

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

BADJI MOKHTAR ANNABA UNIVERSITY

UNIVERSITE BADJI MOKHTAR ANNABA



جامعة باجي مختار عنابة

Faculté des Sciences de L'Ingénierat  
Département d'Electronique

**THESE**

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

**Diagnostic des Défaillances dans les Systèmes  
Electromécaniques**

Option  
Automatique

Par  
**Yahia LAAMARI**

**DEVANT LE JURY**

**PRESIDENT :**

**RAPPORTEUR:**

**EXAMINATEURS:**

**HARKAT Med Fawzi**

**ATHAMENA Belkacem**

**SAAD Salah**

**BENZID Redha**

**KHERFANE Hamid**

**AISSI Salim**

**Pr**

**MC**

**Pr**

**Pr**

**MC**

**MC**

**Université Badji-Mokhtar Annaba**

**Université Al-Ain UAE**

**Université Badji-Mokhtar Annaba**

**Université Batna 2**

**Université Badji-Mokhtar Annaba**

**Université Batna 2**

Annaba 2016

# REMERCIEMENTS

Tout d'abord, je voudrais remercier **Mr. Belkacem ATHAMENA** Maitre de conférences à l'Université Al Ain des Sciences et Technologies, Abu Dhabi, United Arab Emirates (UAE) d'avoir proposé le thème de cette thèse et accepté d'en être le rapporteur et qui m'a dirigé tout au long de ces années de thèse. Il a toujours été disponible, à l'écoute de mes nombreuses questions, et s'est toujours intéressé à l'avancée de mes travaux. Les nombreuses discussions que nous avons eues, ainsi que ses conseils et ses remarques précieuses.

J'exprime mes sincères remerciements à **Mr. Med Fawzi HARKAT**, professeur à l'université Badji- Mokhtar d'Annaba pour avoir accepté d'être président du jury.

J'exprime mes respectueux remerciements à **Mr. Salah SAAD**, Professeur à l'université Badji-Mokhtar d'Annaba et **Mr. Hamid KHERFANE** Maitre de conférences à la même université, qui ont bien voulu examiner ce travail et avoir accepté de prendre part du jury de ma thèse.

J'adresse mes vifs remerciements à **Mr. Redha BENZID**, Professeur à l'université Batna 2 et **Mr. Salim AISSI** Maitre de conférences à la même université, d'avoir accepté d'examiner ce mémoire et d'avoir pris la peine de se déplacer depuis Batna pour juger mes travaux lors de ma soutenance.

Je voudrais remercier également **Mr. Kheireddine CHAFAA**, Professeur à l'université Batna 2, grâce à sa collaboration, au cours de ce travail, il a souvent attiré mon attention sur certains problèmes et m'a consacré beaucoup de temps.

Je remercie également tous les membres du laboratoire de Génie-Electrique de l'université Med Boudiaf de M'sila, notamment ceux avec qui j'ai eu l'occasion de travailler et les autres simplement pour les bons moments partagés.

Je remercie également toutes les personnes de près ou de loin qui m'ont permis d'oublier les moments du travail.

Enfin, je remercie ma femme qui a su me soutenir, me supporter, m'encourager pendant toute la durée de ma thèse et plus particulièrement durant les derniers mois de rédaction qui n'ont pas toujours été des plus agréables.

*A la mémoire*

*De ma mère et de mon père*

*Faible témoignage d'amour et de reconnaissance*

*Yahia*

# RESUME

---

Actuellement, les machines électriques représentent un élément clé de nombreux systèmes électromécaniques omniprésents dans une grande variété d'applications industrielles. En effet, Le recours aux moteurs asynchrones est surtout lié à leur robustesse, leur puissance massique et à leur coût de fabrication. Néanmoins, ce moteur peut être affecté par une diversité de défaillances qui se répercutent sur la sécurité des personnes, des équipements et la rentabilité des installations. Par conséquent, il est très intéressant de développer des méthodes de diagnostic permettant de détecter ces défaillances de manière anticipée afin d'améliorer la fiabilité et la disponibilité des systèmes électromécaniques.

