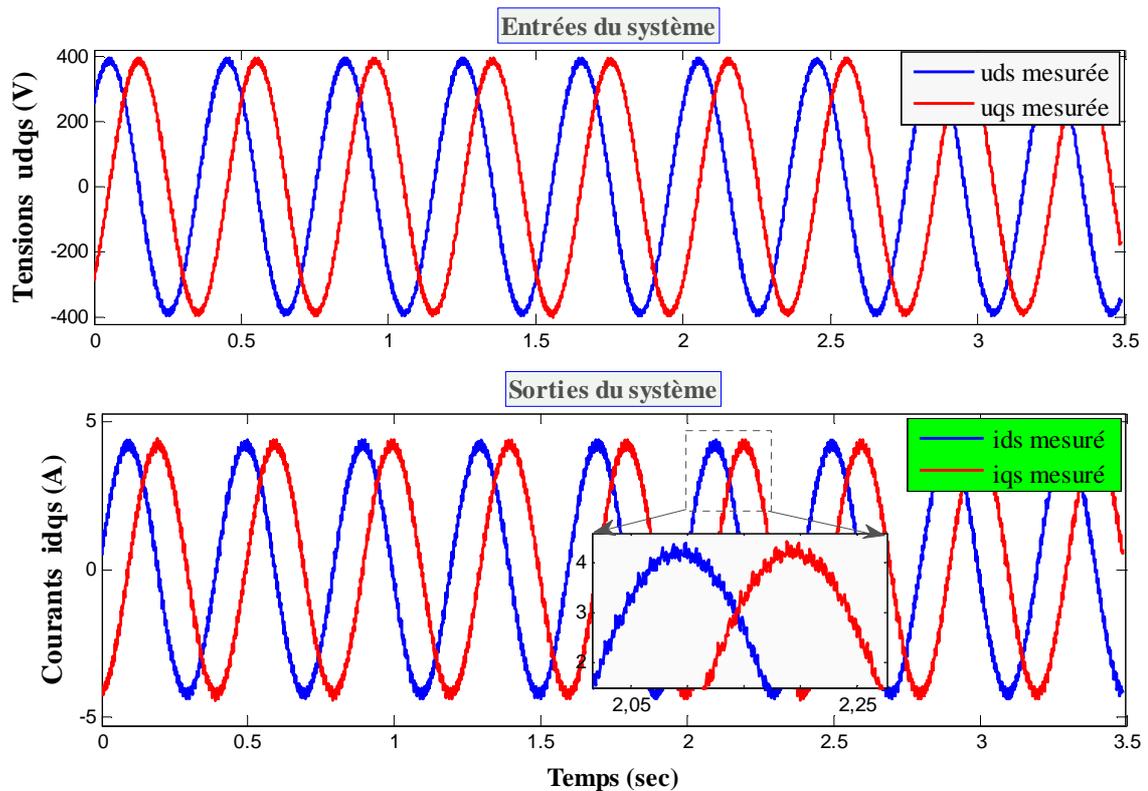


Figure 4.19 : Données entrées-sorties du système pour un stator sain

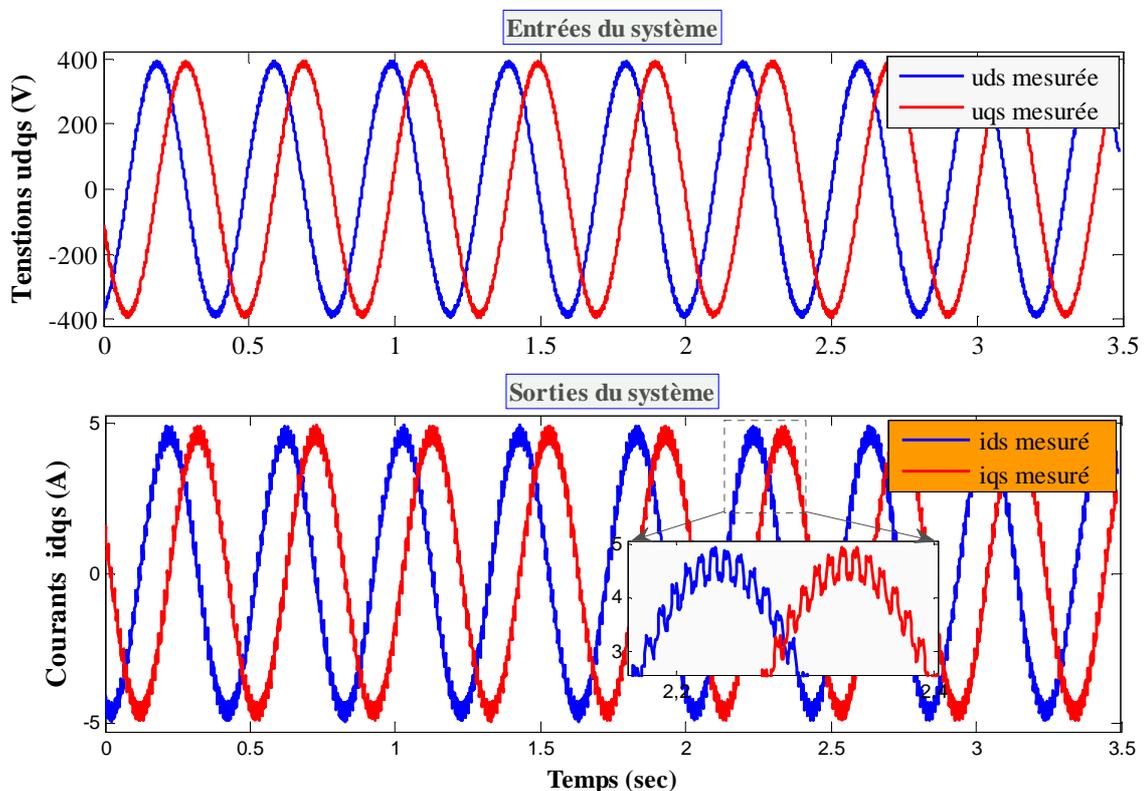


Figure 4.20 : Données entrées-sorties du système pour une machine avec défaut stator

L'estimation des paramètres électriques et/ou de défauts se fait alors d'une manière itérative pour chaque échantillon des données d'entrée-sorties mesurées.

Par la suite, les sorties estimées seront obtenues à partir des mesures d'entrées, de sorties et des paramètres optimaux identifiés par l'algorithme de LM-RC. Le principe de base utilisé pour l'estimation des paramètres du moteur à induction est schématisé sur la figure 4.21.

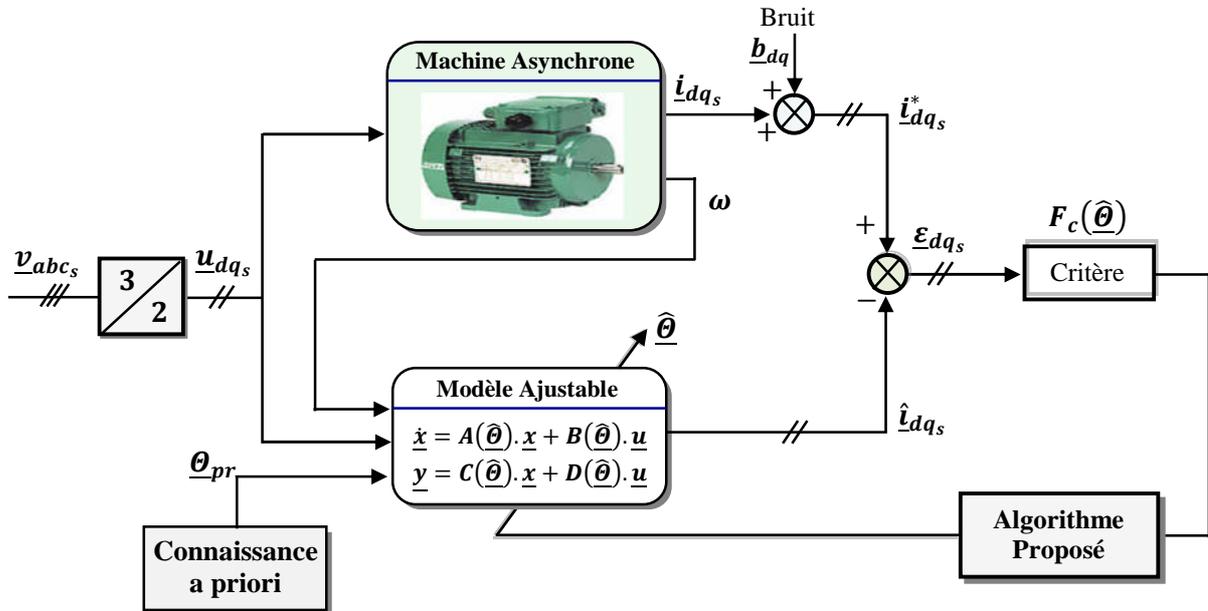


Figure 4.21 : Principe de base de l'identification de la machine à partir des signaux expérimentaux

#### IV.6.2. Résultats expérimentaux pour la machine saine

Tout comme le cas des données simulées, à partir de plusieurs enregistrements expérimentaux, nous réalisons plusieurs identifications paramétriques puis nous calculons la valeur moyenne et l'erreur normative  $Err_v$ , pour chaque paramètre identifié.

Après environ 2 itérations, pour la minimisation de la fonction coût à l'aide de l'algorithme de LM-RC associé avec la normalisation des fonctions de sensibilité, on obtient les résultats de l'identification paramétrique issus de l'expérimentation et présentés dans le tableau 4.4. On constate, tout d'abord, que la méthode d'identification LM-RC proposée fournit des résultats d'estimation acceptables même dans le cas des données entrées-sorties issues d'un banc expérimental réel. À partir du tableau 4.4, on remarque que tous les paramètres sont bien identifiés car leurs écart-types relatifs, dans l'ensemble, sont faibles.

La figure 4.22 montre la convergence des paramètres électriques identifiés vers leur valeur nominale. On remarque à travers cette figure que l'algorithme converge assez rapidement vers les valeurs de références, avec une précision et une stabilité acceptables. Les meilleurs résultats sont obtenus pour la pleine charge.

Tableau 4.4

Résultats d'estimation paramétrique expérimentaux de la machine saine

Paramètre $\hat{\theta}$	Valeurs de référence	Valeurs estimées		
		A vide	Moyenne charge	Pleine charge
$R_s$ ( $\Omega$ )	11.2100	10.9723	11.1071	11.1511
$R_r$ ( $\Omega$ )	4.4400	4.4503	4.4479	4.4409
$L_m$ (H)	0.4500	0.4679	0.4687	0.4603
$L_f$ (H)	0.0420	0.0417	0.0421	0.0413
<b>Err</b> (%)	<b>0.0000</b>	<b>1.9775</b>	<b>0.8693</b>	<b>0.4957</b>

La figure 4.23 montre la sortie mesurée du système expérimental et la sortie identifiée du modèle. Pour mieux distinguer la différence entre les courants mesurés et leurs estimés, un zoom est effectué sur la figure 4.23 dans l'intervalle [2.42, 2.57] sec. On constat que les sorties  $\{\hat{i}_{d_s}, \hat{i}_{q_s}\}$  reconstruites à partir des paramètres estimés suivent parfaitement les sorties réelles du système  $\{i_{d_s}^*, i_{q_s}^*\}$ . Les performances obtenues sont confirmées par la valeur de *Fit* montrée sur la figure 4.23 et qui est très acceptable. Les erreurs d'estimation  $\{\varepsilon_{i_{d_s}}, \varepsilon_{i_{q_s}}\}$  suivant les deux axes *d* et *q* de Park, sont aussi tracées sur la figure 4.23. Cette erreur qui représente la différence, entre les réponses expérimentales et simulées des courants est assez faible; sa valeur maximale n'a pas excédé 0.2A.

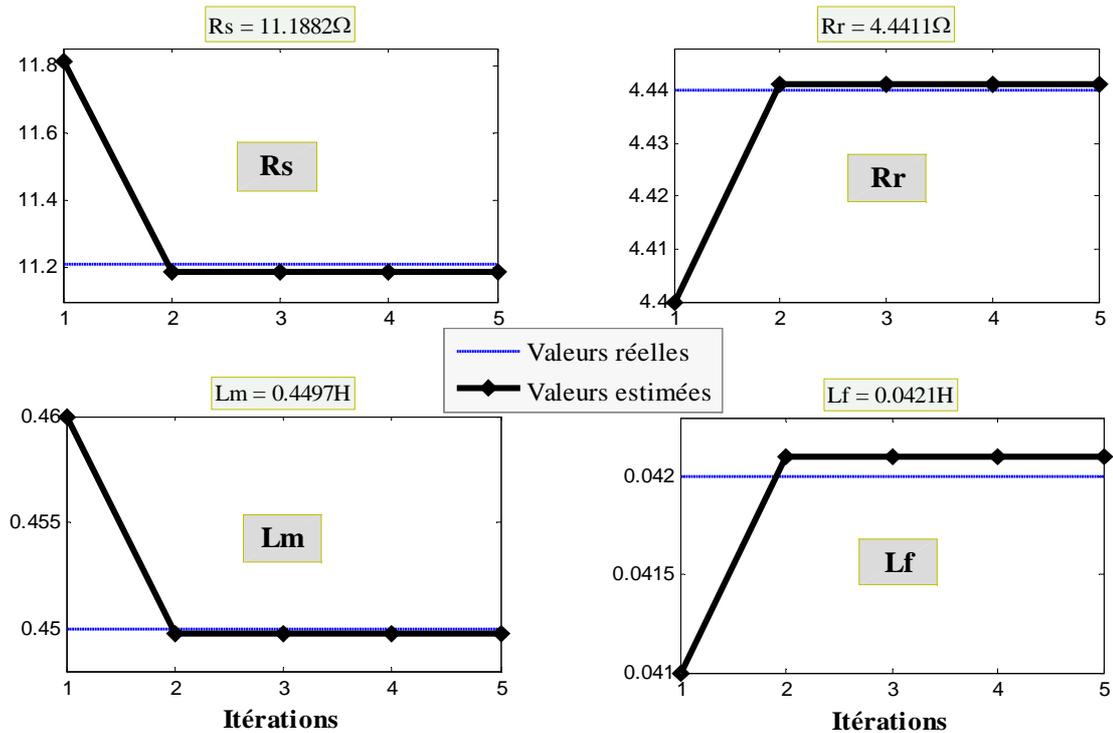


Figure 4.22 : Evolution des paramètres électriques en fonction des itérations

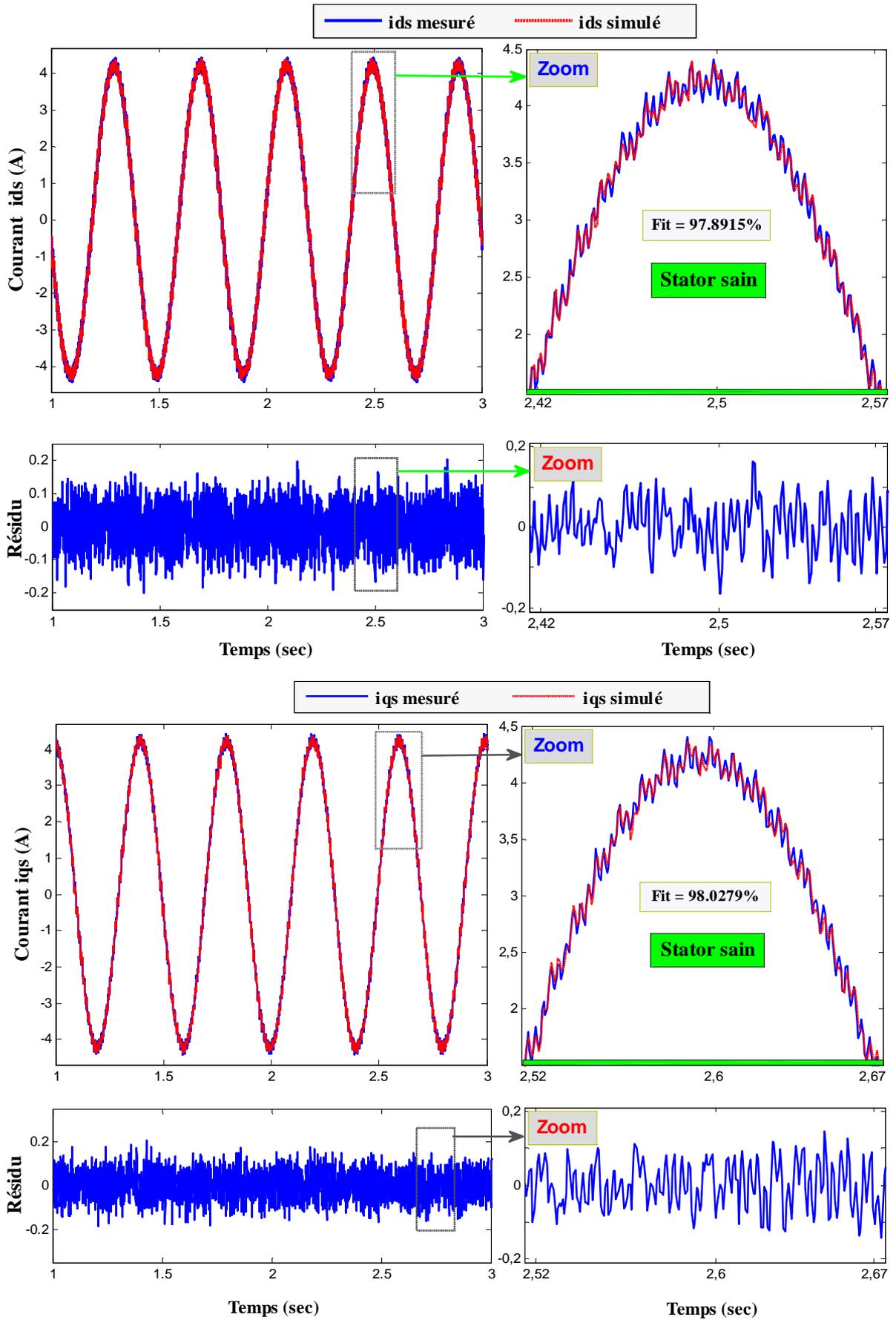


Figure 4.23 : Comparaison des courants mesuré et estimé suivant l'axe-dq de Park pour un stator sain

### IV.6.3. Résultats expérimentaux pour la machine avec défaut stator

Sous une charge variable, une comparaison entre les valeurs des paramètres identifiés et les valeurs expérimentales est présentée dans les tableaux 4.5 et 4.6 pour un stator sain et avec défaut, respectivement. L'estimation du modèle est réalisée par l'algorithme LM-RC.

**Tableau 4.5**

Résultats d'estimation paramétrique expérimentaux de la machine saine

Paramètres $\hat{\theta}$	Valeurs de référence	Valeurs estimées		
		A vide	Moyenne charge	Charge complète
$R_s (\Omega)$	11.2100	11.0123	11.1103	11.1356
$R_r (\Omega)$	4.4400	4.4501	4.4455	4.4413
$L_m (H)$	0.4500	0.4573	0.4617	0.4597
$L_f (H)$	0.0420	0.0419	0.0419	0.0417
$N_{cc1}(\text{spires})$	0.0000	<b>1.0519</b>	<b>0.6905</b>	<b>0.3579</b>
$N_{cc2}(\text{spires})$	0.0000	<b>-0.1571</b>	<b>-0.0519</b>	<b>-0.0951</b>
$N_{cc3}(\text{spires})$	0.0000	<b>0.5157</b>	<b>0.2793</b>	<b>0.1739</b>
<b><math>Erv</math> (%)</b>	<b>0.0000</b>	<b>9.9329</b>	<b>6.2441</b>	<b>3.4473</b>

**Tableau 4.6**

Résultats d'estimation paramétrique de la machine avec 18-spires en court-circuit

Paramètres $\hat{\theta}$	Valeurs de référence	Valeurs estimées		
		A vide	Moyenne charge	Charge complète
$R_s (\Omega)$	11.2100	11.0796	11.1107	11.1713
$R_r (\Omega)$	4.4400	4.4495	4.4448	4.4409
$L_m (H)$	0.4500	0.4563	0.4611	0.4571
$L_f (H)$	0.0420	0.0418	0.0419	0.0419
$N_{cc1}(\text{spires})$	18.0000	<b>15.9875</b>	<b>16.5140</b>	<b>17.0310</b>
$N_{cc2}(\text{spires})$	0.0000	<b>-0.7509</b>	<b>-0.2789</b>	<b>0.2310</b>
$N_{cc3}(\text{spires})$	0.0000	<b>0.2119</b>	<b>0.3810</b>	<b>0.4103</b>
<b><math>Erv</math> (%)</b>	<b>0.0000</b>	<b>9.9789</b>	<b>7.2101</b>	<b>4.9749</b>

Nous constatons, d'après les résultats présentés dans les tableaux 4.5 et 4.6 que les différents paramètres sont bien identifiés dans l'ensemble comme en témoigne les valeurs de *Erv*. D'autre part, les estimés obtenus pour les paramètres sont très proches de leur vraies valeurs surtout lorsque le niveau de la charge est suffisamment grand. Dans ce cas, les erreurs maximales commises sur les valeurs identifiées des paramètres sont de l'ordre de 5%, ce qui montre que la méthode LM-RC permet d'identifier avec une précision satisfaisante les paramètres. Même pour les essais en vide, les résultats obtenus restent acceptables.

On note que pour le fonctionnement à vide, pour avoir des résultats satisfaisantes, il faut avoir un temps d'acquisition suffisamment grand (double par rapport à un fonctionnement à charge nominale) afin d'avoir au moins une période des données entrées-sorties.

Pour moyenne et complète charges, la figure 4.24 présente, en fonction de nombre d'itérations, l'évolution des paramètres de défaut estimés par l'algorithme LM-RC lors d'un défaut de 18-spores sur la phase  $a_s$ , avec les traits en pointillés représentant les paramètres réels. A travers la figure 4.24, nous remarquons que tous les paramètres ont convergé plus rapidement vers leurs valeurs désirées, avec une meilleure précision et stabilité. L'algorithme converge seulement en deux itérations et on remarque que les valeurs identifiées à la première itération sont très proches des valeurs finales. Ainsi, les résultats obtenus indiquent un défaut d'environ 18-spores en court-circuit sur la phase  $a_s$ . Alors, le défaut est bien localisé et identifié.

La figure 4.25 fait apparaître, en fonction du temps, la sortie mesurée et la sortie du modèle identifié par LM-RC. Pour mieux distinguer la différence entre les données mesurées et celles estimées, une focalisation sur l'intervalle [2.56, 2.72] secondes est effectuée. On remarque à partir de la figure 4.25, une similitude parfaite entre le courant mesuré et le courant estimé à partir des paramètres estimés, comme témoigne la valeur de *Fit* présenté sur chaque tracé. Sur la même figure est aussi tracée l'erreur d'estimation résiduelle, entre la réponse du système réel et la réponse du modèle identifié. Encore une fois, l'écart constaté entre les deux réponses, expérimentale et simulée, est assez réduit et prouve la fiabilité des résultats des paramètres estimés obtenus par la méthode de LM-RC.

Les figures 4.26 et 4.27 présentent une comparaison entre les courants de ligne mesurés et identifiés, pour un stator sain et avec défaut, respectivement. D'après les deux figures, et d'après le *Fit* calculé pour chaque phase, on constate que les courbes des courants estimés par le modèle et ceux de courants réels du banc expérimental, coïncident parfaitement, que ce soit pour un stator sain (figure 4.26), ou en cas de défaut de court-circuit de 18-spores sur la phase  $a_s$  (figure 4.27). Comme montré par la figure 4.26, en absence de défaut la machine fournit un jeu de courants triphasés égaux en amplitude et décalés de  $120^0$ . Mais lors d'un défaut stator,

comme en atteste la figure 4.27, on observe une augmentation plus importante là où s'est produit le défaut (phase  $a_s$ ) et une augmentation moins importante sur les autres phases.

Finalement, ces tests expérimentaux confirment les résultats entrevus en simulation. Est le plus performant pour détecter les défauts d'un faible nombre de spires en court-circuit.

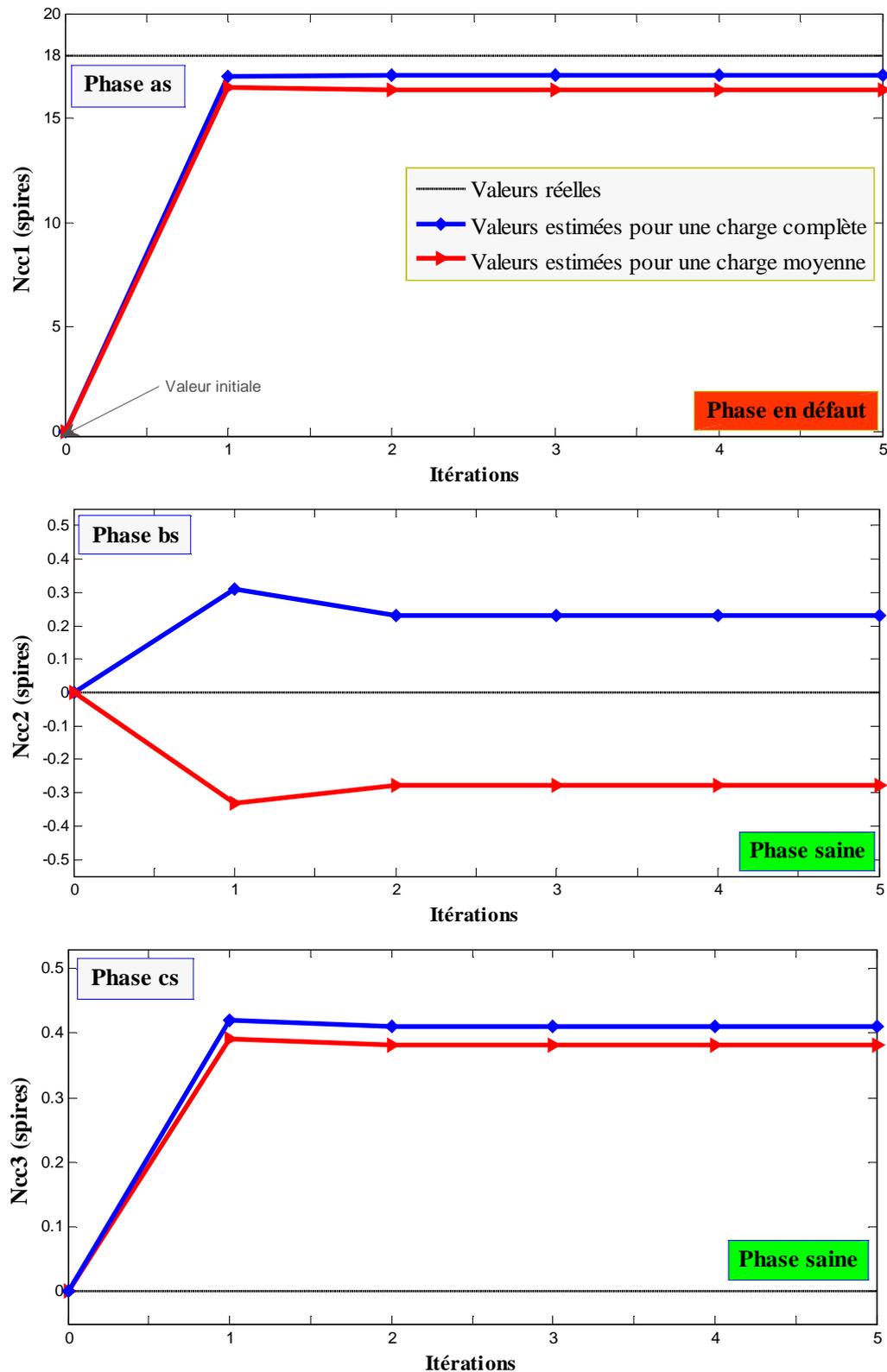


Figure 4.24 : Evolution des paramètres de défaut pour un court-circuit de 18-spires sur la phase  $a_s$

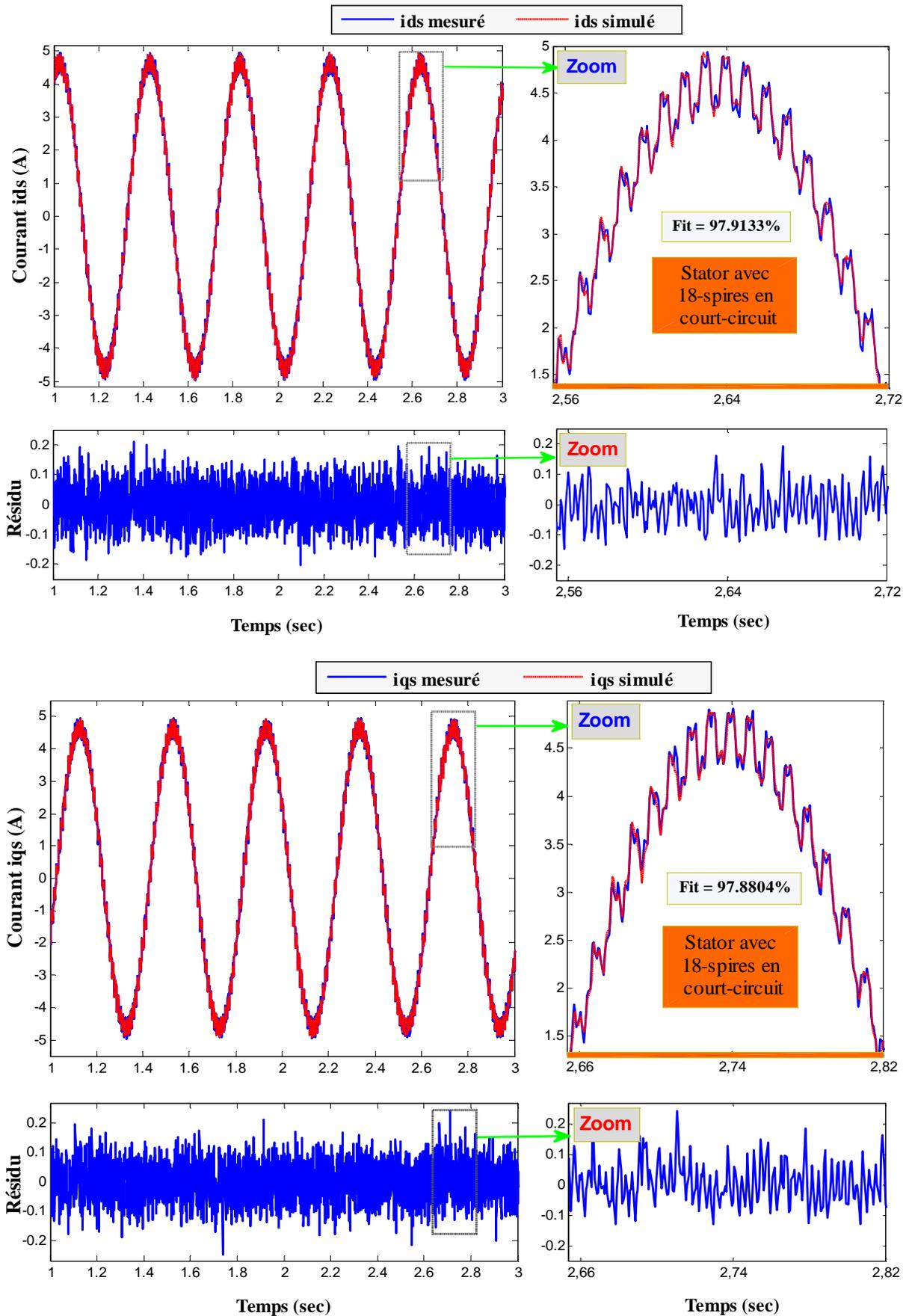


Figure 4.25 : Comparaison des courants mesurés et estimés suivant l'axe  $dq$  de Park pour un stator avec 18-spires en court-circuit sur la phase  $a_s$

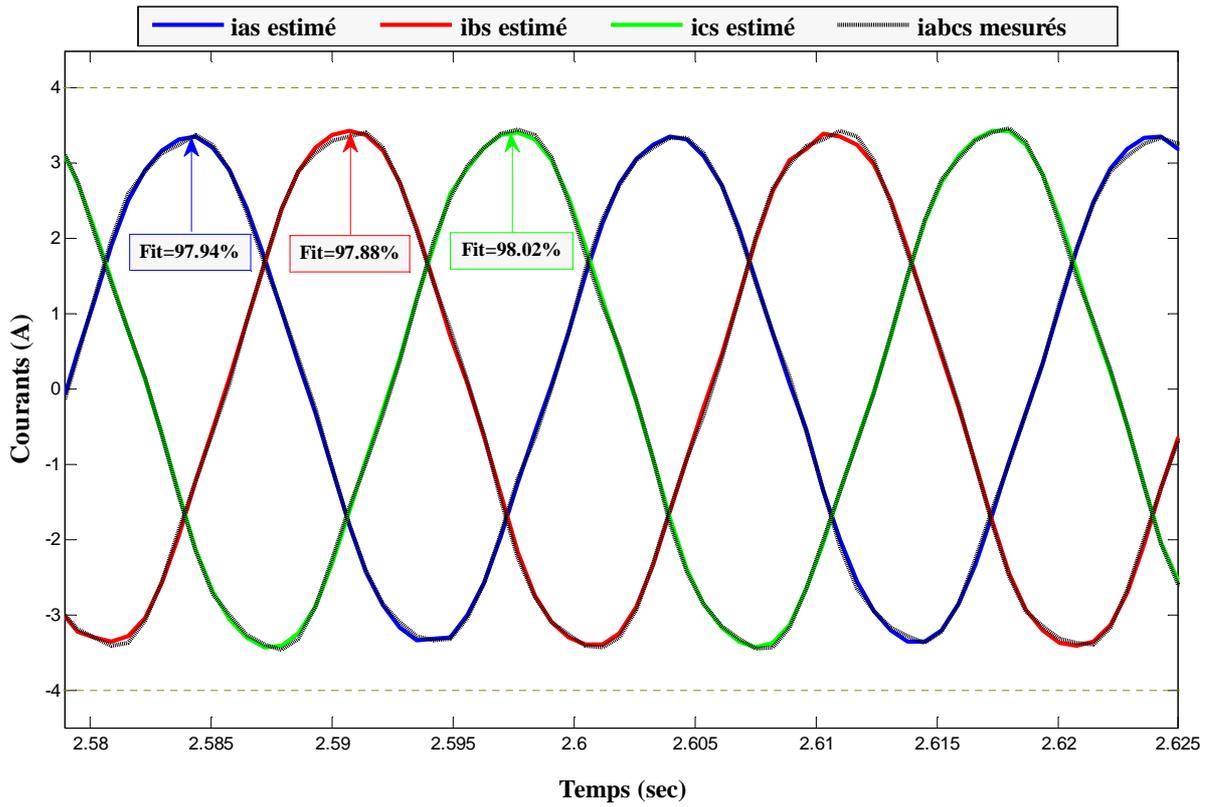


Figure 4.26 : Comparaison des courants de ligne mesurés et estimés pour un stator sain

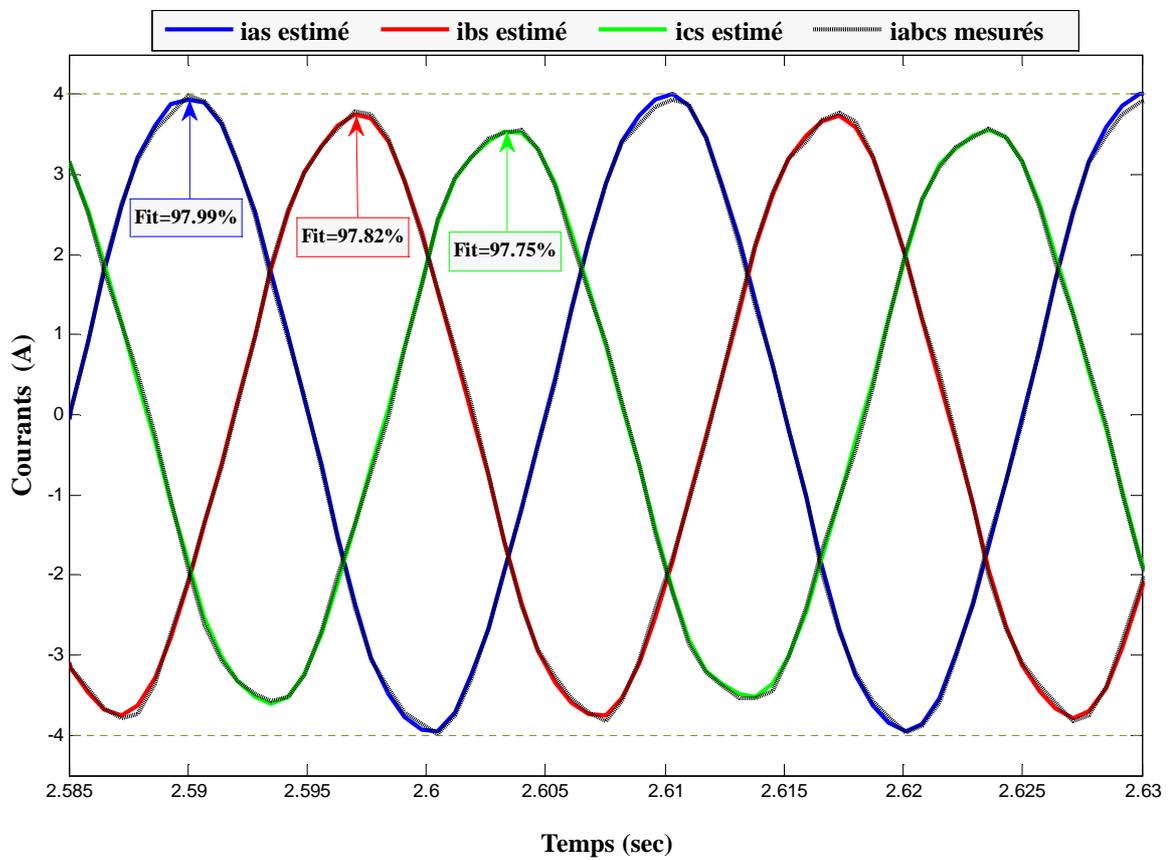


Figure 4.27 : Comparaison des courants de ligne mesurés et estimés avec défaut stator de 18-spires court-circuitées sur la phase  $a_s$

## IV.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons implémenté et utilisé une approche de détection et de localisation des défauts sur la machine asynchrone basée sur l'algorithme de LM-RC et sur l'utilisation de modèles dédiés aux défauts statoriques et rotoriques. Dans ce travail de thèse, l'approche proposée a été implémentée avec quelques adaptations et changements afin d'améliorer la convergence et la précision.

En faisant fonctionner le moteur à vide et sous différentes charges, la méthode de diagnostic proposée a été testée sur des données simulées avec bruit puis sur des données entrées-sorties réelles issues d'un banc d'essai expérimental. Elle a permis d'une part, la localisation au stator de faibles spires en court-circuit et la détermination de leur nombre avec une précision satisfaisante, et d'autre part, de quantifier le nombre de barres cassées au rotor.

Pour chaque scénario, le comportement de l'algorithme, pour le cas sain et le cas de défaut, est étudié. Pour tous les scénarios de défaut considérés l'algorithme d'identification a convergé de telle sorte que les paramètres estimés sont très proches des vraies valeurs, conduisant aussi à un écart-type normatif assez faible. Par la suite, les sorties du modèle identifié à partir des paramètres estimés ainsi que les vraies sorties mesurées sont comparées pour confirmer la qualité des valeurs estimées et par conséquent la validité de l'estimateur. Dans le cas des données simulées, la comparaison entre les réponses du système et celle du modèle identifié, conduit à une erreur d'estimation résiduelle qui tend, vers le bruit introduit lors de la simulation de la machine. Donc, l'algorithme LM-RC couplée à la normalisation des fonctions de sensibilité, offre des résultats d'estimations satisfaisantes.

Les méthodes du modèle présentent l'avantage de pouvoir être implantées aussi bien dans une version hors-ligne que dans une version récursive. En plus de sa facilité d'implémentation la version hors-ligne présente la propriété d'être plus stable, plus robuste et de ne faire appel qu'à très peu de paramètres de configuration. Même si son temps de convergence est un peu long, la version hors-ligne est particulièrement intéressante lors d'une première estimation des paramètres de la machine en raison de la simplicité de sa phase d'initialisation.

Les conditions de fonctionnement de la machine asynchrone font que ses paramètres sont sujets à des variations. Pour cela, les préférences vont d'habitude vers les algorithmes récursifs parce que l'estimation des paramètres du modèle est obtenue au fur et à mesure de l'évolution du procédé. Ces algorithmes nécessitent habituellement une capacité d'identification en temps réel, l'économie de mémoire et une grande puissance de calcul. Dans ce contexte, le chapitre suivant de ce document sera consacré à l'identification de paramètres non-stationnaires en introduisant une fenêtre glissante pour l'estimation par échantillon de données.