Dans notre présent travail, après avoir développé deux modèles analytiques dédiées à l'étude du comportement dynamique de la machine asynchrone à l'état sain (modèle de Park) et défaillant (modèle multi-enroulements : cas de cassure de barres ou d'anneaux de court-circuit). Nous nous sommes orientés par la suite vers l'application de deux méthodes de diagnostic récemment utilisées :

La première consiste à l'estimation simultanée des états et paramètres du moteur asynchrone en tant que modèle stochastique non linéaire, par le filtre de Kalman étendu (FKE). Cela nous a permis de contribuer à l'approfondissement de deux points délicats et peu abordés dans le domaine du Génie électrique à savoir:

- L'ajustement adéquat des valeurs des matrices de covariance des bruits d'état et de mesure respectives (Q et R) en utilisant la technique d'optimisation d'essaim de particule (PSO), ce qui permet d'obtenir une bonne qualité d'estimation d'état.
- L'application du FKE aussi bien au modèle de Park et au modèle multi-enroulements du moteur asynchrone en vue de détection et diagnostic des défaillances rotoriques et particulièrement la rupture des barres rotoriques.

Quant à la seconde méthode, elle est basée sur l'utilisation de certaines techniques du traitement du signal à savoir la transformée de Fourier (FFT) et la transformée en ondelettes continue et discrète. L'analyse du courant statorique du moteur asynchrone à cage, notamment par la technique des ondelettes a permis une bonne détection et localisation dans le temps de l'évolution des différentes composantes dues aux défauts rotoriques (la rupture de barres).

L'efficacité des différentes méthodes et techniques adoptées dans notre cas d'étude, a été validée par simulation avec Matlab.

**Mots clés** : Machine Asynchrone, Modélisation, Diagnostic des défaillances, Filtre de Kalman Étendu, Estimation Paramétrique, PSO, Technique des Ondelettes, FFT.

## ABSTRACT

---

Currently, electrical machines have a key component of many electromechanical systems omnipresent in a wide variety of industrial applications. Indeed, the use of asynchronous motors is mainly linked to their robustness, power density and their manufacturing cost. However, this engine can be affected by a variety of failures that affect the safety of people, equipment and productivity. Therefore, it is very interesting to develop diagnostic methods for detecting these failures early in order to improve the reliability and availability of electromechanical systems.

In our present work, after having developed two analytical models dedicated to the study of the asynchronous machine in the healthy state (Park model) and healthy and failed (multi-mailles model with broken bars in a cage ), we turned then to the application of two diagnostic methods which are recently used:

The first one involves the simultaneous estimation of states and parameters of the asynchronous motor, as a nonlinear stochastic model, using the extended Kalman filter (EKF). This enables us to contribute to the deepening of two fine points little discussed in the field of electrical engineering:

- Adjustment of the appropriate values of the covariance matrices of state noise and measurement respectively (Q & R) using the particle swarm optimization technique (PSO), which provides a good quality of state estimation.
- The application of the EKF to the Park model as well as the multi-maillles model of the asynchronous motor to detection and diagnosis of rotor failure and particularly the breaking of rotor bars.

As for the second method, it is based on the use of signal processing techniques as the Fourier transform (FFT) and the continuous and discrete transform wavelet applied to the stator current of the induction motor has allows the detection of changes in harmonic characteristics associated with the breakage of bars.

The effectiveness of these methods and techniques used in our study case was validated by simulation with Matlab.

**Keywords:** Asynchronous Machine, Fault Diagnosis, Extended Kalman Filter, Parameter Estimation, PSO, Wavelet Transformation, FFT.