# CHAPITRE V

## DIAGNOSTIC EN-LIGNE PAR IDENTIFICATION PARAMÉTRIQUE DE LA MACHINE ASYNCHRONE

# Chapitre 5

## Diagnostic en-ligne par identification paramétrique de la machine asynchrone

### Sommaire

---

V.1	Introduction	133
V.2	Identification récursive de la machine avec défaut stator	133
V.2.1	Données entrées-sorties non-stationnaires	133
V.2.2	Résultats de simulation	134
V.3	Identification récursive de la machine avec défaut rotor	143
V.3.1	Données entrées-sorties non-stationnaires	143
V.3.2	Résultats de simulation	143
V.4	Identification récursive de la machine avec défaut stator/rotor	146
V.4.1	Données entrées-sorties non-stationnaires	146
V.4.2	Résultats de simulation	147
V.5	Validation expérimentale de la méthode récursive	150
V.5.1	Données entrées-sorties réelles	150
V.5.2	Résultats expérimentaux	150
V.6	Conclusion	154

---

## V.1. Introduction

Au chapitre précédent, nous avons implémenté et validé la version hors-ligne de la méthode du modèle traitant par paquet les données entrées/sorties recueillies. Mais pour diverses raisons, les paramètres du moteur peuvent varier au cours du temps. Alors dans ce chapitre, nous nous intéressons à la version récursive qui traite les échantillons entrées/sorties successivement.

Les algorithmes d'identification récursive sont de plus en plus utilisés pour la surveillance et le diagnostic. Ces méthodes sont souvent employées pour fournir des modèles capables de suivre les évolutions de la dynamique du procédé à identifier. Dans ce chapitre, nous utilisons cette approche pour la détection et la localisation d'une manière récursive des défauts de type court-circuit au stator et de type rupture de barres au rotor de la machine asynchrone.

La méthode de diagnostic est d'abord testée à partir d'essais réalisés en simulation. Ceux-ci permettent d'affiner les paramètres de réglages pour optimiser les performances en détection de défaut. Des essais sur système réel permettent ensuite de valider la méthodologie. Les résultats d'un banc d'essai comprenant la machine ont été utilisés pour accomplir la tâche.

Nous allons montrer alors à travers des essais en simulation puis en expérimentation, dans le cas du diagnostic de la machine asynchrone, la puissance de l'algorithme de LMR et son aptitude à fournir en temps réel une image réaliste du déséquilibre présent dans la machine.

## V.2. Identification récursive de la machine avec défaut stator

L'identification en temps-réel consiste à effectuer l'acquisition des données sur un horizon d'identification donné, puis d'appliquer l'algorithme d'estimation paramétrique qui traite les échantillons de manière récursive. Pour cela, divers scénarios seront simulés afin d'étudier la capacité des indicateurs à suivre la variation brusque des courts-circuits de spires.

### V.2.1. Données entrées-sorties non-stationnaires

A partir d'un fonctionnement normal, on introduit brutalement, à un instant donné, un court-circuit de 3, 9 et 18-spires respectivement. Tous les courts-circuits ont été effectués sur la phase  $a_s$ . Pour chaque scénario, le court-circuit est généré à  $t = 4 \text{ sec}$  et le défaut est maintenu pendant 3 sec supplémentaires pour un total de 7 sec d'acquisition de données.

L'estimation des paramètres électriques et de défaut est faite en-ligne en utilisant l'algorithme récursive de LM avec horizon glissant, introduit dans la section 4.5 du chapitre IV. Afin d'étudier l'influence des facteurs d'oubli sur la précision et de même la stabilité de l'estimation, deux facteurs sont alors envisagés :  $\lambda = 0.955$  et  $\lambda = 0.985$ . Ainsi, les simulations ont été effectuées pour différent rapports signal sur bruit RSB de 30 dB et 20 dB.

Sur un horizon d'estimation de 7 sec et en utilisant un pas d'échantillonnage  $T_e = 0.7ms$ , la figure 5.1 montre un échantillon de données simulées utilisées pour l'identification récursive.

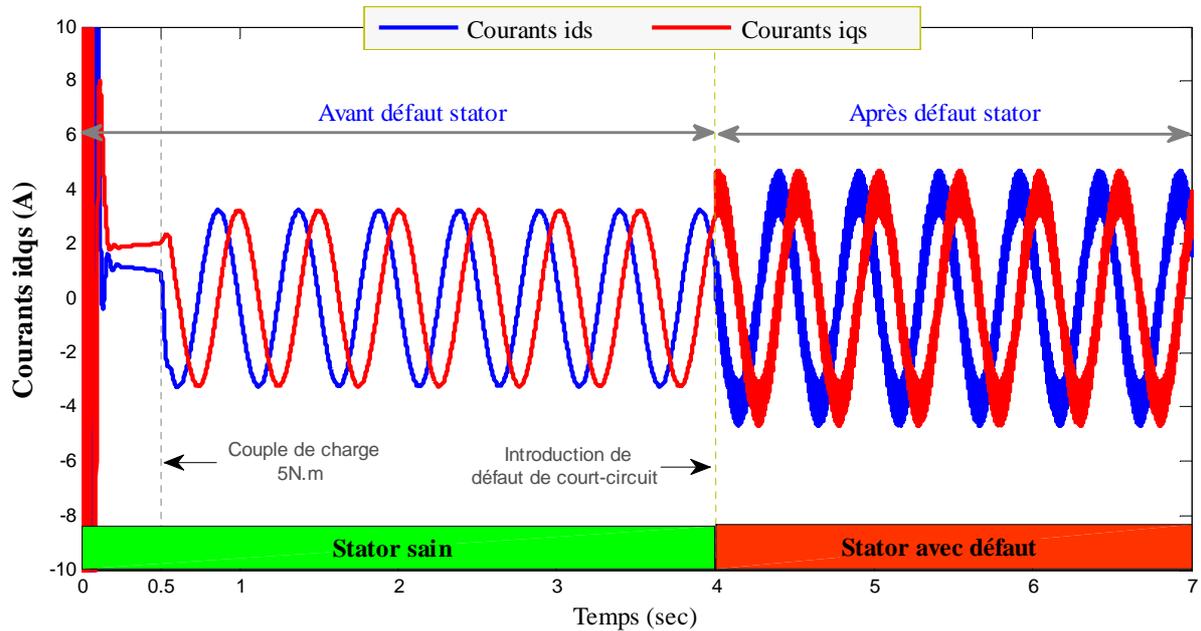


Figure 5.1 : Données simulées utilisées pour l'identification récursive

L'objectif de ce genre de simulations est de tester l'efficacité de l'estimateur d'identification récursive de LM pour des non-stationnarités des paramètres du système à identifier.

## V.2.2. Résultats de simulation

Pour différents nombres de spires en court-circuit introduits brutalement à  $t = 4$  sec et pour un niveau de bruit de 30 dB, le tableau ci-dessous récapitule les résultats d'estimation paramétriques délivrés par l'estimateur de LMR avec normalisation des fonctions de sensibilité ainsi que l'erreur relative  $Err_v$  correspondant à chaque situation de défaut.

On constate, au vu des résultats présentés dans le tableau 5.1, que les résultats obtenus montrent en général la bonne similitude entre les paramètres estimés et leurs valeurs exactes, pour un stator sain et défectueux. Ainsi, en mode de fonctionnement sain, on remarque que le nombre de spires en court-circuit  $\hat{N}_{cc_k}$  reste proche de zéro avec une erreur d'estimation réduite. Cette erreur est due aux bruits introduits. D'autre part, dès l'apparition du défaut de court-circuit de spires, la valeur de l'indicateur croît avec le nombre de spires en court-circuit. Il est clairement démontré que les paramètres estimés des spires en court-circuit, sur les trois phases du stator, sont en accord avec les vraies valeurs. Ce qui reflète une bonne estimation des paramètres par rapport à leur valeur nominale. Dans tous les cas envisagés, l'erreur d'estimation relative est négligeable et n'atteint jamais 2% pour chaque test effectué.

Tableau 5.1

Résultats d'estimation paramétrique du modèle avec défaut de court-circuit

Parameters $\hat{\theta}$	Valeurs estimées (moyenne de dix simulations)			
	Stator sain	3-spires cc	9-spires cc	18-spires cc
$R_s$ ( $\Omega$ )	9.8191	9.8201	9.8227	9.8245
$R_r$ ( $\Omega$ )	5.2975	5.2945	5.2921	5.2907
$L_m$ (H)	0.5008	0.5003	0.4995	0.4989
$L_f$ (H)	0.0399	0.0397	0.0395	0.0393
$\hat{N}_{cc_1}$ (spires)	<b>-0.0146</b>	<b>2.9364</b>	<b>8.9289</b>	<b>17.8709</b>
$\hat{N}_{cc_2}$ (spires)	<b>0.1032</b>	<b>0.0967</b>	<b>-0.1066</b>	<b>0.1489</b>
$\hat{N}_{cc_3}$ (spires)	<b>0.0498</b>	<b>-0.0580</b>	<b>0.0125</b>	<b>0.0494</b>
<b>Errv</b> (%)	1.0501	1.1354	0.9139	0.9675

Les figures 5.2, 5.3 et 5.4 montrent, en fonction du temps, la convergence de l'estimation de chaque paramètre estimé par l'algorithme récursif à erreur de sortie avec normalisation des fonctions de sensibilité, pour un défaut de court-circuit brutal de 3-spires, 9-spires et 18-spires respectivement sur la phase  $a_s$  du stator. En outre, les estimations ont été tracées pour diverses valeurs du facteur d'oubli  $\lambda$ . Lorsqu'un défaut de spires en court-circuit apparaît à  $t = 4 \text{ sec}$ , chaque paramètre de défaut évolue pour indiquer le niveau du déséquilibre sur la phase correspondante. Par exemple dans la figure 5.2,  $\hat{N}_{cc_1}$  varie autour de sa valeur nominale pour approcher un court-circuit de 3-spires. Après moins de 0.35 sec pour  $\lambda = 0.955$  et 0.95 sec pour  $\lambda = 0.985$ , l'algorithme récursif de LM, fournit une bonne estimation du défaut survenant lors de l'opération d'identification avec une erreur réduite. Sur toutes les figures, la variation de  $\hat{N}_{cc_1}$  est plus significative que celles de  $\hat{N}_{cc_2}$  et  $\hat{N}_{cc_3}$ , signe alors de la présence d'un défaut sur la phase  $a_s$ . En l'absence de défaut ( $t < 4 \text{ sec}$ ), la valeur de l'indicateur reste proche de zéro, montrant l'état sain de la phase statorique.

Malgré la présence d'un bruit assez important, il est possible maintenant de différencier un stator sain ( $t < 4 \text{ sec}$ ) d'un stator en défaut ( $t > 4 \text{ sec}$ ), même pour un faible nombre de spires en court-circuit, notamment lorsque 3-spires ( $\mu_{cc_1} = 0.65\%$ ) sont en défaut.

D'autre part, en analysant l'influence du facteur d'oubli  $\lambda$  sur la précision et la stabilité de l'estimateur récursif, nous pouvons tirer les conclusions suivantes :

- Pour  $\lambda = 0.955$ , les estimations des paramètres convergent rapidement vers leurs valeurs exactes respectives, mais l'algorithme devient plus sensible au niveau de bruit,
- Pour  $\lambda = 0.985$ , l'estimateur proposé nécessite plus de temps pour suivre les paramètres du système mais donne de petits écarts entre les estimés et leurs vraies valeurs.

En outre, un bon compromis précision/ temps de réponse est obtenu pour  $\lambda = 0.985$ .

Les résultats d'estimations obtenus démontrent l'efficacité élevée de l'algorithme LMR en particulier les temps de réponse, la précision et la stabilité et, par conséquent, confirment sa validation sur des données entrées-sorties recueillies successivement.

Restant toujours dans les mêmes conditions, les figures 5.5, 5.6 et 5.7 comparent, sur un horizon de temps de 7 sec, les courants simulés et leurs estimations sur l'axe  $d$  de Park avec 3, 9 et 18 des spires en court-circuit respectivement sur la phase  $a_s$ . On peut voir que la sortie estimée suit la sortie simulée, avec une vitesse d'adaptation différente dépendant de  $\lambda$ . En effet, pour  $\lambda = 0.955$ , l'estimateur LMR suit rapidement la sortie souhaitée, comparée par l'estimateur pour  $\lambda = 0.985$ , qui nécessite plus de temps pour s'adapter.

La comparaison entre les courants réels et leurs estimations révèle, en général, une erreur d'identification négligeable sur l'horizon entier de l'estimation, sauf lorsque le défaut de spires en court-circuit se produit à l'instant 4 sec. En effet, l'algorithme LMR réagit, à cet instant, afin de minimiser l'erreur d'estimation entre les deux réponses temporelles des courants.

Le tracé de l'erreur d'estimation, en fonction du temps, est représenté en bas des figures 5.5, 5.6 et 5.7. Au fur à mesure que le nombre d'échantillons augmente, les résidus d'identification deviennent progressivement plus petits. Dans toutes les situations de défaut, les erreurs d'estimation sont négligeables et ne dépassent pas 0.4 A. Notons que les résidus sur les courants expliquent les types de bruits introduits lors de la simulation de la machine. Ensuite, nous pouvons tirer une conclusion en ce qui concerne l'efficacité et l'avantage de l'approche LMR adaptative pour suivre en temps réel le changement dans l'enroulement statorique de la machine, même en présence de bruit considérable.

En outre, pour les pics observés au moment des variations brusques des spires en court-circuit, leurs amplitudes dépendent de leurs valeurs. On constate qu'une fois la valeur des spires en court-circuit augmente, les amplitudes des pics apparaissant à 4 sec, augmentent avec l'augmentation de la sévérité du défaut stator. Toutes les courbes obtenues correspondent bien aux résultats attendus.

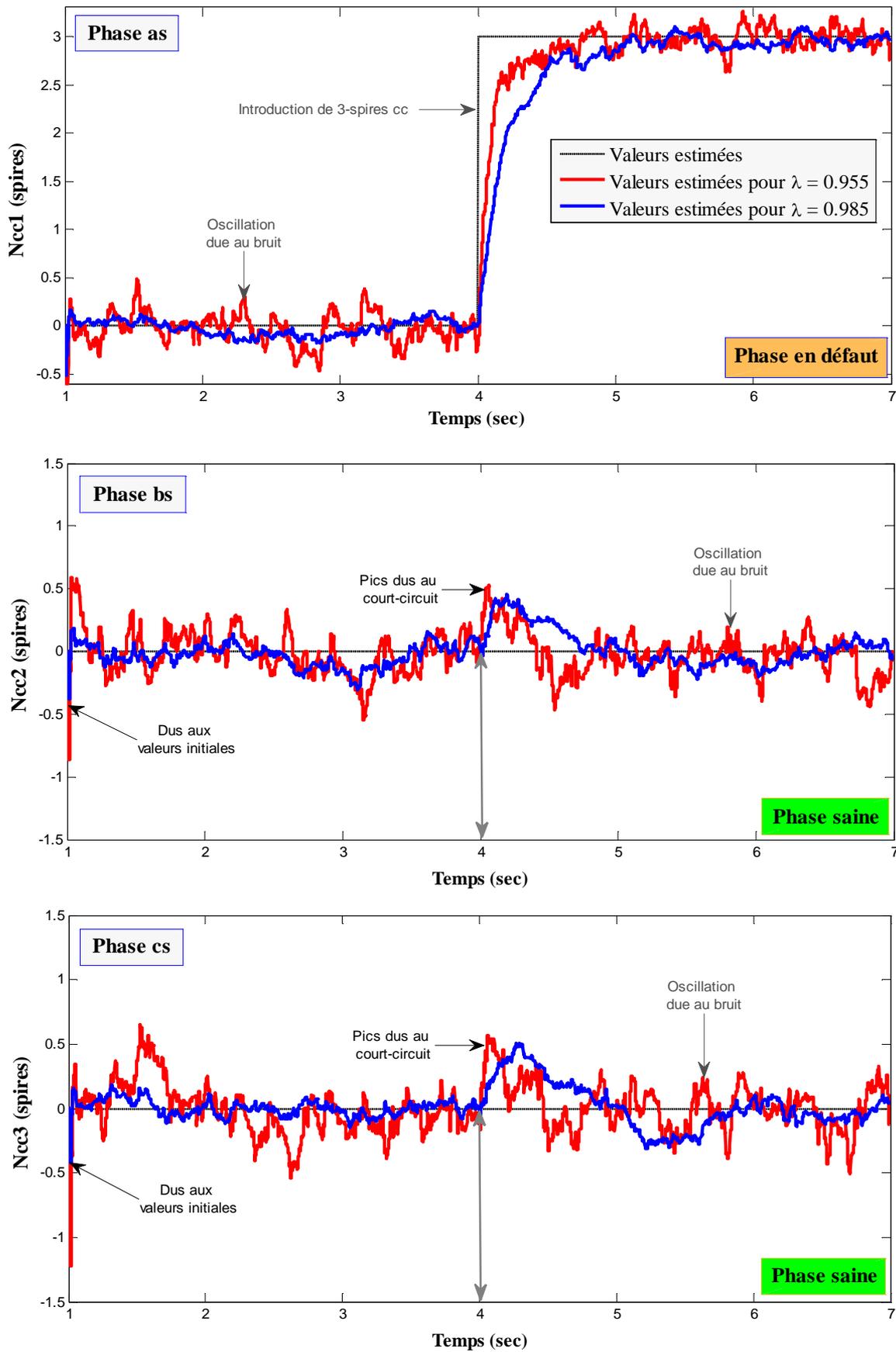


Figure 5.2 : Identification en-ligne des paramètres de défaut pour un court-circuit de 3-spires (0.65%) sur la phase  $a_s$

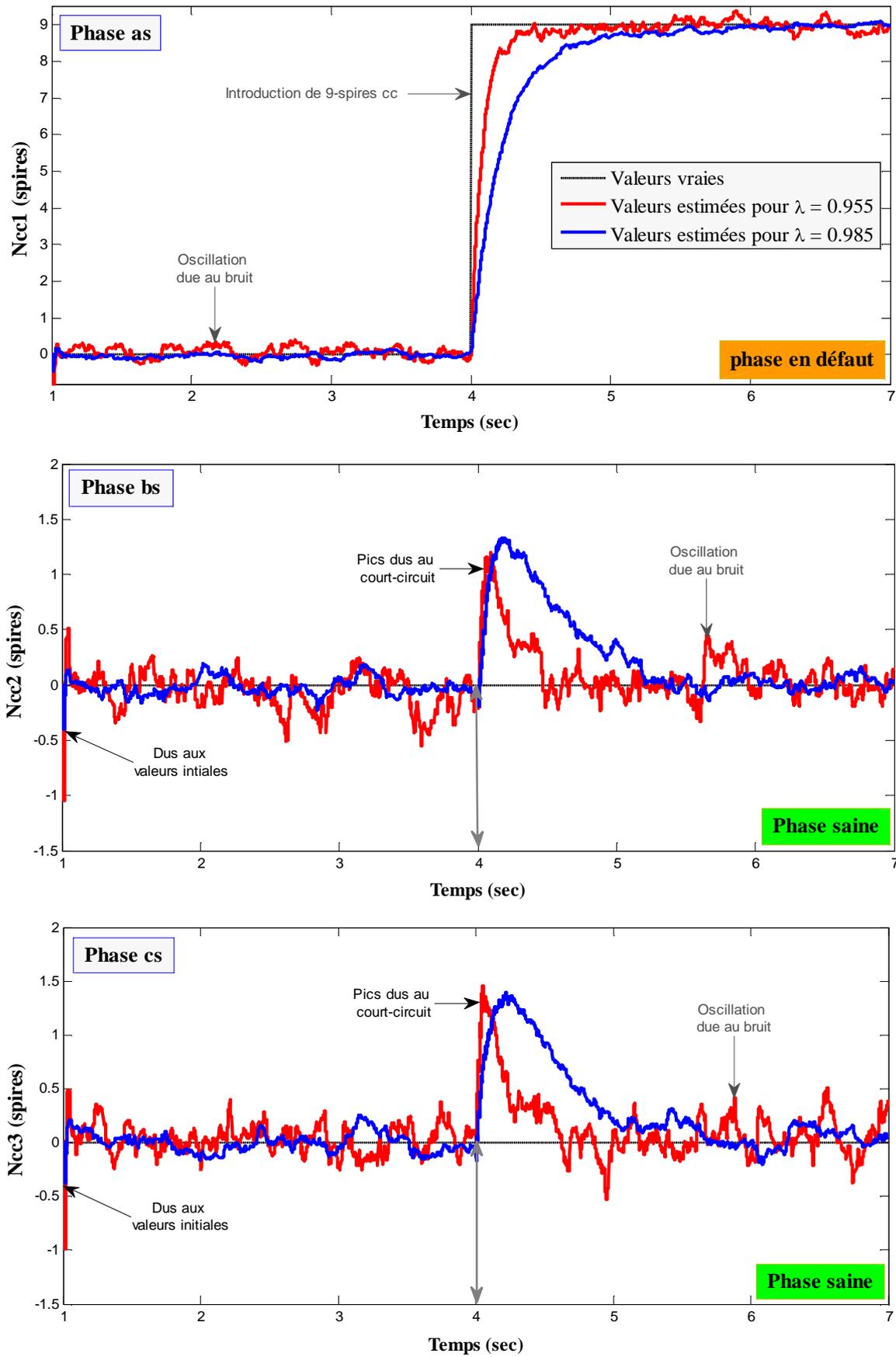


Figure 5.3 : Identification en-ligne des paramètres de défaut pour un court-circuit de 9-spires (1.94%) sur la phase  $a_s$