## ملخص

حالياً، تعتبر الآلات الكهربائية عنصراً أساسياً في العديد من الأنظمة الكهروميكانيكية المنتشرة بكثرة في تشكيلات واسعة من التطبيقات الصناعية. في الواقع، يرجع استخدام المحركات غير المتزامنة في المقام الأول نظراً إلى قوتها، وبساطة بنيتها وانخفاض تكلفة التصنيع الخاصة بها. ومع ذلك، هذا المحرك يمكن أن يتعرض إلى مجموعة متنوعة من الإخفاقات التي قد تؤثر على سلامة الناس والمعدات والإنتاجية. لذلك، من المهم جداً تطوير أساليب تشخيصية للكشف عن هذه الإخفاقات في وقت مبكر من أجل تحسين موثوقية وتوافر الأنظمة الإلكترونية والميكانيكية.

في العمل المقدم في هذه الأطروحة، بعد أن تم إعداد نماذج تحليلية مخصصة لدراسة المحرك غير متزامن في حالة جيدة (نموذج بارك) و نموذج متعدد الدارات الذي يسمح بدراسة قضبان مكسرة في قفص المحرك، لجأنا بعد ذلك إلى تطبيق نوعين من التقنيات التشخيصية والتي تستخدم في الآونة الأخيرة: الطريقة الأولى تعتمد على التقدير المتزامن لمتغيرات الحالات والوسائط للمحرك غير متزامن، باعتباره كنموذج عشوائي غير خطي، وذلك باستخدام مرشح كالمان الموسعة (EKF). هذه التقنية مكنتنا من المساهمة في تعميق نقطتين قلما تمت مناقشتها في مجال الهندسة الكهربائية:

- تعديل القيم المناسبة لمصفوفات التغيرات لوضوء الأنظمة والقياسات على التوالي (Q & R) باستخدام تقنية تحسين سرب الجسيمات (PSO)، والتي توفر نوعية جيدة للتقدير.
- تطبيق مرشح كالمان لنموذج بارك فضلاً عن نموذج متعدد الدارات للمحرك غير متزامن لكشف وتشخيص الأعطال وخاصة كسر القضبان.

أما بالنسبة للطريقة الثانية، فهي تعتمد على استخدام تقنيات معالجة الإشارات كتحويل فورييه (FFT) وتحويل الموجات المستمرة (CWT) والمنفصلة (DWT) والتي يتم تطبيقها على تيار القسم الثابت للمحرك والذي يسمح للكشف عن أي تغيرات في خصائص التوافقية المرتبطة بكسر القضبان. وقد تم التحقق من فعالية هذه الأساليب والتقنيات المستخدمة في حالة دراستنا عن طريق المحاكاة في

**MATLAB.**

**كلمات مفتاحية:** آلة غير متزامن، النمذجة، تشخيص الأعطال، مرشح كالمان المدد، تقدير متغير الحالة تقنية تحسين سرب الجسيمات، تقنية الموجات، FFT

# Liste des symboles

---

$s, r$	Indices correspondants au stator et au rotor
$A, B, C$	Axes statoriques
$a, b, c$	Axes rotoriques
$d, q$	Axes tournants biphasés
$\alpha, \beta$	Axes stationnaires biphasés
$i, v, \Phi$	Courant, tension et flux, respectivement
$\omega_s$	Vitesse angulaire électrique statorique (vitesse de synchronisme)
$\omega_{gl}$	Vitesse angulaire électrique de glissement
$\omega$	Vitesse angulaire électrique rotorique
$p$	Nombre de paires de pôles
$g$	Glissement.
$R_s$	Résistances d'une phase statorique
$R_r$	Résistances d'une phase rotorique
$L_m$	Inductance mutuelle cyclique entre stator et rotor
$M_{sr}$	Maximum de l'inductance mutuelle entre phases stator-rotor
$[L_{ss}]$	Matrice d'inductance statorique
$[L_{rr}]$	Matrice d'inductance rotorique
$[M_{sr}]$	Matrice des inductances mutuelles stator-rotor
$l_s$	Inductance propre statorique
$l_r$	Inductance propre rotorique
$m_s$	Inductances mutuelle statorique
$m_r$	Inductances mutuelle rotorique
$L_s = l_s - m_s$	Inductance cyclique statorique
$L_r = l_r - m_r$	Inductance cyclique rotorique
$C_{em}$	Couple électromagnétique
$C_r$	Couple résistant
$J$	Moment d'inertie du moteur
$f$	Coefficient de frottement visqueux
$\Omega$	Vitesse mécanique de rotation du rotor.
$\theta_{obs}$	Angle de rotation lié au référentiel d'observation
$\theta_s$	Angle de rotation de l'axe (d, q) par rapport au stator
$\theta$	Angle de rotation du rotor par rapport au stator
$\theta_{gl}$	Angle de rotation de l'axe (d, q) par rapport au rotor
$T_s$	Constante du temps statorique
$T_r$	Constante du temps rotorique
$\sigma$	Coefficient de dispersion de Blondel
$N_r$	Nombre de barres rotoriques
$N_s$	Nombre de spires par phase statorique.
$m$	Nombre de phases statoriques.

$\mu_0$	Perméabilité magnétique de l'entrefer.
$L$	Longueur du rotor.
$r$	Rayon moyen de l'entrefer.
$e$	L'épaisseur de l'entrefer.
$\alpha$	L'angle électrique entre deux mailles rotoriques.
$L_{sp}$	Inductance propre d'une phase statorique.
$L_{rp}$	Inductance propre d'une maille rotorique.
$L_b$	Inductance d'une barre rotorique.
$R_b$	Résistance d'une barre rotorique.
$L_e$	Inductance de l'anneau de court-circuit.
$L_{sc}$	Inductance cyclique.
$I_e$	Courant dans l'anneau de court-circuit.
$I_{bk}$	Courant dans la barre rotorique « k ».
$I_{rk}$	Courant dans la boucle rotorique « k ».
$I_{ek}$	Courant dans une portion d'anneau.
$\Phi_{rk}$	Flux principal créée par une maille rotorique.
$M_{rr}$	La mutuelle entre deux mailles rotoriques.
$B_{sm}$	L'induction due à la bobine statorique de la phase m.
$R_e$	Résistance totale de l'anneau de court-circuit.
$L_{sl}$	L'inductance de fuite.
$\Phi_{smrk}$	Le flux produit par la bobine statorique de la phase $m$ Induit dans la maille rotorique k.
$X_k$	Vecteur d'état du système.
$\hat{X}_k$	Vecteur d'état estimé.
$A, B, C$	Matrice de transition, de commande et de mesure en continu
$A_d, B_d, C_d$	Matrice de transition, de commande et de mesure en discret
$K$	Gain de Kalman
$P$	Matrice de covariance d'erreur d'état.
$Q$	Matrice de covariance du bruit d'état.
$R$	Matrice de covariance du bruit de mesure.
$W_k$	Bruit d'état.
$V_k$	Bruit de mesure.
$P_{k+1/k}$	Matrice de covariance d'erreur de prédiction.
$P_{k+1/k+1}$	Matrice de covariance d'erreur d'estimation.
$\hat{X}_{k+1/k}$	Vecteur d'état prédit (Estimation a priori).
$\hat{X}_{k+1/k+1}$	Vecteur d'état estimé après correction (Estimation a posteriori).
$F_{k+1}$	Matrice Jacobienne du système
$H_{k+1}$	Matrice Jacobienne de sortie

# Acronymes ou Abréviations

---

MAS	Machine (ou Moteur) Asynchrone Triphasée
FFT	Transformée de Fourier rapide (En anglais : Fast Fourier Transform)
STFT	Transformée de Fourier à Court Terme (Short Time Fourier Transform)
CWT	Transformée en ondelettes continue (Continous Wavelet Transform)
DWT	Transformée en ondelettes discrète (Discret Wavelet Transform)
HHT	Transformée de Hilbert-Huang (Hilbert -Huang Transform)
WVT	Transformation de Wigner-Ville (Wigner-Ville Transform)
FK	Filtre de Kalman standard (Kalman Filter)
FKE	Filtre de Kalman Etendu (Extended Kalman Filter).
PSO	Optimisation d'essaim particulaire (Particle Swarm Optimization)
DSP	Traitement numérique de signal (Digital Signal Processor)
AG	Algorithmes Génétiques
MSE	Somme des erreurs au carré (Mean Square Error)
FOC	Commande vectorielle (Field Oriented Control)
MLI	Modulation de la largeur d'impulsion