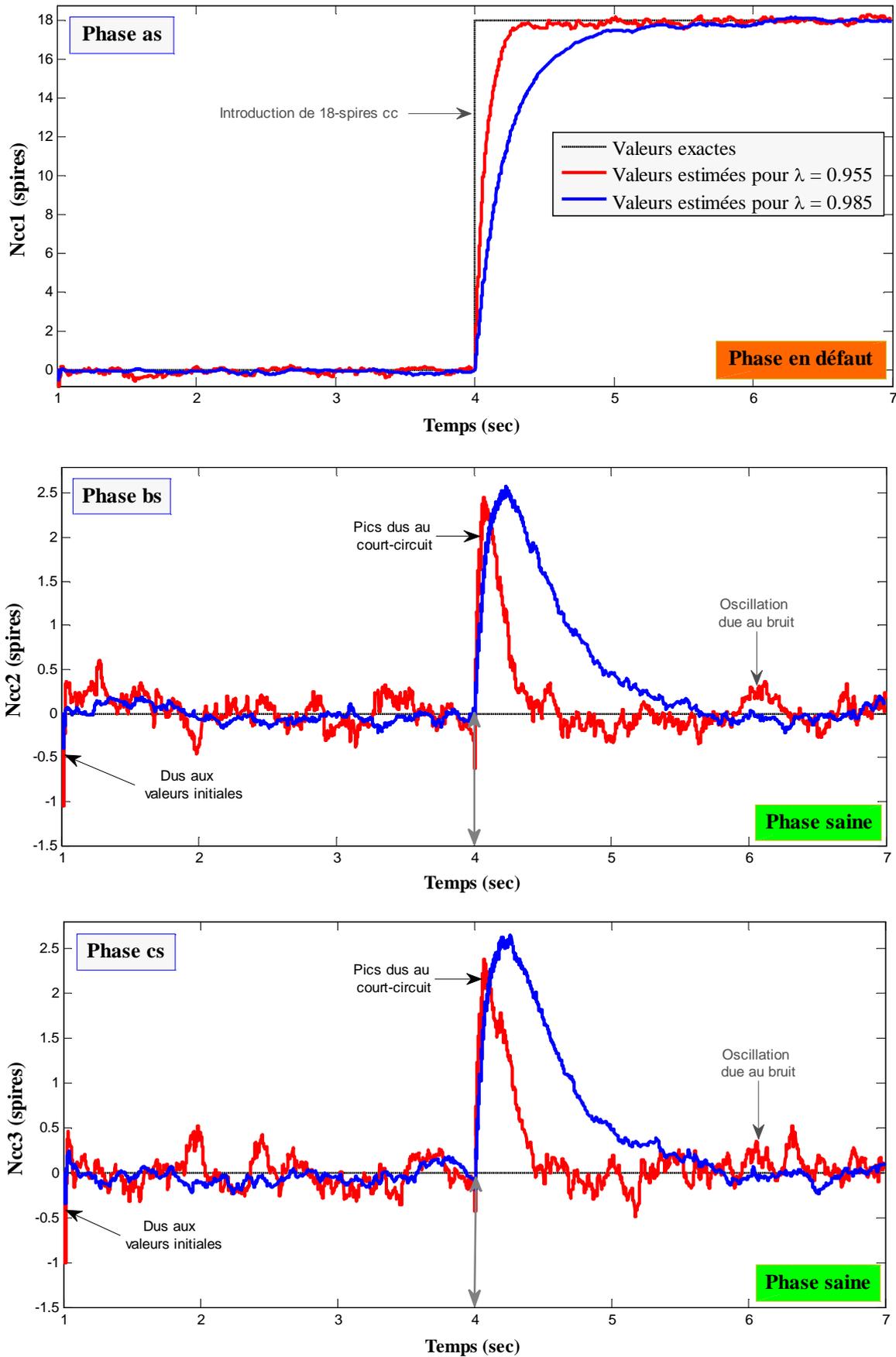


Figure 5.4 : Identification en-ligne des paramètres de défaut pour un court-circuit de 18-spires (3.88%) sur la phase  $a_s$

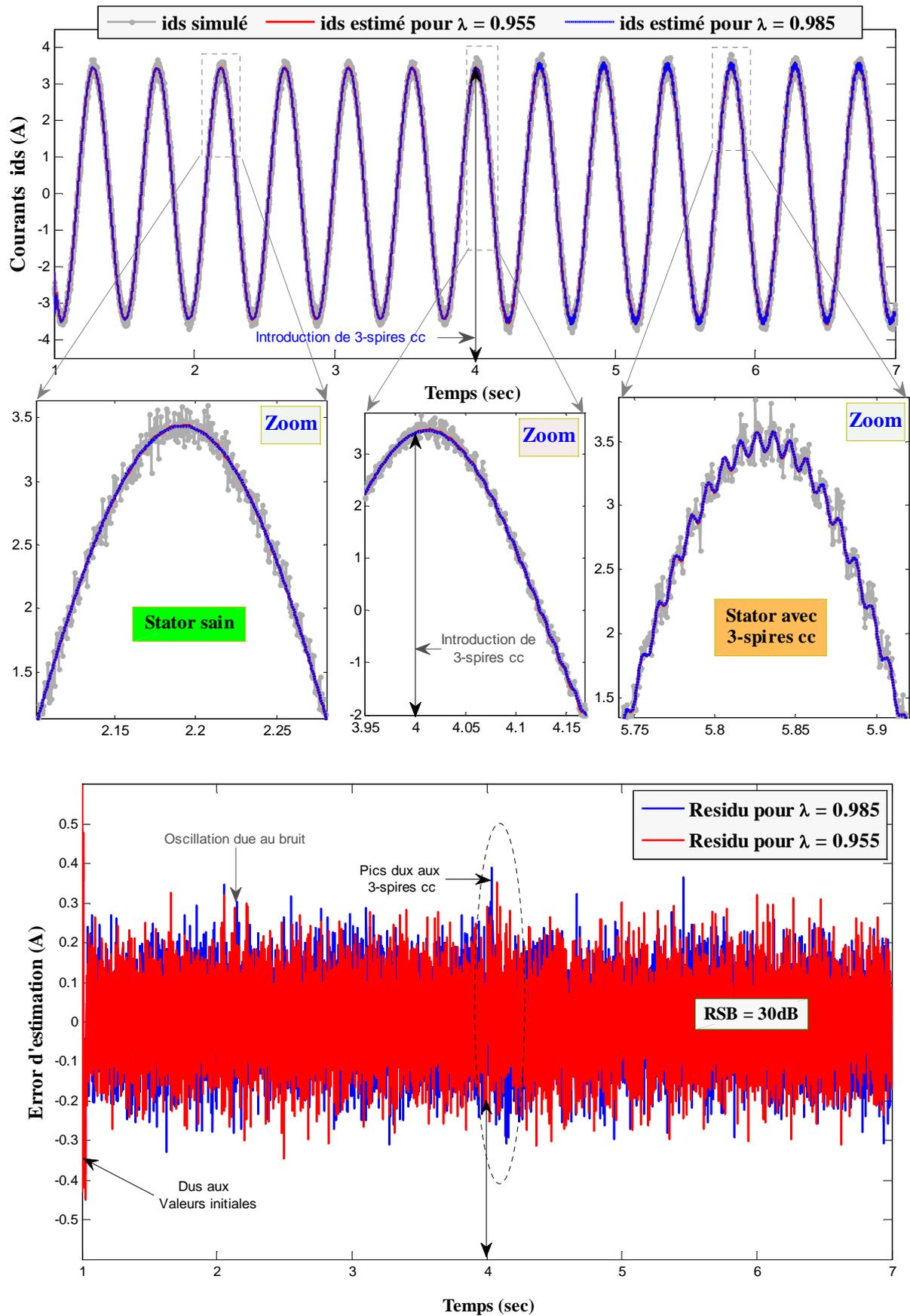


Figure 5.5 : Comparaison des courants simulé et estimé durant la procédure d'identification pour un défaut de 3-spires en court-circuit

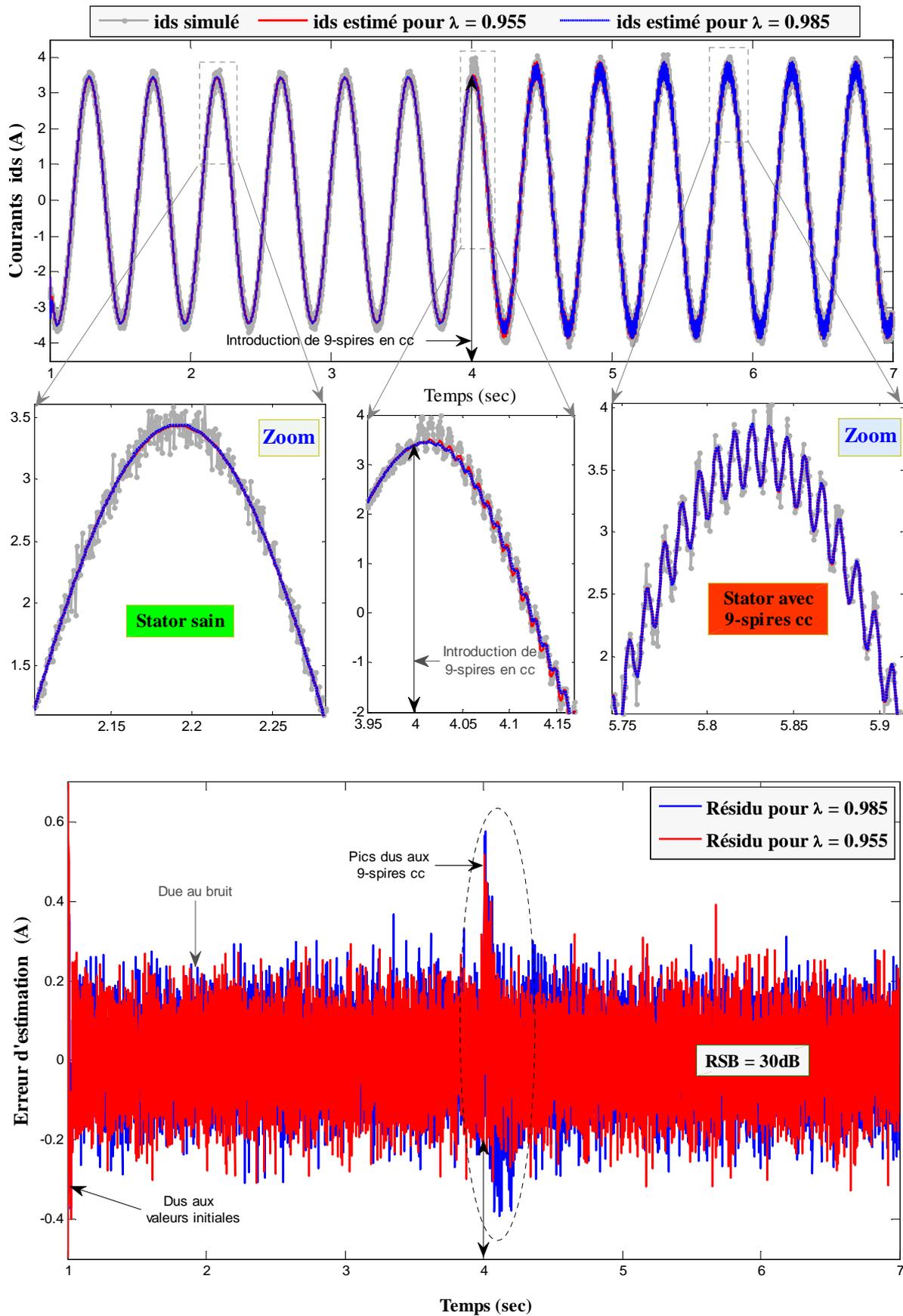


Figure 5.6 : Comparaison des courants simulé et estimé durant la procédure d'identification pour un défaut de 9-spires en court-circuit

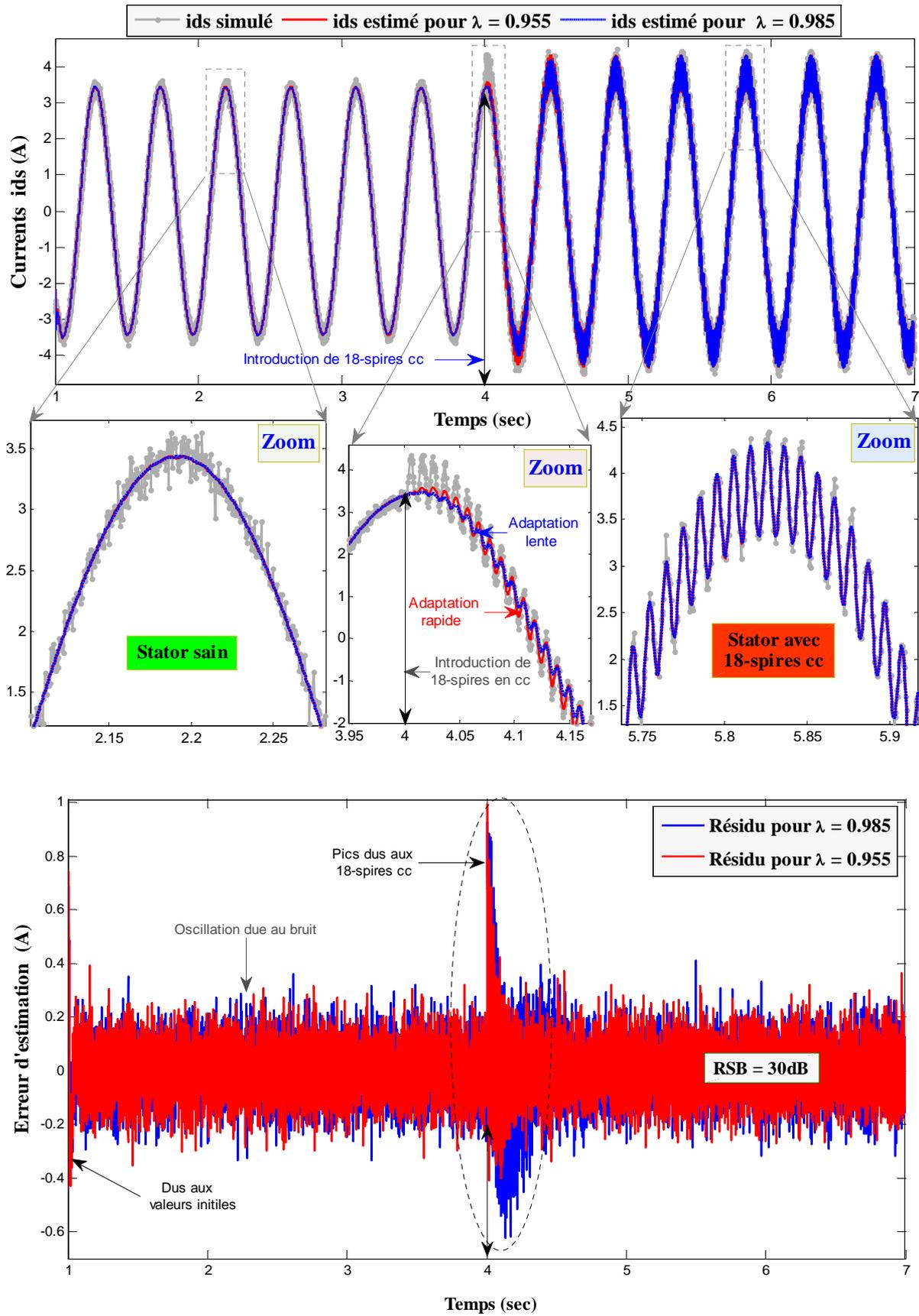


Figure 5.7 : Comparaison des courants simulé et estimé durant la procédure d'identification pour un défaut de 18 spires en court-circuit

### V.3. Identification réursive de la machine avec défaut au rotor

Dans cette section, l'estimation des paramètres électriques et de défaut au rotor est faite en-ligne en utilisant l'algorithme de LMR et la représentation d'état du modèle électrique de la machine avec défaut rotor de type rupture de barres, introduits dans la section 3 du chapitre 4.

#### V.3.1. Données entrées-sorties non-stationnaires

Tout comme le cas de défaut stator, à partir d'un fonctionnement normal, on introduit brutalement, à un moment donné, un défaut rotor d'une barre puis deux barres cassées. Là encore, pour chaque scénario, le défaut est généré à  $t = 4 \text{ sec}$  et maintenu pendant  $3 \text{ sec}$  supplémentaires pour un total de  $7 \text{ sec}$  d'acquisition de données (figure 5.8). Une fois les données d'entrées/sorties engendrées, on fait appel à l'identificateur récurant de LM avec HG qui traite les échantillons simulés de manière réursive.

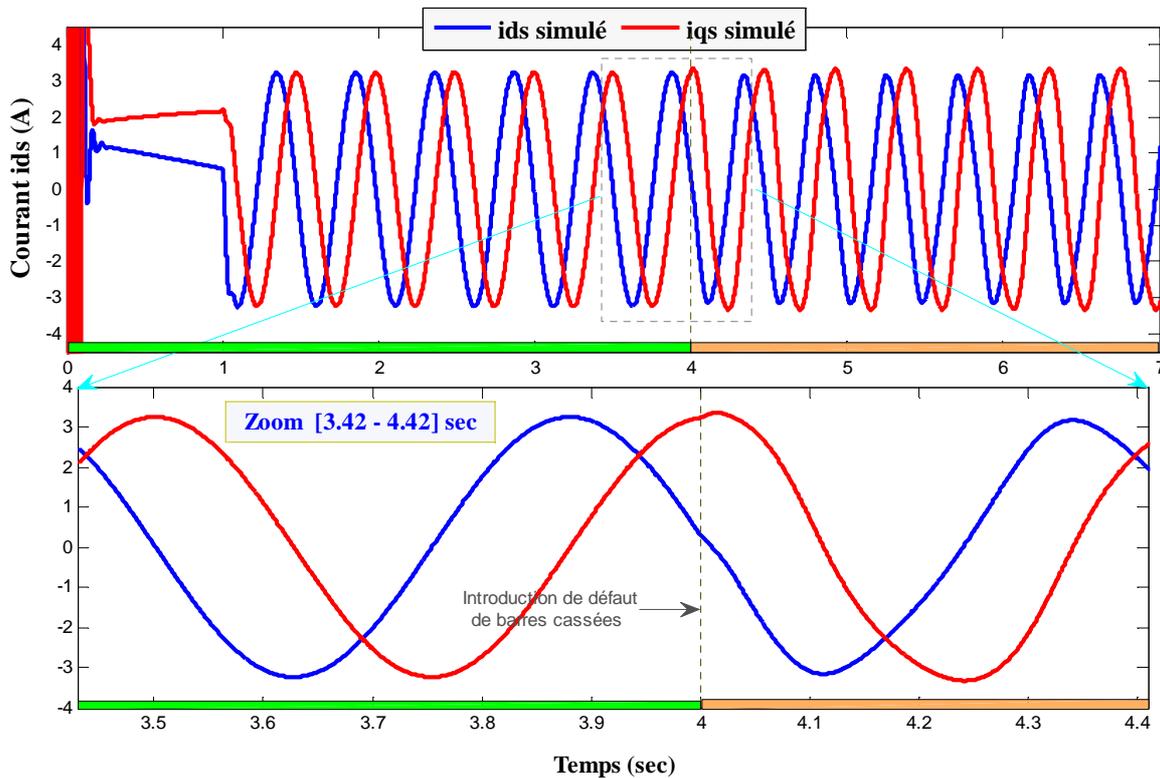


Figure 5.8 : Données simulées utilisées pour l'identification réursive de barres cassées

#### V.3.2. Résultats de simulation

Les figures 5.9 et 5.10, montrent l'évolution en fonction du temps des paramètres estimés par LMR, pour un rotor d'une barre et deux barres cassées successives, respectivement. On peut observer que l'estimation converge rapidement aux valeurs exactes du système simulé avec une erreur résiduelle qui tend vers le bruit introduit lors de la simulation de la machine.

On peut noter que l'estimation de nombre des barres cassées, illustrée sur les figures 5.9 et 5.10, donne une indication satisfaisante du déséquilibre présent dans le rotor de la machine. Ainsi, sous un fonctionnement sain ( $t < 4 \text{ sec}$ ), on note  $\hat{N}_{bc} \approx 0$ . D'autre part, sous un fonctionnement en défaut ( $t > 4 \text{ sec}$ ), le nombre de barres cassées estimées ( $\hat{N}_{bc} \geq 1$ ) est égal aux barres simulées en défaut. On peut remarquer clairement que malgré la variation brusque des paramètres du modèle et malgré la présence du bruit, l'estimateur LMR avec facteur d'oubli a réussi à suivre l'évolution des paramètres du système à identifier.