# Table des Matières

1.1. Introduction .....	5
-------------------------	---

## ***Chapitre 1 État de l'art sur le diagnostic des systèmes électromécaniques.***

1.2. Terminologie dédiée au diagnostic .....	5
1.3. Généralités sur le moteur asynchrone à cage d'écureuil .....	6
1.3.1. Constitution du moteur asynchrone .....	6
1.3.1.1. Structure du rotor .....	7
1.3.1.2. Structure du stator .....	8
1.3.1.3. Organes mécaniques .....	8
1.3.2. Principe de fonctionnement du moteur asynchrone triphasé à cage .....	9
1.4. Défaillances dans les machines électriques .....	10
1.4.1. Etude Statistiques des défaillances .....	11
1.4.2. Défaillances au stator .....	13
1.4.3. Défaillances au rotor .....	14
1.4.4. Défaillances d'ordre mécanique .....	17
1.5. Procédure de base de diagnostic .....	17
1.6. Indicateurs pour détecter les défauts dans le moteur asynchrone .....	18
1.7. Méthodes de détection et diagnostic des défaillances .....	19
1.7.1. Approches de diagnostic sans modèle a priori .....	20
1.7.1.1. Méthodes basées sur l'analyse des signaux physiques .....	20
1.7.1.2. Méthodes à base de connaissances .....	24
1.7.2. Approches de diagnostic à base de modèle analytique .....	24
1.7.2.1. Espace de parité .....	25
1.7.2.2. Diagnostic de défauts à base d'observateurs .....	26
1.7.2.3. Diagnostic de défauts par estimation paramétrique .....	26
1.8. Conclusion .....	28

## ***Chapitre 2 Modélisation du moteur asynchrone dédié au diagnostic des défaillances rotoriques.***

2.1. Introduction .....	29
2.2. Modélisation de la machine asynchrone .....	29
2.2.1. Hypothèses simplificatrices .....	29

2.2.2. Modèle généralisé de la machine asynchrone triphasée .....	30
2.2.2.1. Mise en équations de la machine asynchrone .....	30
• Équations électriques .....	30
• Équations magnétiques .....	31
• Équation mécanique .....	32
2.2.3. Modèle de la machine asynchrone dans le repère de Park .....	33
2.2.4. Choix du référentiel d'observation .....	34
2.2.4.1. Modèle d'état continu non linéaire exprimé dans le repère (d-q) .....	35
2.2.4.2. Modèle d'état continu non linéaire exprimé dans le repère ( $\alpha, \beta$ ) .....	36
2.3. Modèle Multi-enroulements dédié au diagnostic de défauts rotoriques .....	37
2.3.1. Structure du rotor .....	37
2.3.2. Mise en équations du modèle multi-enroulements .....	38
2.3.2.1. Equations des tensions statoriques .....	38
2.3.2.2. Equations des tensions rotoriques .....	39
2.3.2.3. Equation globale des tensions de la MAS à cage .....	40
2.4. Modèle Multi-enroulements d'ordre réduit .....	42
2.4.1. Modèle réduit sans prise en compte de défauts (état sain) .....	44
2.4.2. Modèle réduit avec prise en compte de défauts .....	45
2.4.3. Simulation de la rupture de barre et d'anneau de court-circuit .....	46
2.5. Simulation et résultats .....	46
2.5.1. Modèle de Park de la MAS (Machine 1) .....	47
2.5.2. Modèle multi-Enroulements (Machine 2) .....	49
2.5.3. Discussion des résultats .....	53
2.6. Conclusion .....	55

### ***Chapitre 3 Estimation d'état optimisée par le filtre de Kalman étendu***

3.1. Introduction .....	56
3.2. Techniques d'estimation des états et paramètres de la MAS .....	56
3.2.1. Estimation à base de modèle mathématique .....	57
3.2.1.1. Estimateurs en boucle ouverte .....	57
3.2.1.2. Estimateurs en boucle fermée (observateurs) .....	58
3.2.1.3. Système Adaptatif à Modèle de Référence (observateur MRAS) .....	59
3.2.1.4. Estimation par observateur à mode glissant .....	60
3.2.1.5. Filtre de Kalman .....	60

3.2.2. Estimation par injection du signal et des effets parasites .....	61
3.3. Principe du Filtrage de Kalman.....	62
3.3.1. Concept des bruits d'état et de mesure .....	63
3.3.2. Filtre de Kalman standard.....	63
3.3.2.1. Equations du filtre de Kalman standard.....	64
3.3.2.2. Algorithme du filtre de Kalman standard .....	68
3.3.3. Filtre de Kalman Étendu.....	68
3.4.1. Impact de la matrice de covariance de mesure $R$ .....	71
3.4.2. Impact de la matrice de covariance du système $Q$ .....	72
3.5. Paramétrage des matrices de covariance du FKE .....	74
3.6. Généralités sur les méthodes d'optimisation.....	74
3.6.1. Méthode d'optimisation d'essaim de particules (PSO).....	76
3.6.2. Principe de base de la méthode PSO .....	77
3.6.3. Algorithme de la méthode PSO .....	77
• Interprétation des résultats obtenus .....	81
3.7. Conclusion.....	81

### ***Chapitre 4 Estimation d'état et paramétrique par FKE: Application au diagnostic du moteur asynchrone.***

4.1. Introduction .....	82
4.2. Détection de défauts par estimation paramétrique .....	82
4.3. Application du filtre de Kalman étendu aux modèles de la MAS.....	83
4.3.1. Modèle basé sur une structure de la MAS « saine ».....	84
4.3.2. Discrétisation du modèle de base continu de la MAS .....	84
4.3.3. Paramétrage du filtre de Kalman étendu .....	86
4.3.3.1. Ajustement manuel par essais-erreurs (trial-and-error) .....	87
4.3.3.2. Ajustement par la technique PSO .....	88
4.3.4. Algorithme du FKE appliqué au modèle discret de la MAS.....	90
4.3.4.1. Résultats de simulation (Machine 1).....	91
4.3.4.2. Modèle non linéaire continu de la MAS étendu à la résistance rotorique $R_r$ .....	95
4.3.4.3. Discrétisation et linéarisation du modèle étendu à la résistance rotorique $R_r$ .....	96
4.3.4.4. Paramétrage de matrices de covariances ( $Q$ et $R$ ).....	97
4.3.4.4. Résultats de simulation (Machine1).....	97
4.4. Modèle continu étendu basé sur une structure multi-enroulements.....	99

4.4.1. Discrétisation du modèle multi-enroulements continu étendu .....	100
4.4.2. Application de l'algorithme du FKE au modèle multi-enroulements .....	100
4.4.4. Résultats de simulation (Machine2) .....	103
4.5. Conclusion.....	109

***Chapitre 5 Diagnostic des défaillances rotoriques dans la MAS par les techniques du traitement du signal.***

5.1. Introduction .....	110
5.2. Application de la transformée de Fourier au diagnostic de la MAS .....	110
5.2.1. Rappel sur la transformée de Fourier .....	110
5.2.2. Transformé de Fourier rapide (FFT) .....	111
5.2.3. Transformation de Fourier à court terme (STFT).....	111
5.2.4. Origines des raies dues aux cassures de barres rotoriques .....	112
5.2.5. Résultats de simulation et discussion .....	113
5.3. La transformée en ondelettes (WT).....	114
5.3.1. Transformée en ondelettes continue (CWT) .....	115
5.3.2. Transformée en ondelettes discrète (DWT).....	116
5.3.3. Algorithme de MALLAT .....	118
5.3.4. Décomposition en multi-niveaux du signal .....	118
5.3.5. Application de la WT au diagnostic de la MAS.....	119
5.3.5.1. Exigences d'acquisition de signaux .....	119
5.3.5.2. Résultats de simulation et discussion.....	120
5.4. Conclusion.....	124
Conclusion générale .....	125
ANNEXE A .....	127
ANNEXE B.....	128
ANNEXE C.....	130
Références bibliographiques .....	134