Il est aisé de constater, d'après les résultats obtenus, que les meilleures précisions/stabilités sont obtenus pour  $\lambda = 0.985$ . Ce constat peut se justifier par le fait que, plus le facteur d'oubli est faible, plus l'estimateur récursif considéré devient sensible aux variations du bruit agissant sur le procédé.

Les figures 5.11 et 5.12 font apparaître les réponses temporelles des courants simulés et estimés ainsi que l'erreur d'estimation correspondante, pour un défaut rotorique d'une barre et deux barres cassées successives, respectivement. En outre, les estimations ont été tracées pour différents valeurs du facteur d'oubli  $\lambda$ .

D'après les figures 5.11 et 5.12 on constate que les performances de poursuite obtenues sont très bonnes. Sur l'erreur d'estimation résiduelle  $\varepsilon_{ds}$ , des pics sont observés à l'instant de l'introduction du défaut. Leurs amplitudes dépendent de nombre de barres cassées  $N_{bc}$  ainsi que du facteur d'oubli  $\lambda$ . A l'instant où s'est produit le défaut ( $t = 4 \text{ sec}$ ), l'estimateur intervient pour fournir un nouveau jeu de paramètres qui minimise le critère quadratique, ce qui confirme un comportement correct de l'algorithme.

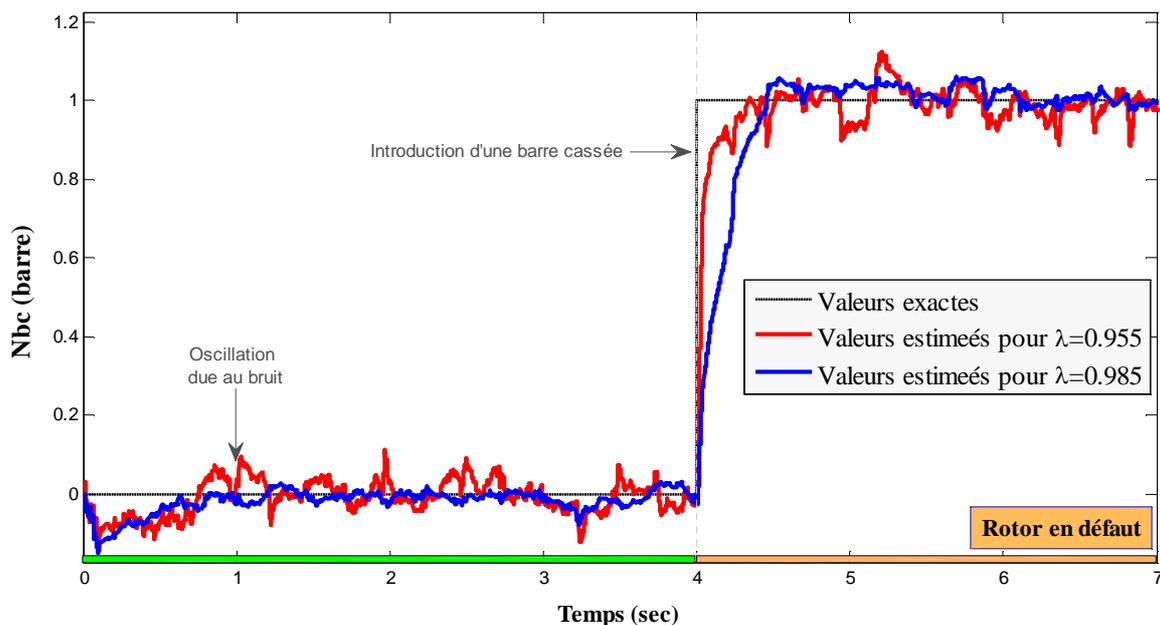


Figure 5.9 : Identification en-ligne des paramètres de défaut d'une barre

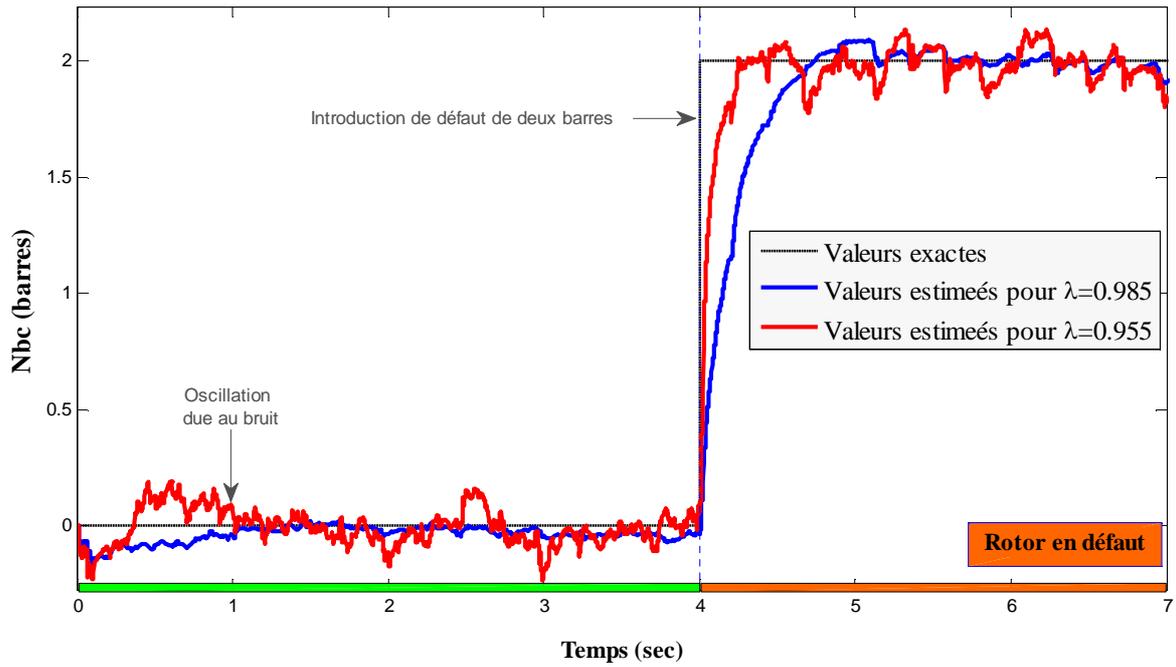


Figure 5.10 : Identification en-ligne des paramètres de défaut de deux barres cassées

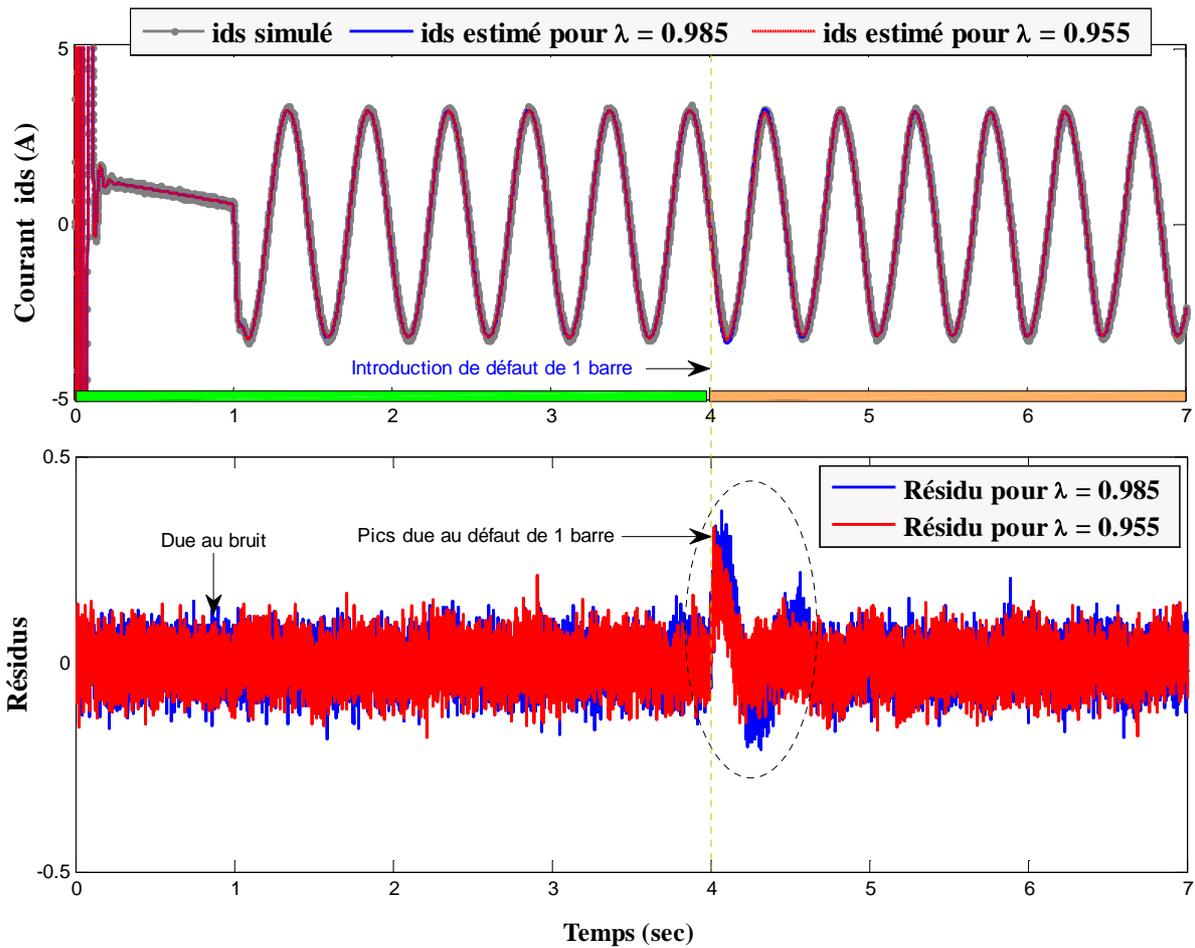


Figure 5.11 : Comparaison des courants simulé et estimé durant la procédure d'identification lors du défaut d'une barre

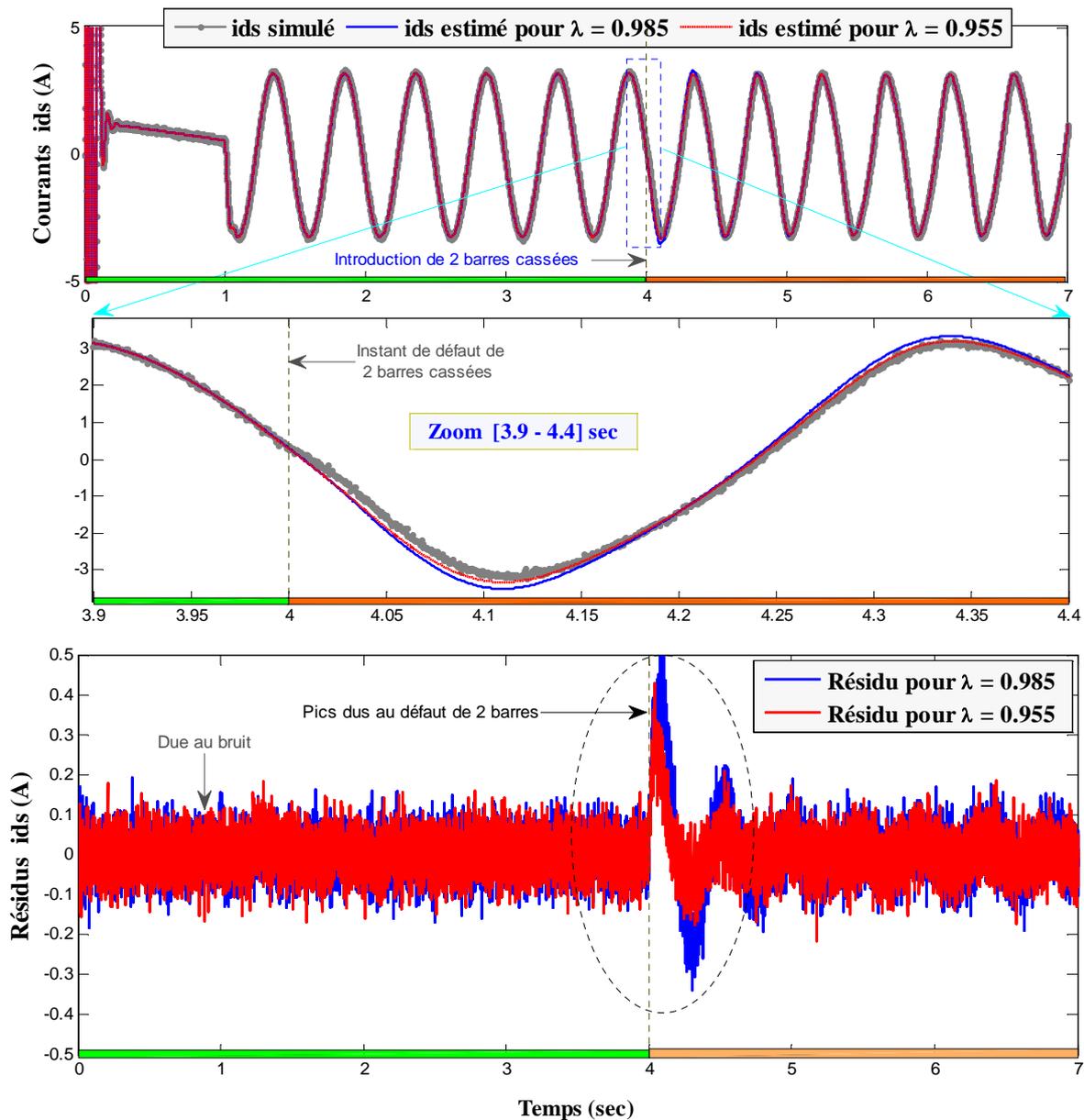


Figure 5.12 : Comparaison des courants simulé et estimé durant la procédure d'identification lors du défaut de deux barres cassées successives

#### V.4. Identification récursive de la machine avec défaut stator/rotor

Il est préférable, dans une optique de surveillance généralisée de la machine, d'envisager l'identification en temps réel du modèle de défauts combinés stator/rotor, car en milieu industriel, les défauts intervenant en cours de fonctionnement sont rarement localisés dans une seule partie de la machine. En effet, la réaction en chaîne des incidents est fortement envisageable parce que le rotor, comme le stator, sont soumis au même environnement.

##### V.4.1. Données entrées-sorties non-stationnaires

Pour simuler un défaut combiné stator/rotor, le scénario envisagé est le suivant :

- à l’instant  $t = 1 \text{ sec}$ , nous procédons à l’application d’un échelon de couple résistant de 5N.m,
- à l’instant  $t = 4 \text{ sec}$ , on génère un défaut de court-circuit de 3-spires à la phase  $a_s$  et 18-spires à la phase  $b_s$ ,
- à l’instant  $t = 7 \text{ sec}$ , on introduit un défaut de deux barres cassées successives.

Soit au total un horizon d’identification qui va de 0 à 10 *sec*.

#### V.4.2. Résultats de simulation

Pour le scénario considéré de défaut combiné stator/rotor, la figure 5.13 présente, en fonction du temps, l’évolution des paramètres estimés par l’estimateur récurrent de LM, avec les traits en pointillés représentant les paramètres exacts. A travers la figure 5.13 et, lors de l’apparition du défaut, chaque paramètre évolue pour approcher le niveau du défaut. Les résultats obtenus des paramètres estimés de la figure 5.13 sont très proches des paramètres exacts, donnant ainsi une image très réaliste sur le déséquilibre présent dans le stator et/ou le rotor. Donc, les défauts introduits sont bien identifiés et localisés. Les différences relatives observées, entre les valeurs estimées et les valeurs identifiées sont dues au bruit introduit lors de la simulation de la machine. Le changement des estimés aux instants 4 et 7 *sec* où s’est produit le défaut stator et rotor traduisent bien la variation brusque des vrais valeurs à ces instants et montrent la capacité de poursuite de l’estimateur. L’effet du facteur d’oubli  $\lambda$ , que ce soit sur la capacité de poursuite de l’estimateur ou sur la sensibilité aux perturbations, est aussi observé sur les tracés de la figure 5.13.

Sur un horizon d’identification qui va de 0 à 10 *sec*, la figure 5.14 montre une comparaison entre le courant réel et ses estimés pour un test en court-circuit de 3-spires sur la phase  $a_s$ , 18-spires sur la phase  $b_s$  et un défaut de rupture de 2 barres au rotor. Des focalisations sont effectuées sur la figure 5.14 dans les intervalles entre 3.9:4.3 *sec* et 6.9:7.15 *sec*, pour d’une part mieux distinguer la différence entre les sorties estimées et simulées et d’autre part pour montrer la qualité de poursuite de l’algorithme récursif de LM. On remarque que le courant estimé reproduit parfaitement le comportement du courant simulé, que ce soit du point de vue qualitatif (forme d’onde) ou du point de vue quantitatif (amplitude d’onde). Au-dessous de la figure 5.14, est présentée l’erreur résiduelle entre la sortie du système et celle de modèle. Elle présente des pics plus ou moins importants dans les intervalles entre 4:4.5 *sec* et 7:7.5 *sec*, intervalles qui correspondent au défaut de court-circuit de spires et au défaut de cassure de barres, respectivement. L’amplitude des pics, causés par les variations brusques des paramètres, et qui apparaissent à 4 et 7 *sec*, correspondent bien aux types et à la sévérité des défauts introduits.

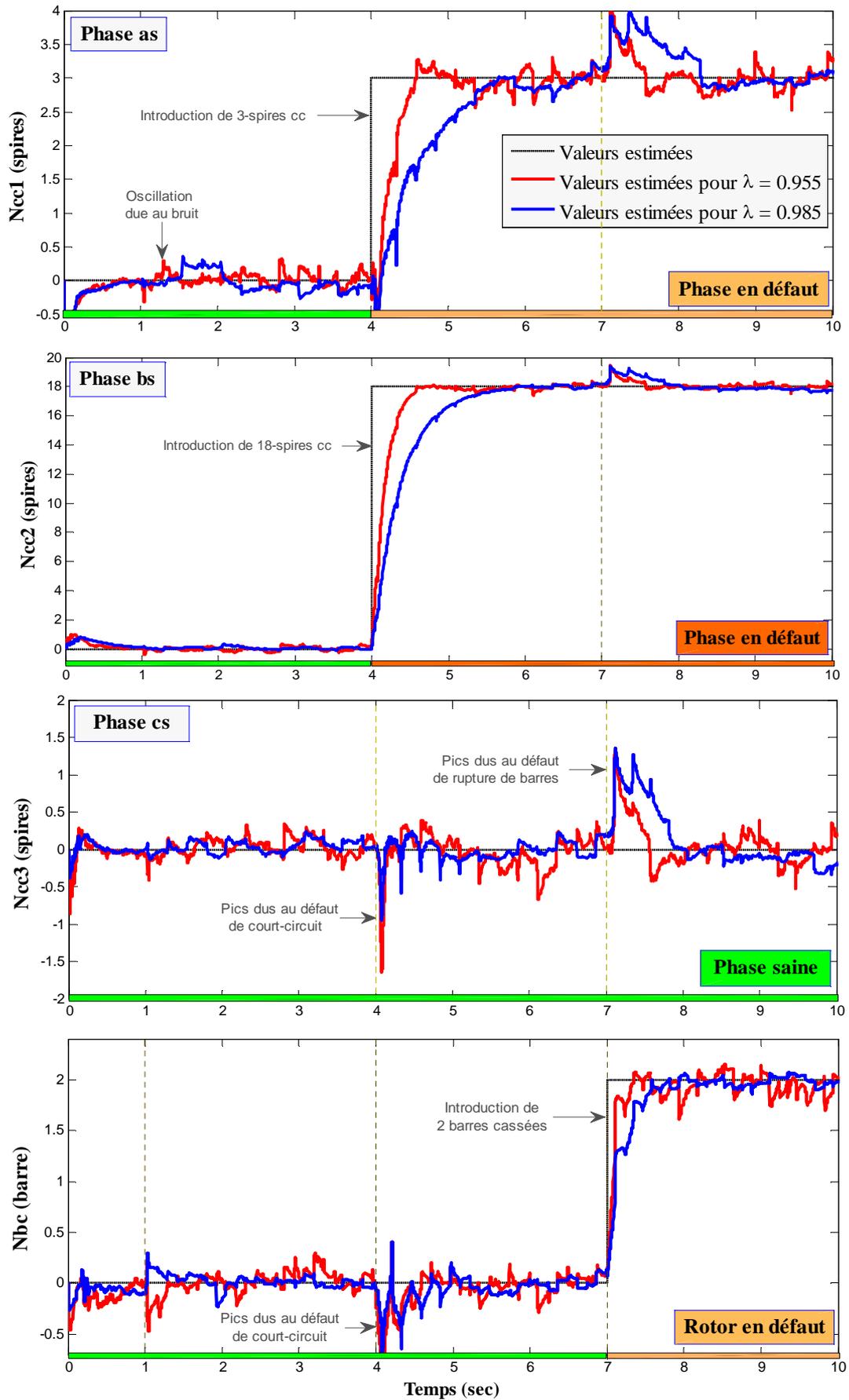


Figure 5.13 : Identification en-ligne des paramètres de défaut pour un court-circuit de 3-spires sur la phase  $a_s$ , 18-spires sur la phase  $b_s$  et deux barres cassées successives