## *Introduction Générale*

Actuellement, les machines électriques représentent un élément clé de nombreux systèmes électromécaniques, omniprésents dans une grande variété d'applications industrielles, on peut citer particulièrement: les secteurs de pointe comme l'aéronautique, le nucléaire, les industries chimiques, le transport (métro, trains, propulsion de véhicule et des navires, les ascenseurs), l'industrie (machines-outils, treuils) et l'électroménager...etc. [1,2] Parmi tous types de ces machines, les moteurs à induction (i.e. asynchrones), sont un exemple fréquent des systèmes de conversion électromécanique en raison de leur construction simple, de leur grande robustesse, leur puissance massique (i.e. rapport poids/puissance), et leur faible coût d'achat et d'entretien [1,3]. Néanmoins, ces moteurs peuvent être affectés par des défaillances potentielles qui se répercutent sur la sécurité des personnes, des équipements et sur la production, la qualité du service et la rentabilité des installations [4]. Par conséquent, il est très intéressant de développer des techniques et méthodes de diagnostic permettant de détecter de manière anticipée les défaillances et améliore la fiabilité et la disponibilité des systèmes électriques [5].

A cet effet, de nombreuses méthodes de diagnostic ont été mises au point dans la littérature ces dernières décennies [5, 6-13]. Le choix entre telle ou telle méthode est lié à la connaissance que l'on souhaite acquérir sur le système, mais aussi à la complexité de ce système. Ainsi deux grandes catégories sont utilisées dans le domaine du diagnostic: les méthodes de diagnostic à base de modèles analytiques et les méthodes sans modèles. La première catégorie est la plus familière aux automaticiens. Elle suppose la connaissance approfondie du système sous forme de modèle et repose sur le suivi des paramètres et des grandeurs de la machine, au moyen d'algorithmes d'observation. Le principal avantage de ces méthodes réside dans l'intégration d'une connaissance a priori du système et donc un filtrage de l'information [14]. Quant aux méthodes sans modèle, elles sont basées sur l'extraction d'informations par le biais du traitement des signaux mesurés et qui peuvent fournir des informations significatives sur les défauts. Les performances de ces méthodes sont étroitement liées à la pertinence des indicateurs de défauts retenus et à la finesse d'analyse des mesures [14].

En général, la plupart des méthodes de diagnostic s'appuient sur des mesures de grandeurs physiques obtenues le plus souvent à l'aide de capteurs. Cependant, ces capteurs physiques présentent de nombreux inconvénients à savoir le coût, la fragilité, l'encombrement et le manque de précision. Pour toutes ces raisons et avec le progrès des calculateurs numériques, il y a tendance actuellement de remplacer ces capteurs par des algorithmes d'estimation qui transforment les signaux de courants et de tensions en information concernant d'autres variables du moteur électrique, telles que la vitesse ou le flux. Pour cela, de multiples méthodes ont été adoptées, et sans prétention d'exhaustivité, on peut citer celles basées sur un modèle de la machine qui s'appuient notamment sur des techniques d'identification et d'estimation issues de l'automatique. Or, ces techniques doivent tenir compte des variations normales du comportement du système, des bruits de mesures, de perturbations externes ainsi que des erreurs de modélisation, afin d'éviter les fausses alarmes ou les manques à la détection.