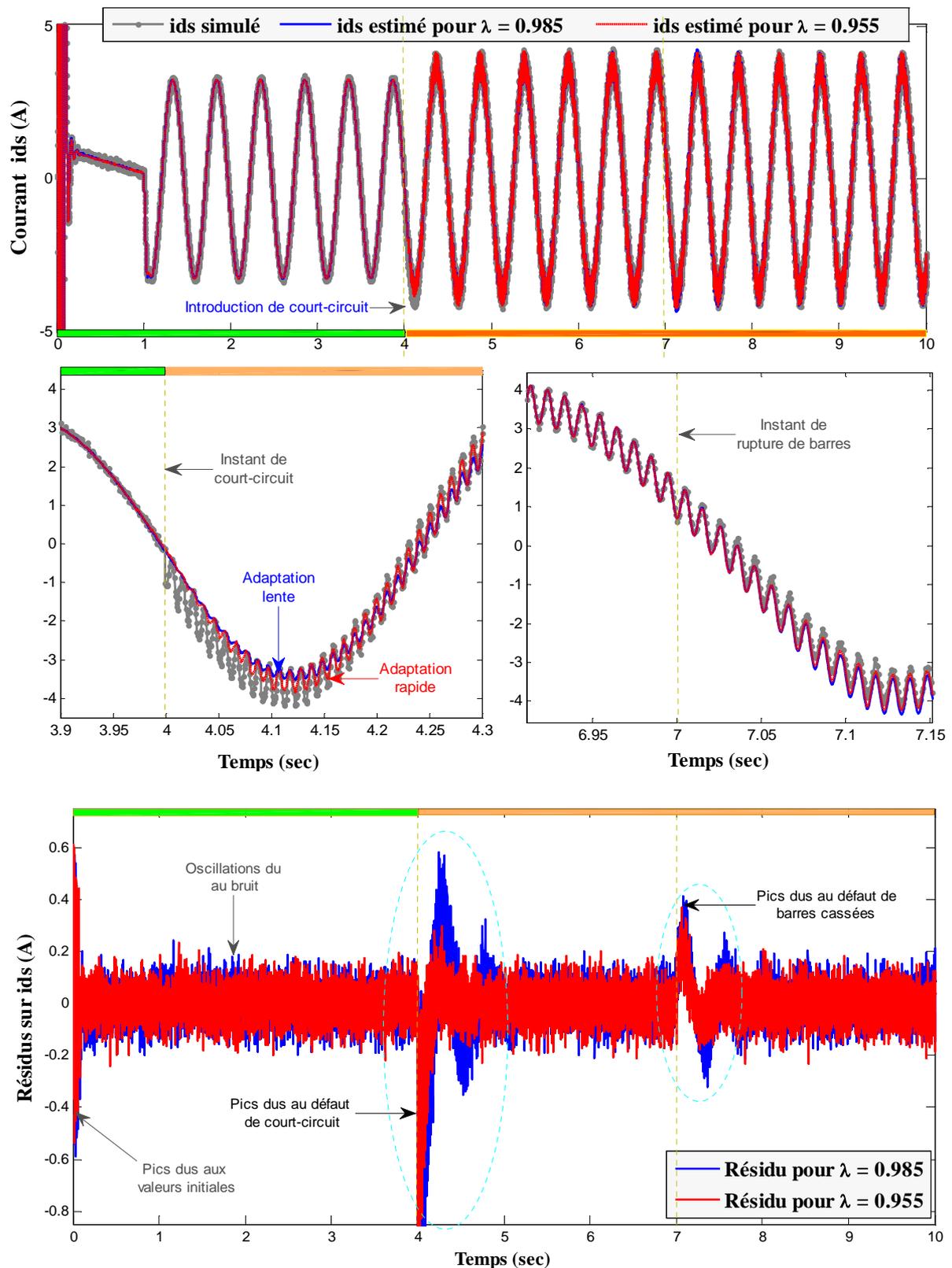


Figure 5.14 : Comparaison des courants simulé et estimé durant la procédure d'identification lors d'un défaut combiné stator/rotor

Les résultats de simulation obtenus à partir des données bruitées sont très satisfaisants et mérite une validation expérimentale pour mettre en valeur l'algorithme récursif de LM.

## V.5. Validation expérimentale de la méthode récursive

Après avoir illustré les performances de l'identificateur de LMR-HG avec facteur d'oubli sur des données simulées non-stationnaires, il nous semble désormais primordial d'analyser le comportement de cette technique d'identification récursive sur des données réelles.

### V.5.1. Données entrées-sorties réelles

Les résultats expérimentaux d'identification qui vont être présentés ci-après ont été obtenus à partir du banc d'essais décrit à la section 6 du chapitre 4. Pour mémoire, le banc de test expérimental utilisé, pour tester en situation réelle le comportement de l'algorithme d'identification, comprend une machine asynchrone LS90 à cage d'écureuil Leroy Somer de 1.1 kW à deux paires de pôles, couplée à une machine à courant continu.

En exploitant seulement les formes d'ondes des courants du stator, des tensions d'alimentation et de la vitesse mécanique, accessibles à la mesure, nous allons estimer de manière récursive les paramètres électriques et de défaut du moteur à induction. Les données utilisées pour la validation sont déjà présentées au chapitre 4. Le fichier de données correspondant à ce système expérimental, contient trois couples de mesure entrées/sorties, acquises sur l'horizon de temps  $[0, 3.5]$  seconde, correspond aux essais à vide, moyenne et plein charge. Les acquisitions ont été effectuées pour une période d'échantillonnage  $T_e = 0.7ms$ .

L'estimation des paramètres se fait alors en temps réel grâce à un échantillonnage des variables du moteur lors de l'acquisition des données, en utilisant l'algorithme de LMR-HG. Les résultats expérimentaux obtenus dans ce paragraphe sont obtenus en temps réel.

### V.5.2. Résultats expérimentaux

À partir de défauts expérimentaux réels issus du banc d'essais de la machine asynchrone sous une charge variable, le tableau 5.2 récapitule les résultats de l'estimation paramétrique ainsi que l'écart type, correspondant à un court-circuit de 18-spores (c'est-à-dire de 3.88 %) sur la phase  $a_s$  du stator. Nous constatons, d'après les résultats qui figurent dans le tableau 5.2 que les valeurs obtenues des différents paramètres diffèrent d'un essai à l'autre. Les paramètres sont bien identifiés dans l'ensemble car leurs écart-types relatifs sont raisonnables, ces derniers sont tous inférieurs à 15%. En effet, dans le cas réel la précision est moindre, mais en restant toujours dans des domaines admissibles. D'autres résultats montrent, que dès que la charge augmente, les performances de l'algorithme récursif augmentent. Dans ce cas l'erreur normative sur les paramètres identifiés, reste toujours en dessous de 6%.

Il est toutefois essentiel de noter que les phénomènes non modélisés dégradent la qualité des résultats des estimés obtenus. En particulier, les pertes fer ne sont pas modélisées. Se rajoutent également les erreurs dues à la discrétisation et à l'échantillonnage des mesures.

La figure 5.15 montrent, sur un horizon d'identification de 3.5 sec, les résultats de l'estimation en-ligne des paramètres de défaut des trois phases statoriques, à partir des mesures des tensions et des courants effectuées pour un défaut de 18-spikes sur la phase  $a_s$ . On constate, d'après la figure 5.15, que la convergence des estimés est rapide et parfaite vers un voisinage proche de leurs valeurs réelles, avec un écart-type acceptable. Nous remarquons qu'au bout de 1.5 sec pour  $\lambda = 0.955$  et 2 sec pour  $\lambda = 0.985$ , tous les paramètres sont bien identifiés.

La figure 5.16 permet de vérifier l'estimation des paramètres en comparant les courants mesurés issus du banc expérimental et ses estimés, dans le cas d'une machine avec un court-circuit de 3.88% de spires. Il apparaît que les sorties estimées coïncident avec la sortie réelle plus ou moins parfaitement sur tout l'horizon d'identification, sauf dans l'intervalle entre 0 et 0.2 sec (intervalle qui correspond au régime transitoire) où un fort dépassement est observé. A l'instant de l'apparition de l'anomalie, l'estimateur fournit des paramètres capables de suivre les évolutions de la dynamique du système.

La bonne poursuite de la trajectoire désirée par la courbe de sortie estimée conduit à une erreur d'estimation plus ou moins faible. Le tracé de la figure 5.17, présente en fonction du temps, l'erreur d'identification résiduelle de courant statorique suivant l'axe  $d$  de Park. On rappelle que les résidus sont une image de défaut. En effet, les pics apparaissent dans la zone transitoire, correspondant bien au défaut stator. Leur disparition dépend de la rapidité d'adaptation de l'estimateur récursif.

**Tableau 5.2**

Résultats d'identification en-ligne de la machine avec défaut stator

		Valeurs estimées			
Facteur d'oubli	Charge	$N_{cc1}$ (spires)	$N_{cc2}$ (spires)	$N_{cc3}$ (spires)	$Err$ (%)
$\lambda = 0.955$	A vide	15.6557	-1.1050	0.5126	14.6771
	Moyenne charge	16.5442	-0.3150	0.5474	8.8161
	Pleine charge	16.9547	0.1967	0.1840	5.9969
$\lambda = 0.985$	A vide	15.6305	-1.1248	0.5161	14.8512
	Moyenne charge	16.3133	-0.2076	0.5519	9.9267
	Pleine charge	17.0472	0.1961	0.1836	5.4997

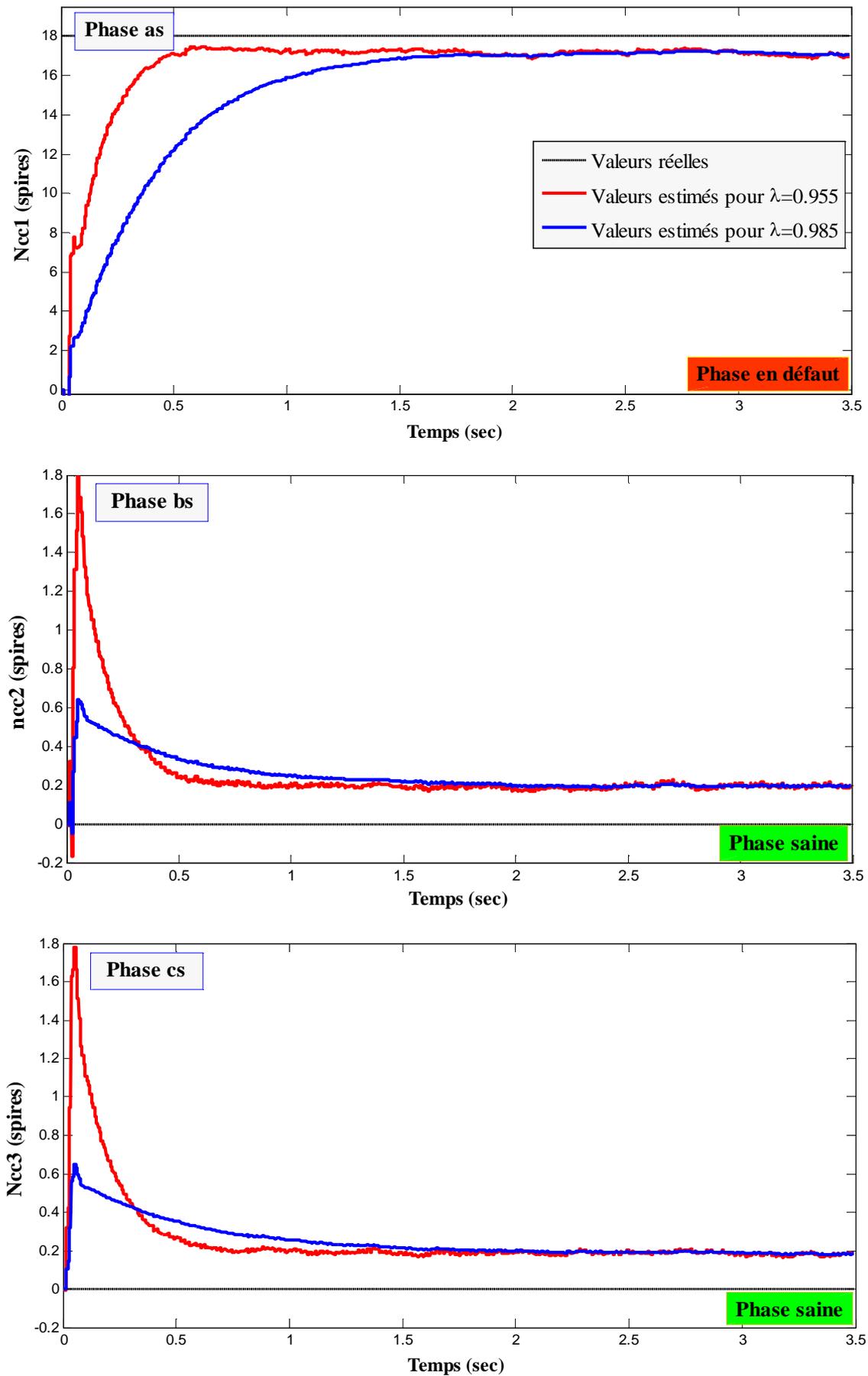


Figure 5.15 : Evolution des paramètres de défaut pour un court-circuit de 18 spires sur la phase  $a_s$

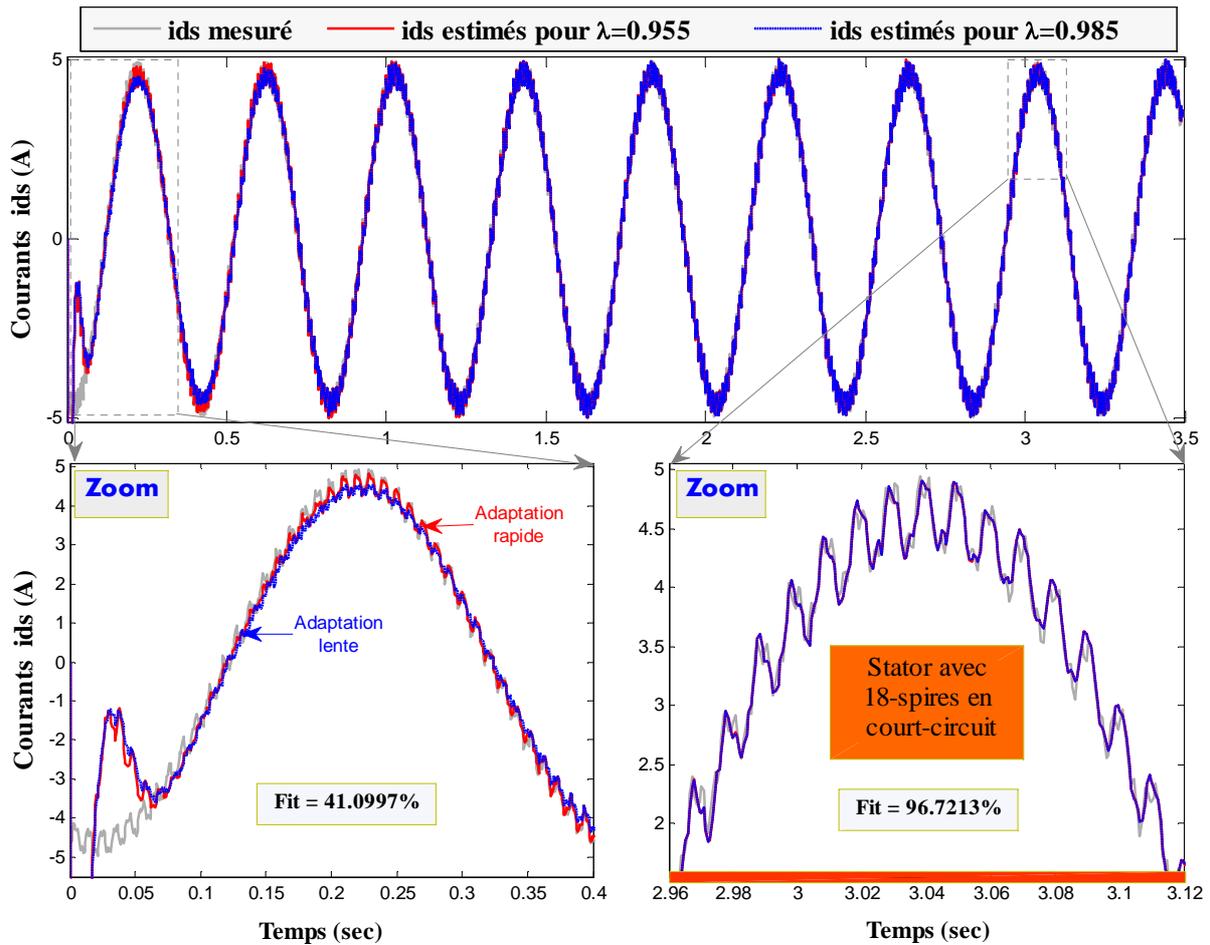


Figure 5.16 : Comparaison des courants simulé et estimé durant la procédure d'identification lors d'un défaut de 18-spires en court-circuit sur la phase  $a_s$

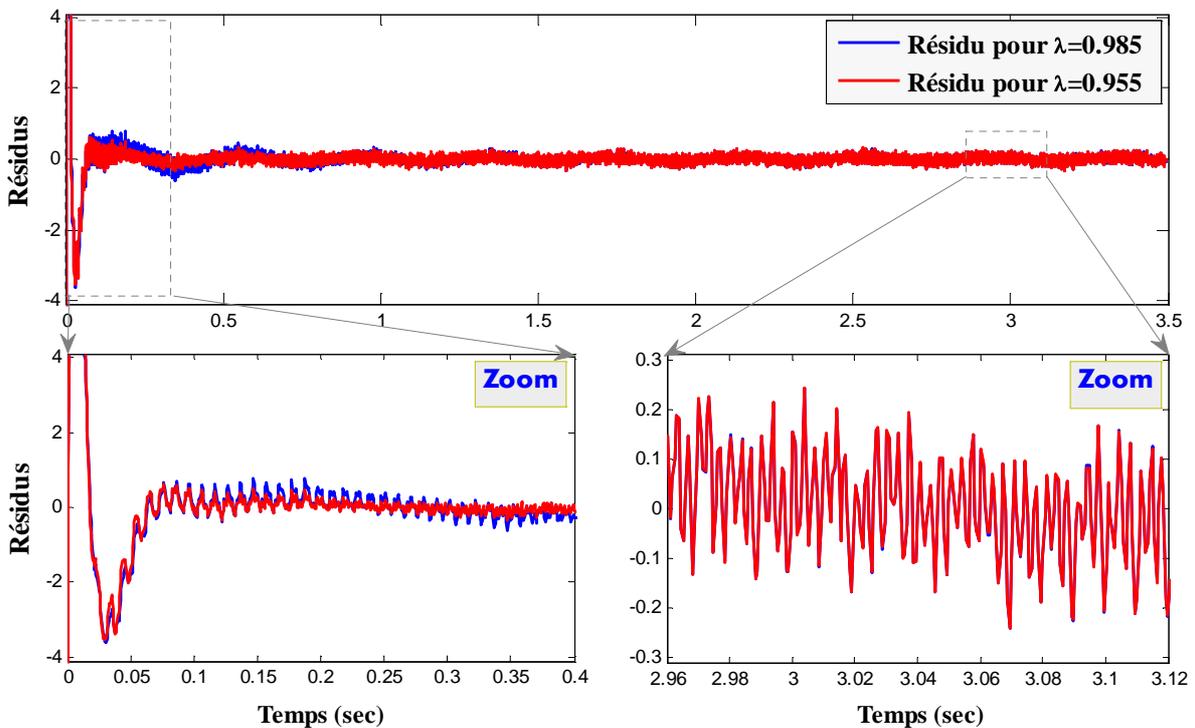


Figure 5.17 : Erreur d'identification des courants statoriques suivant l'axe  $d$  de Park pour un défaut de 18-spires en court-circuit sur la phase  $a_s$

## V.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons validé une méthode récursive de détection et de localisation des défauts sur la machine asynchrone basée sur l'identification paramétrique par l'estimateur récurent de LM et sur l'utilisation de modèles dédiés aux défauts statoriques et rotoriques.

La méthode est testée en simulation sur de nombreux couples de données entrées/sorties ce qui permet d'effectuer une première quantification de ses performances puis en expérimentation.

Les résultats de simulation, obtenus pour les différents scénarios de défaut envisagés, sont présentés pour illustrer l'efficacité de notre méthode. D'après les résultats obtenus, nous avons observé que les paramètres estimés convergent vers un voisinage de leurs vraies valeurs, en présence d'une perturbation. D'autres résultats de simulation montrent que plus la perturbation est faible en moyenne, plus ce voisinage avec les vraies valeurs est très réduit.

L'identification paramétrique de l'entraînement asynchrone avec l'approche proposée donne de très bons résultats en simulation, proches de ceux obtenus avec la version hors-ligne. Dans tous les scénarios de défaut considérés les modèles identifiés reproduisent relativement bien le comportement entrée/sortie acquis sur l'horizon d'identification. Même pour les variations brusques des paramètres, considérés en temps et en amplitude, les résultats de simulation obtenus montrent aussi des qualités de poursuite satisfaisantes.

L'erreur résiduelle entre la sortie du système et celle du modèle est aussi analysée pour décider de la présence ou non du défaut et déterminer sa taille et l'instant de son occurrence.

Afin de confirmer l'application de l'approche à un système réel, des expérimentations ont été effectuées sur un banc d'essai. Le fichier de données correspondant à ce système expérimental, contient trois couples de mesure entrées/sorties acquises sur un horizon de temps, correspond aux essais à vide, moyenne et plein charge. Au niveau expérimental, l'identification des paramètres, comparée aux résultats obtenus en simulation, montre des résultats assez similaires et montrent clairement que le modèle identifié par la méthode de LMR est quasiment identique à celui du système réel. Il est cependant essentiel de noter que certains phénomènes non modélisés dégradent la qualité des résultats expérimentaux.

L'effet du facteur d'oubli sur l'estimateur récursif est aussi étudié. Un compromis entre rapidité de détection et précision des estimations doit être pris en compte lors du choix de ce facteur. Les résultats obtenus, que ce soit en simulation ou sur le dispositif expérimental, montrent la capacité de poursuite de l'estimateur proposé, dans le cas où les paramètres du modèle à identifier évoluent dans le temps, et confirment aussi l'efficacité et la validité de cette méthode sur des données non-stationnaires, considérées en temps et en amplitude.

# CONCLUSION GÉNÉRALE

# Conclusion générale

Compte tenu de l'importance et de l'utilisation fréquente des machines asynchrones dans l'industrie, la détection précoce des défauts dans ces machines est devenue un enjeu économique important. L'intérêt grandissant des industriels pour la maintenance des entraînements électriques justifie l'accent mis par la recherche sur le diagnostic des machines asynchrones. Il est donc important de développer des outils de détection et de diagnostic pour surveiller l'état de fonctionnement de la machine.

Le travail présenté dans ce mémoire consiste à apporter une contribution à la détection et au diagnostic par des techniques d'identification paramétriques en vue de la surveillance des entraînements électriques, et plus particulièrement de la machine asynchrone à cage d'écurie. Les courts-circuits de spires au stator et la rupture de barres au rotor, ont fait plus spécifiquement l'objet de notre travail.

Avant de présenter quelques perspectives ouvertes par cette étude, nous allons en tirer les principales conclusions.

Dans le premier chapitre et, après avoir rappelé d'une manière non exhaustive les éléments de constitution de la machine asynchrone à cage d'écurie, nous avons cité les principaux types de défauts pouvant survenir sur les différentes parties de ceux-ci. Nous nous sommes volontairement attardés sur les deux défauts internes fréquemment rencontrés et qui sont le sujet de cette étude. Ces deux défauts sont : défaut statorique du type court-circuit entre spires d'une même phase et défaut rotorique du type rupture de barres. Nous avons ensuite présenté un état de l'art des différentes méthodes couramment utilisées dans le domaine du diagnostic. Selon l'existence ou non d'un modèle, les méthodes d'identification se classent en deux grandes catégories : paramétriques et non paramétriques. La synthèse présentée montre l'efficacité de l'application des techniques d'identification paramétrique dans le domaine de diagnostic, ce qui justifie notre choix concernant l'utilisation de cette technique pour la surveillance de l'état de fonctionnement de la machine asynchrone à cage d'écurie.

Afin d'aboutir à des méthodes de détection de défauts fiables, il est apparu le besoin de disposer de modèles de la machine en présence de défaut permettant non seulement de caractériser la signature du défaut, mais aussi de comprendre l'origine de son apparition, son évolution éventuelle et ses conséquences sur les performances de la machine asynchrone.

Le choix du modèle de défaut dédié à l'identification paramétrique constitue un point de départ fondamental car il va grandement conditionner les performances en termes de stabilité et de précision de l'algorithme d'identification qui y sera associé.

Pour ces raisons, le deuxième chapitre de ce document a été consacré à l'élaboration de modèles dédiés à la simulation et à la détection de défauts sur la machine asynchrone à cage d'écurueil. Deux types de défaut ont retenu notre attention : les courts-circuits de spires au stator et la rupture de barres au rotor. Par conséquent, deux modèles de défaut simples de mise en œuvre ont été définis : le premier modèle permet d'expliquer un court-circuit sur plusieurs phases statoriques, le second tient compte du déséquilibre au rotor du type rupture de barres. Enfin, l'association de ces deux modèles avec le modèle de la machine saine a permis de définir un modèle global en situation de défauts simultanés stator/rotor, pour une surveillance généralisée de la machine asynchrone à cage. Ces modèles ont été utilisés afin de simuler les variables de la machine en fonctionnement sain et en situation de défaut, afin d'extraire la signature caractéristique du défaut. En effet, le défaut statorique se manifeste par un déséquilibre au niveau du courant, où nous constatons une augmentation du courant sur la phase où s'est produit le défaut. Par contre le défaut rotorique se manifeste par une modulation d'amplitude basse fréquence des trois courants. Après l'analyse de l'influence des défauts statorique et rotorique sur les grandeurs de la machine, nous avons remarqué que le courant de ligne est un signal très riche en informations sur l'état de la machine. Il est révélateur de défauts statorique, rotorique et simultané stator/rotor, ce qui n'est pas le cas pour la vitesse et le couple électromagnétique. Suite à ces considérations nous avons choisi le courant de ligne de la machine comme étant un indicateur efficace de défaut, pour effectuer l'opération de détection et de diagnostic par des méthodes d'identification paramétriques.

Nous avons consacré le troisième chapitre à la présentation des méthodes d'identification des modèles à représentation continue en vue de leur application au diagnostic des systèmes électriques. Basés sur la minimisation de l'erreur quadratique entre la sortie réelle du système et celle du modèle, une attention particulière a été portée à l'identification par erreur de sortie qui fait l'objet de ce mémoire. Ainsi, deux algorithmes d'identification, servant à estimer les paramètres qui minimisent l'erreur d'identification résiduelle, ont été développés. L'un est un algorithme itératif à région de confiance basé sur le traitement des données entrées-sorties par échantillons et le second est un algorithme récursif avec facteur d'oubli fonctionnant en-ligne et consacré à l'identification en temps réel des paramètres d'un modèle. Une modification du calcul des fonctions de sensibilité, par une procédure de normalisation, a également été proposée pour accélérer la convergence des estimateurs lorsque l'ordre de grandeur des paramètres à estimer est complètement disparate. Les différentes méthodes d'identification ont été testées en simulation sur un exemple académique, ce qui a permis d'effectuer une première quantification de ses performances.

L'utilisation de ces techniques d'identification paramétriques et leurs performances en association avec les modèles dédiés aux défauts statoriques et rotoriques, introduits au deuxième chapitre, fait l'objet des quatrième et cinquième chapitres.

Au quatrième chapitre nous avons présenté l'implémentation et la validation, à partir des données entrées-sorties, des modèles de défauts en utilisant une identification par paquets de données. Le comportement de l'algorithme est testé pour différents modes de fonctionnement. L'influence du bruit sur la convergence et la stabilité de l'identificateur a aussi été étudiée. Pour tous les scénarios de défaut considérés l'algorithme d'identification a convergé de telle sorte que les paramètres estimés sont très proches de vraies valeurs, conduisant aussi à un écart-type relatif assez faible. La méthode d'identification, en association avec les modèles dédiés aux défauts statoriques et rotoriques, a permis d'une part la localisation au stator de spires en court-circuit sur plusieurs phases et la détermination de leur nombre avec une erreur assez faible, et d'autre part de quantifier le nombre de barres cassées au rotor. Ainsi, dans des situations de défauts, la procédure de diagnostic par estimation paramétrique mise en place donne une image très réaliste du déséquilibre présent dans la machine. Ceci est dû d'une part, à la puissance de l'algorithme d'identification à région de confiance avec normalisation de la fonction de sensibilité et d'autre part, au modèle de défauts permettant d'expliquer un déséquilibre qu'il soit au stator ou au rotor de la machine. La dernière partie de ce chapitre a été consacrée à une validation expérimentale. Les résultats des estimés obtenus montrent un bon comportement de l'algorithme pour les différents cas envisagés. Nous avons obtenu des performances très satisfaisantes, ce qui valide notre étude théorique.

La méthode d'identification hors-ligne présente la propriété d'être plus stable, plus robuste et de ne faire appel qu'à très peu de paramètres de réglages. Et même si son temps de convergence est un peu long, la méthode hors-ligne est particulièrement intéressante lors d'une première estimation des paramètres de la machine en raison de la simplicité de sa phase d'initialisation. De plus, elle permet une estimation de la variance du bruit qui affecte les signaux de sortie, information alors indispensable pour initialiser la méthode récursive.

La dégradation et les effets de destruction en cascade, soit des enroulements lors d'apparition de courts-circuits au stator soit de la cage lors de rupture de barres au rotor de la machine, justifient le travail effectué au cinquième chapitre. On traite notamment les problèmes liés à l'identification en-ligne des paramètres physiques de défaut. C'est pourquoi, l'algorithme de Levenberg-Marquardt récursif associé à la notion de facteur d'oubli a été consacré à l'identification de paramètres non-stationnaires, en introduisant une fenêtre glissante pour l'estimation par échantillon de données. L'effet du facteur d'oubli sur l'estimateur est aussi étudié. Un compromis entre rapidité de détection et précision des estimations doit être pris en

compte lors du choix de ce facteur. Pour permettre un suivi paramétrique adapté à la détection de défaut, l'algorithme récursif avec facteur d'oubli permet de donner plus de poids aux dernières mesures prélevées sur le système garantissant ainsi une meilleure réactivité de l'algorithme en cas de variations paramétriques brusques. Les résultats obtenus, que ce soit en simulation ou sur les données expérimentales, montre la capacité de poursuite de l'identificateur récursif dans le cas où les paramètres du modèle à identifier varient dans le temps. L'erreur d'estimation résiduelle, entre la sortie réelle du système et celle du modèle identifié, est aussi analysée pour décider de la présence ou non du défaut et déterminer sa taille et l'instant de son occurrence. Enfin, un choix judicieux des méthodes d'identification récursive, accompagné d'un modèle de défaut adapté, permet donc le suivi en temps réel des paramètres électriques de la machine ainsi que des paramètres de défauts afin de détecter les prémices d'une panne.

De plus, au-delà du diagnostic de la machine asynchrone, l'étude sur des données entrées-sorties non-stationnaires montre les possibilités offertes en matière d'estimation et de connaissance en-ligne des paramètres de la machine. Cette approche peut donc s'avérer utile pour l'élaboration de lois de commande adaptative pour les processus industriels. Il serait en outre possible d'inclure des modules de surveillance dans les régulateurs industriels.

Enfin, on peut conclure que le modèle paramétrique et la méthode d'identification, qu'elle soit hors-ligne ou en-ligne, permettent de détecter et localiser de défauts extrêmement faibles.

Les travaux réalisés dans le cadre de cette thèse ouvrent quelques perspectives qui nous paraissent intéressantes :

Tout d'abord et comme cela a déjà été signalé en conclusion du chapitre 4, l'amélioration des performances en diagnostic par estimation paramétrique passe nécessairement par une meilleure modélisation de la machine asynchrone ainsi que par les algorithmes et les techniques d'identification.

Dans ce contexte, les travaux sur la saturation magnétique devront être intégrés dans la modélisation de la machine asynchrone.

De même, la prise en compte des pertes fer devient nécessaire, pour éviter que celles-ci ne se reportent sur les résistances stator et rotor. Un modèle décrivant les courants de Foucault dans les tôles magnétiques devient nécessaire. L'intégration de ce modèle particulier au modèle général de la machine méritera donc d'être investie.

Troisièmement, dans le cadre plus général du diagnostic de la machine, il faudrait tester la capacité de nos méthodes à diagnostiquer d'autres types de défauts.

Enfin, étendre l'approche de diagnostic proposée à l'identification des défaillances sur d'autres types de machines électriques notamment la machine synchrone.

## BIBLIOGRAPHIE PERSONNELLE

# Bibliographie personnelle

## Publications internationales

- [1] **A. Hamoudi, B. Kouadri:** "*Stator winding inter-turn short-circuit detection in induction motors by parameter identification*", **IET Electric Power Applications**, Vol. 11, No. 2, pp. 272 - 288, March 2017.
- [2] **A. Hamoudi, B. Kouadri:** "*On-line stator winding inter-turn short-circuit detection in induction motors using recursive Levenberg-Marquardt algorithm*", **International Journal on Electrical Engineering and Informatics (IJEI)**, Vol. 9, No. 1, pp. 42 - 57, March 2017.

## Conférences internationales

- [1] **A. Hamoudi, B. Kouadri:** "*Stator Fault Detection in Induction Machines by Parameter Estimation Using: Trust Region Algorithms*", **1<sup>st</sup> International Conference on Electrical Energy and Systems (ICEES'2013)**, UBM, Annaba, 22-24 Octobre 2013.
- [2] **A. Hamoudi, B. Kouadri:** "*Diagnostic de la machine asynchrone par estimation paramétrique basée sur l'algorithme de Levenberg-Marquardt modifié*", **2<sup>nd</sup> International Conference on Electronics, Electrical and Automatic (CIEEA'2013)**, ENP, Oran, Novembre 2013.
- [3] **A. Hamoudi, B. Kouadri:** "*Off-Line Rotor Faults Diagnosis in Induction Machines by Parameter Estimation*", **1<sup>st</sup> International Conference of Modeling and Simulation (ICMS'2014)**, ETB, Blida, 21-23 September 2014.
- [4] **A. Hamoudi, B. Kouadri:** "*On-Line Stator Faults Diagnosis in Induction Machines by Parameter Estimation*", **2<sup>nd</sup> International Conference on Electrical Energy and Systems (ICEES'2014)**, UBM, Annaba, 21-23 Octobre 2014.

## RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- 
- [1] G. Didier: "*Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillances*", Thèse de doctorat, Université de Henri Poincaré, Nancy-I, France, 2004.
- [2] O. Ondel: "*diagnostic par reconnaissance des formes: application a un ensemble convertisseur-machine asynchrone*", Thèse de doctorat, Ecole central de Lyon, France, Octobre 2006.
- [3] M. Bouzid: "*Diagnostic de défauts de la machine asynchrone par réseaux de neurones*", Thèse de doctorat, Génie Electrique, Tunis, Janvier 2009.
- [4] M. Koteich: "*Modélisation et Observabilité des Machines Électriques en vue de la commande sans capteur mécanique*", Thèse de doctorat, L'Université Paris-Saclay, France, Mai 2016.
- [5] E. Schaeffer: "*Diagnostic des machines asynchrones : modèles et outils paramétriques dédiés à la simulation et à la détection de défauts*", Thèse de doctorat, Institut de Recherche en Cybernétique de Nantes, École Centrale de Nantes, Nantes, France, 1999.
- [6] G. Grellet: "*Convertisseurs et machines électriques*", Techniques de l'ingénieur, Chapitre Pertes dans les machines tournantes, Dossier D3450, Décembre 1989.
- [7] G. Muller, C. Landy: "*Vibration produced in squirrel cage induction motors having broken rotor bars and inter bar currents*", International Conferences on Electrical Machines, 1994.
- [8] R. Casimir, E. Bouteleux, H. Yahoui et al.: "*Comparison of modelling methods and of diagnostic of asynchronous motor in case of defects*", 9<sup>th</sup> IEEE International Power Electronics Congress (CIEP'2004), pp. 101–108, 2004.
- [9] S. A. S. Al Kazzaz and G. K. Singh: "*Experimental investigations on induction machine condition monitoring and fault diagnosis using digital signal processing techniques*", Electric Power Systems Research, Vol. 65, pp. 197–221, 2003.
- [10] A. Lebaroud: "*Modélisation et techniques orientées vers le diagnostic de la machine asynchrone associée à des sources variables*", Thèse de doctorat, Département d'Electrotechnique de l'Université de Constantine, 2006.
- [11] O. V. Thorsen and M. Dalva: "*A survey of faults on induction motors in offshore oil industry, petrochemical industry, gas terminals, and oil refineries*", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 31, No. 5, pp. 1186–1196, 1995.
- [12] O. V. Thorsen and M. Dalva: "*Failure identification and analysis for high-voltage induction motors in the petrochemical industry*", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 35, No. 4, pp. 810–818, 1999.

- 
- [13] W. T. Thomson: "*A review of on-line condition monitoring techniques for three-phase squirrel cage induction motors—past, present and future*", 2<sup>nd</sup> IEEE International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED), Gijon, Spain, pp. 3–17, 1999.
- [14] T. Boumegoura: "*Recherche de signature électromagnétique des défauts dans une machine asynchrone et synthèse d'observateurs en vue du diagnostic*", Thèse de doctorat, Ecole centrale de Lyon Ecully, France, 2001.
- [15] P. Tavner, L. Ran, J. Penman, and H. Sedding: "*Condition Monitoring of Rotating Electrical Machines*", 2<sup>ème</sup> Edition, Institution of Engineering and Technology, London, United Kingdom, 2008.
- [16] A. H. Bonnett and G. C. Soukup: "*Cause and analysis of stator and rotor failures in three-phase squirrel-cage induction motors*", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 28, No. 4, pp. 921–937, July/August 1992.
- [17] S. Nandi, H. A. Toliyat, and L. Xiaodong: "*Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors a review*", IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 20, No. 4, pp. 719–729, December 2005.
- [18] Guide des solutions d'automatisme : schémathèque - Schneider Electric, 2007
- [19] A. Ceban, R. Pusca, and R. Romary: "*Study of rotor faults in induction motors using external magnetic field analysis*", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 59, No. 5, pp. 2082–2093, 2012.
- [20] G. R. Bossio, C. H. De Angelo, J. M. Bossio, C. M. Pezzani, and G. O. Garcia: "*Separating Broken Rotor Bars and Load Oscillations on IM Fault Diagnosis Through the Instantaneous Active and Reactive Currents*", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 56, No. 11, pp. 4571–4580, November 2009.
- [21] J. R. Stack, T. G. Habetler, R. Harley: "*Fault classification and fault signature production for rolling element bearings in electric machines*", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 40, No. 3, p. 735–739, May/Jun 2004.
- [22] J. R. Stack, T. G. Habetler, R. Harley: "*Experimentally generating faults in rolling element bearings via shaft current*", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 41, No. 1, p. 25–29, February 2005.
- [23] B. Vaseghi: "*Contribution à l'étude des machines électriques en présence de défaut entre-spores*", Thèse de doctorat, GREEN - Groupe de Recherche en Electrotechnique et Electronique de Nancy, Nancy Université-Institut National Polytechnique de Lorraine, 2009.

- 
- [24] S. Nandi, T. C. Ilamparithi, L. Sang Bin, and H. Doosoo: "*Detection of Eccentricity Faults in Induction Machines Based on Nameplate Parameters*", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 58, No. 5, pp. 1673–1683, May 2011.
- [25] R. N. Andriamalala, H. Razik, L. Baghli, and F. M. Sargos: "*Eccentricity Fault Diagnosis of a Dual-Stator Winding Induction Machine Drive Considering the Slotting Effects*", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 55, No. 12, pp. 4238–4251, December 2008.
- [26] B. Aubert: "*Détection des courts-circuits inter-spires dans les Générateurs Synchrones à Aimants Permanents: Méthodes basées modèles et filtre de Kalman étendu- Application à un canal de génération électrique en aéronautique*", Thèse Doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse - INPT, Mars 2014.
- [27] A. H. Bonnett: "*Understanding motor shaft failures*", IEEE Applications Magazine, pp. 25-41, Vol. 5, No. 5, September/October 1999.
- [28] A. H. Bonnett: "*Root cause AC motor failure analysis with a focus on shaft failures*", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 36, No. 5, p. 1435–1448, September/October 2000.
- [29] K.M. Pekpe: "*Identification par les techniques des sous-espaces–application au diagnostic*", Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine, Nancy, 2004.
- [30] M. Laleg: "*Contribution aux Méthodes de Diagnostic à Base d’Observateurs et à la Commande Tolérante aux Défauts Application à la Machine Asynchrone et au Robot SCARA*", Projet de fin d’études, Ecole Nationale Polytechnique d’Alger, Juin 2004.
- [31] S. Bachir: "*Contribution au diagnostic de la machine asynchrone par estimation paramétrique*", Thèse de doctorat, Université de Poitiers, France, 2002.
- [32] S. Tahraoui: "*Diagnostic Des Systèmes Dynamiques à Base D’observateurs à Entrées Inconnues (Applications Aux Processus Hydrauliques)*", Thèse de doctorat, Université Aboubekr Belkaid Tlemcen, Algérie, Décembre 2015.
- [33] E. Y. Chow, A. S. Willsky: "*Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems*", IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. 29, No. 07, pp. 603–614, July 1984.

- [34] V. Cocquempot: "*Surveillance des processus industriels complexes, génération et optimisation des relations de redondance analytiques*", Thèse de doctorat, Université des sciences et Technologies de Lille, France, 1992.
- [35] J. Richalet, A. Rault, R. Pouliquen: "*Identification des processus par la méthode du modèle*", Gordon and Breach, 1971.
- [36] D. J. Atkinson, P. P. Acarnley, J. W. Finch: "*Observers for Induction Motor State and Parameter Estimation*", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 27, No. 6, pp. 1119-1127, November/December 1991.
- [37] J. Chung, M. Dolen, Kim Hyunbae, R.D. Lorenz: "*A continuous-time observer to estimate electrical parameters of induction machines*", Industry Applications Conference, 2001.
- [38] K. Radhakrishnan, A. Unnikrishnan, K.G. Balakrishnan: "*Joint State and Parameter Estimation of Squirrel Cage Induction Motor—A System Identification Approach using EM based Extended Kalman Filter*", International Journal of Computer Applications, Vol. 27, No. 1, pp. 24–29, August 2011.
- [39] Saadettin Aksoy, Aydin Mühürücü, Hakan Kizmaz: "*State and parameter estimation in induction motor using the Extended Kalman Filtering algorithm*", IEEE Proceedings of the International Symposium, Modern Electric Power Systems (MEPS), 20–22 September 2010.
- [40] A. Țiclea, G. Besançon: "*Observer Scheme for State and Parameter Estimation in Asynchronous Motors with Application to Speed Control*", European Journal of Control, Vol. 12, No. 4, pp. 400–412, 2006.
- [41] J. Zhang, L. Kang, L. Chen, Z. Xu: "*Parameter Estimation of Induction Machine at Standstill Using Two-Stage Recursive Least Squares Method*", Mathematical Problems in Engineering, Vol. 2015, pp. 1–13, 2015.
- [42] **A. Hamoudi, B. Kouadri**: "*Stator winding inter-turn short-circuit detection in induction motors by parameter identification*", IET Electric Power Applications, Vol. 11, No. 2, pp. 272–288, March 2017.
- [43] **A. Hamoudi, B. Kouadri**: "*On-line stator winding inter-turn short-circuit detection in induction motors using recursive Levenberg-Marquardt algorithm*", International Journal on Electrical Engineering and Informatics (IJEI), Vol. 9, No. 1, pp. 42–57, March 2017.
- [44] S. Perez-Londono, A. Perez-Londono, Y. Romero-Mora: "*On-line identification of the physical parameters in a synchronous generator*", Transmission and Distribution Conference and Exposition: Latin America, pp. 1–6, August 2008.

- [45] M. KHOV: "*Surveillance et diagnostic des machines synchrones à aimants permanents: Détection des courts-circuits par suivi paramétrique*", Thèse Doctorat, Université de Toulouse, France, Décembre 2009.
- [46] B. Aubert, J. Regnier, S. Caux, D. Alejo: "*Kalman-Filter-Based Indicator for Online Inter-turn Short Circuits Detection in Permanent-Magnet Synchronous Generators*", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 62, No. 3, March 2015.
- [47] S. Moreau, R. Kahoul, J.-P. Louis: "*Parameters estimation of permanent magnet synchronous machine without adding extra-signal as input excitation*", IEEE International Symposium on Industrial Electronics, Vol. 1, pp. 371–376, 4-7 Mai 2004.
- [48] M.-W. Naouar, E. Monmasson, I. Slama-Belkhodja: "*Identification of Synchronous Machine Parameters Using Hysteresis Based Current Controller*", IECON 2006 - 32<sup>nd</sup> Annual Conference on IEEE Industrial Electronics, pp. 1357–1362, November 2006.
- [49] R. Casimir, E. Bouteleux, H. Yahoui, et al.: "*Synthèse de plusieurs méthodes de modélisation et de diagnostic de la machine asynchrone à cage en présence de défauts*", Journal RIGE, Vol. 8, No. 2, pp. 287–300, 2005.
- [50] Z. Gao, C. Cecati, S.X. Ding: "*A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques part I: fault diagnosis with model-based and signal-based approaches*", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 62, No. 6, pp. 3757–3767, 2015.
- [51] R.M. Tallam, Sang Bin Lee, G.C. Stone, G.B. Kliman, Jiyeon Yoo, T.G.Habetler, R.G. Harley: "*A Survey of Methods for Detection of Stator-Related Faults in Induction Machines*", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 43, No. 4, pp. 920–933, July/August 2007.
- [52] A. H. Boudinar, N. Benouzza, A. Bendiabdellah, N. Boughanmi: "*The use of improved Root-Music Frequency Estimation Method for Three Phase Induction Motor Incipient Rotor's Faults Detection*", Acta Electrotechnica et Informatica, Vol. 8, No. 2, pp. 22–28, 2008.
- [53] M.K. Oumaamar: "*Surveillance et Diagnostic des Défauts Rotoriques et Mécaniques de la machine asynchrone avec alimentation équilibrée ou déséquilibrée*", Thèse de doctorat de l'Université de Lorraine, Mars 2012.
- [54] M. Drif, M. Cardoso: "*Stator fault diagnostics in squirrel cage three-phase induction motor drives using the instantaneous active and reactive power signature analyses*", IEEE Transactions Ind. Inform., Vol. 10, No. 2, pp. 1348–1360, 2014.
- [55] S. Laribi: "*Contribution à la Commande et Diagnostic des Défauts Statoriques et Rotoriques de la Machine Asynchrone à Cage d'Ecureuil*", Thèse Doctorat, Université de l'USTO, Avril 2016.

- [56] S. Bhattacharyya, D. Sen, S. Adhvaryyu et al.: "*Induction motor fault diagnosis by motor current signature analysis and neural network techniques*", Journal of Advanced Computing and Communication Technologies, Vol. 03, No. 1, pp. 12–18, Feb. 2015.
- [57] G. Didier, E. Ternisien, O. Caspary, H. Razik: "*A new approach to detect broken rotor bars in induction machines by current spectrum analysis*", Journal of Mechanical Systems and Signal Processing (MSP), Vol. 21, No. 2, pp. 1127–1142, February 2007.
- [58] A. Siddique, G.S. Yadava, B. Singh: "*Applications of artificial intelligence techniques for induction machine stator fault diagnostics: review*", 4<sup>th</sup> IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED'03), pp. 29–34, August 2003.
- [59] R. Casimir: "*Diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance de formes*", Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Lyon, 2003.
- [60] F. Filippetti, G. Franceschini, C. Tassoni, P. Vas: "*Recent developments of induction motor drives fault diagnosis using AI techniques*", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 47, No. 5, pp. 994–1004, October 2000.
- [61] B. Bessam: "*Analyse et détection des défauts dans la machine asynchrone à base des techniques intelligentes*", Université Mohamed Khider–Biskra, Algérie, Juin 2016.
- [62] P.J. Broniera, W.S. Gongora, A. Goedel, W.F. Godoy: "*Diagnosis of stator winding inter-turn short circuit in three-phase induction motors by using artificial neural networks*", 9<sup>th</sup> IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED'13), pp. 281–287, 27-30 August 2013.
- [63] M. Bouzid, G. Champenois, N.M. Bellaaj, L. Signac, K. Jelassi: "*An Effective Neural Approach for the Automatic Location of Stator Inter-turn Faults in Induction Motor*", IEEE Trans. on Indus. Electron., Vol. 55, No. 12, pp. 4277–4289, Dec. 2008.
- [64] A. Faidallah: "*Contribution à l'identification et à la commande vectorielle des machines asynchrones*", Thèse de doctorat de l'INP de Lorraine, 1995.
- [65] S. Moreau: "*Contribution à la modélisation et à l'estimation paramétrique des machines électriques à courant alternatif: Application au diagnostic*", Thèse de doctorat, Université de Poitiers, 1999.
- [66] J.-P. Caron, and J.-P. Hautier: "*Modélisation et commande de la machine asynchrone*", Editions Technique, France, 1995.
- [67] J.M. Pelbois, M. Boussak, P. Goerger: "*Modèle simplifié de la machine asynchrone triphasée en défaut de court-circuit entre spires au stator*", Electrotechnique du futur EF, Décembre 2003.

- [68] H. Razik, G. Didier: "*Diagnostic de la machine asynchrone*", Groupe de Recherche en Electrotechnique et Electronique de Nancy, G.R.E.E.N, 7 Janvier 2003.
- [69] I. Ben Ameer Bazine: "*Identification en boucle fermée de la machine asynchrone: Application à la détection de défaut*", Thèse de doctorat, Université de Poitiers et Université de Tunis El-Manar, 2008.
- [70] V. Devanneaux: "*Modélisation des machines asynchrones triphasées à cage d'écureuil en vue de la surveillance et du diagnostic*", Thèse de Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Toulouse, France, Décembre 2002.
- [71] M. Bouharaket: "*Etude de l'évolution des courants rotoriques d'une machine asynchrone à cage en régime dynamique*", Thèse de Doctorat, Université de Batna, Algérie, Février 2006.
- [72] S. Bachir, S. Tnani, J-C. Trigeassou, G. Champenois: "*Diagnostic de la machine asynchrone par identification paramétrique- Modélisation et détection des défauts stator et rotor*", Revue Internationale de Génie Électrique, Vol. 05, No. 03, 2002.
- [73] S. Bachir, S. Tnani, J-C. Trigeassou, G. Champenois: "*Diagnosis by parameter estimation of stator and rotor faults occurring in induction machines*", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 53, No. 3, pp. 963–973, June 2006.
- [74] S. Bachir, S. Tnani, T. Poinot, J-C. Trigeassou: "*Stator Fault Diagnosis in Induction Machines by Parameter Estimation*", IEEE International (SDEMPED'01), Grado, Italie, pp. 235–239, Septembre 2001.
- [75] S. Bachir, S. Tnani, J-C. Trigeassou, and G. Champenois: "*Diagnosis by parameter estimation of stator and rotor faults occurring in induction machines*", European Power Electronics (EPE'01), Graz, Autriche, August 2001.
- [76] A. Abed, L. Baghli, H. Razik, A. Rezzoug: "*Modelling induction motors for diagnosis purposes*", EPE'99, Lausanne, Suisse, pp.1–8, 7–9 September 1999.
- [77] A. Makki, A. Ah-jaco, H. Yahoui, G. Grellet: "*Modelling of capacitor single-phase asynchronous motor under stator and rotor winding faults*", IEEE International (SDEMPED'97), Carry-le-Rouet, France, pp. 191–197, Septembre 1997.
- [78] P. Vas, F. Filippetti, G. Franceschili, C. Tassoni: "*Transient modelling oriented to diagnostics of induction machines with rotor asymmetries*", ICEM'94, 1994.
- [79] S. Bachir, S. Tnani, G. Champenois, and J-C. Trigeassou: "*Induction motor modeling of broken rotor bars and fault detection by parameter estimation*", In IEEE International (SDEMPED'01), Grado, Italie, 2001.

- [80] M. Mensler: "*Analyse et étude comparative de méthodes d'identification des systèmes à représentation continue. Développement d'une boîte à outil logicielle*", Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy1, Janvier 1999.
- [81] A. Baysse: "*Contributions à l'identification paramétrique de modèles à temps continu :- Extensions de la méthode à erreur de sortie - Développement d'une approche spécifique aux systèmes à boucles imbriquées*", Thèse de doctorat, Université de Toulouse, Octobre 2010.
- [82] H. Garnier and L. Wang: "*Identification of Continuous-time Models from Sampled Data*", Springer, 2008.
- [83] J. Richalet: "*Pratique de l'identification*", Editions Hermès, 1991.
- [84] J.C. Trigeassou, T. Poinot, S. Moreau: "*A methodology for estimation of physical parameters*", System Analysis Modelling Simulation, Vol. 43, No. 7, pp. 925–943, July 2003.
- [85] R. Isermann and M. Münchhof: "*Identification of Dynamic Systems: An Introduction with Applications*", Springer Heidelberg Dordrecht London New York, ISBN 978-3-540-78878-2, DOI 10.1007/978-3-540-78879-9, 2011.
- [86] I. Guedaouria: "*Estimation paramétrique et diagnostic de fonctionnement*", Mémoire de Magister, Université Badji Mokhtar Annaba, 2010.
- [87] E.F. Kherkhachi: "*Diagnostic du système isolant des machines électriques par identification paramétrique*", Thèse de doctorat, Université de Nantes, Octobre 2015.
- [88] L. Melakhessou: "*Contrôle et identification des systèmes non-linéaires par les techniques neuronales*", Mémoire de Magister, Université El-Hadj Lakhdar, Batna, Octobre 2015.
- [89] Raluca Liacu: "*Identification de Systèmes Linéaires à Paramètres Variants (LPV) Différentes approches et mises en œuvre*", Thèse de Doctorat, Ecole Doctorale STITS, SUPELEC, Septembre 2014.
- [90] L. Aggoune: "*Détection de défauts dans les procédés industriels par l'utilisation des méthodes d'identification paramétrique*", Thèse de Doctorat, Université Ferhat Abbas-Setif 1, Décembre 2015.
- [91] S. Oukacine: "*Identification des systèmes non-linéaires: Application au cas des systèmes d'ordre non-entier*", Mémoire de Magister, Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, Octobre 2012.
- [92] K. Hammar: "*Identification des systèmes non-linéaires à structure Wiener, Hammerstein, application au cas fractionnaire*", Mémoire de Magister, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, Algérie, Novembre 2015.
- [93] E. Walter, and L. Pronzato: "*Identification of parametric models from experimental data*", Communications and Control Engineering Series, Editions Springer, 1997.

- 
- [94] L. Ljung: "*System identification: Theory for the user*", Prentice Hall, USA, 1987.
- [95] J. Richalet, A. Rault, and R. Pouliquen: "*Identification des processus par la méthode du modèle*", Gordon and Breach, 1971.
- [96] A.-R. Conn, NIM Gould, PL Toint: "*Trust-region methods*", 2000.
- [97] J. Walmag: "*Optimisation contrainte et non-contrainte par régions de confiance et avec approximations locales quadratiques*", Thèse de doctorat en sciences appliquées, Université Liège, 2010.
- [98] D. Hachelfi: "*Méthodes à région de confiance et gradient conjugué*", Thèse de Doctorat en Mathématiques, Université Badji Mokhtar de Annaba, 2015.
- [99] K. Madsen, H.B. Nielsen, and O. Tingleff: "*Methods for Non-Linear Least Squares Problems*", Lecture notes 2nd Edition, Informatics and Mathematical Modelling, Technical University of Denmark, 2004.
- [100] K. Madsen, H.B. Nielsen: "*Introduction to Optimization and Data Fitting*", Informatics and Mathematical Modelling, Technical University of Denmark, 2010.
- [101] M.I. Biserica: "*Observabilité et reconstruction d'état des réseaux de distribution du futur*", Thèse de doctorat, Université de Grenoble, Septembre 2011.
- [102] D.M. Rosen, M. Kaess, and J.J. Leonard: "*An Incremental Trust-Region Method for Robust Online Sparse Least-Squares Estimation*", IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA'12), River Centre, Saint Paul, Minnesota, USA, pp. 1262–1269, 14-18 May 2012.
- [103] Eiji Mizutani: "*Computing Powell's dogleg steps for solving adaptive networks nonlinear least-squares problems*", 8<sup>th</sup> Congress IFSA'99 Proceeding, Hsinchu, Taiwan, pp. 959–963, August 1999.
- [104] **A. Hamoudi, B. Kouadri**: "*Stator Fault Detection in Induction Machines by Parameter Estimation Using: Trust Region Algorithms*", 1st International Conference on Electrical Energy and Systems (**ICEES'13**), UBM, Annaba, 22-24 Octobre 2013.
- [105] J. Dennis, and H.H.W. Mei: "*Two New Unconstrained Optimization Algorithms Which Use Function and Gradient Values*", Journal of Optimization Theory and Applications, **Vol. 28**, pp. 453–462, 1979.
- [106] K. Levenberg: "*A Method for the Solution of Certain Non-Linear Problems in Least Squares*", The Quarterly of Applied Mathematics, **Vol. 2, No. 2**, pp. 164–168, 1944.
- [107] D.W. Marquardt: "*An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters*", Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics, **Vol. 11, No. 2**, pp. 431–441, 1963.
- [108] R. Fletcher: "*A modified Marquardt subroutine for nonlinear least squares*", Technical Report AERE-R6799, Harwell Report, 1971.

- [109] M.I.A. Lourakis and A.A. Argyros: "*Is Levenberg-Marquardt the most efficient optimization algorithm for implementing bundle adjustment?*", in 10<sup>th</sup> IEEE International Conference on Computer Vision, Beijing, Vol. 2, pp. 1526–1531, 2005.
- [110] G. Yuan, X. Lu and Z. Wei: "*BFGS trust-region method for symmetric nonlinear equations*", Journal of Computational and Applied Mathematics, Vol. 230, No. 1, pp. 44–58, 2009.
- [111] G. Yuan, S. Meng and Z. Wei: "*A Trust-Region-Based BFGS Method with Line Search Technique for Symmetric Nonlinear Equations*", Advances in Operations Research, Vol. 2009, pp. 1–22, 2009.
- [112] A. Mokhtari and A. Ribeiro: "*RES: Regularized Stochastic BFGS Algorithm*", IEEE Transactions on Signal Proces., Vol. 62, No. 23, pp. 6089–6104, 2014.
- [113] L.S.H. Ngia, J. Sjöberg: "*Efficient Training of Neural Nets for Nonlinear Adaptive Filtering Using a Recursive Levenberg-Marquardt Algorithm*", IEEE Transactions on Signal Proces., Vol. 48, No. 7, pp. 1915–1927, July 2000.
- [114] S. Sitjongsataporn, P. Yuvapoositanon: "*Recursive Levenberg-Marquardt Per-Tone Equalisation for Discrete Multitone Systems*", In Proc. IEEE International Symposium on Communications, Control and Signal Processing (ISCCSP'08), St. Julian's, Malta, pp. 1062–1066, March 2008.
- [115] K.N. Nakornphanom, S. Sitjongsataporn: "*An Adaptive inverse-QR Recursive Levenberg-Marquardt Algorithm*", In Proc. IEEE 13<sup>th</sup> International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT'13), Samui Island, Thailand, pp. 535–539, September 2013.
- [116] S. Gunnarsson: "*On covariance modification and regularization in recursive least squares identification*", in Proc. IFAC Symp. Syst. Ident., pp. 935–940, 1995.
- [117] R. Nadjiasngar, M. Inggs: "*The Recursive Gauss-Newton Filter*", Elsevier, Digital Signal Processing 00, pp. 1–15, 2011.
- [118] H.V. Gonzalez, J.M. Flaus, and G. Acuna: "*Moving horizon state estimation with global convergence using interval techniques: Application to biotechnological processes*", Elsevier, Journal of Process Control, Vol. 13, No. 4, pp. 325–336, 2003.
- [119] H.V. Gonzalez, J.M. Flaus, G. Acunaand, and D.J. Boukraa: "*State Estimation in Biotechnology: A Multi-Model Interval Observer*", Proc. of the 10th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED'2002), Lisbon, Portugal, Juillet 2002.
- [120] H.V. Gonzalez: "*Contribution à l'Estimation d'Etat à Horizon Glissant par Méthodes Ensemblistes: Applications à la Surveillance et Détection des Dysfonctionnements sur des Bioprocédés*", Thèse de Doctorat, Université de Joseph Fourier, Décembre 2002.
- [121] [http://laih.univ-poitiers.fr/Diagnost/data\\_essais/Essais](http://laih.univ-poitiers.fr/Diagnost/data_essais/Essais), accessed August 2011.