De nos jours, les travaux menés dans le domaine de l'estimation paramétrique appliquée au moteur asynchrone sont déjà nombreux comme en témoigne une abondante bibliographie

dans ce domaine [8, 15-18] etc...., ils sont dans la majorité orientés vers la commande du moteur asynchrone et plus récemment vers le diagnostic en vue de réaliser sa maintenance prédictive. En fait, le diagnostic par estimation paramétrique consiste principalement à comparer le comportement réel du système avec un comportement de référence représentant le fonctionnement normal. Cela permet de détecter les changements de comportement dus à l'apparition de défauts. En d'autres termes, sur la base d'un modèle de bon fonctionnement du système on effectue une estimation d'état à partir de la connaissance des entrées et des sorties du système puis utiliser l'erreur d'estimation de la sortie comme un indicateur de présence du défaut. Pour cela, en plus du modèle de base, couramment utilisé (modèle de Park), il a fallu s'orienter vers des modèles plus sophistiqués de type circuits multi-enroulements (modèles basés sur la méthode des circuits électriques magnétiquement couplés) pour une description mieux adaptée aux défauts de cassure de barres et une simulation plus réaliste pour une détection et localisation rapide et précise.

Parmi les techniques d'estimation récemment utilisées dans le domaine de diagnostic des machines électriques, on peut citer plus particulièrement le filtre de Kalman étendu (FKE) qui représente une méthode très puissante, utilisée dans divers domaines d'automatique et de traitement du signal. Ce dernier, est considéré comme un filtre optimal dans des environnements stochastiques permettant de réaliser plusieurs fonctions à savoir : l'estimation, prédiction, lissage ou même la commande avec la prise en charge des signaux noyés dans des bruits aléatoires. La supériorité du FKE réside dans le fait qu'il traite les systèmes stochastiques non linéaires tel est le cas du moteur asynchrone [19,20]. En fait, c'est principalement dans cette direction que notre travail s'est orienté.

Notre contribution s'inscrit dans le cadre de synthèse et de choix des méthodes et des techniques de diagnostic des défauts rotoriques dans la machine asynchrone à cage d'écureuil. Nous nous sommes intéressés à deux approches différentes en l'occurrence l'approche signal et l'approche modèle. La première est basée sur le traitement et l'analyse du signal notamment le courant statorique. Tant que la seconde approche repose sur la surveillance des états et paramètres du modèle comportemental de la machine, sensibles aux défauts rotoriques à savoir: la vitesse, flux, couple, courants et résistance rotoriques du modèle. La détection des défauts rotoriques basés sur l'utilisation du FKE adapté aux systèmes non-linéaires, a été synthétisée. Effectuer la surveillance en utilisant le FKE ne nécessite pas de modifications dans la fabrication des moteurs, par contre, l'efficacité de la méthode réside dans le choix des paramètres significatifs et de la possibilité de les observer.

Bien que, le FKE s'est avéré être un outil efficace pour la conception d'indicateurs de défaut en raison de sa robustesse aux bruits, de sa bonne adaptation à l'implantation sur cible temps réel et de la possibilité de disposer de dynamiques d'observation rapides [8,15]. Cependant, le choix des éléments constitutifs de ces matrices de covariance des bruits d'état et de mesure, respectivement Q et R, constitue l'étape critique dans l'utilisation de l'algorithme du FKE. En effet, s'il est correctement paramétré, le FKE permet d'obtenir une bonne dynamique de détection et s'avère être très robuste aux bruits de mesure, variations de charge et erreurs de modélisation.

Actuellement, l'évolution consistante en technologie des systèmes informatiques a fait de l'optimisation un moyen de grande importance pour le traitement des problèmes en termes de capacité et de rapidité. Elle permet l'amélioration des performances des systèmes en adoptant la solution la plus appropriée parmi une multitude de solutions possibles. En effet, ces outils d'optimisation s'avèrent d'un grand intérêt lors de l'ajustement paramétrique des modèles structurés comme celui du moteur asynchrone associé au FKE. Plusieurs techniques d'optimisation peuvent être trouvées dans la littérature [21,22], mais dans notre cas on

s'intéressera particulièrement à la méthode d'optimisation dite Optimisation par l'essaim de particules (PSO).

L'objectif de notre travail porte d'une part, sur l'application du FKE pour l'estimation des états et paramètres (flux, vitesse et résistance rotorique) aussi bien pour le modèle de base (modèle de Park) qu'au modèle multi-enroulements (sain et défaillant). La mise en œuvre d'un FKE estimant simultanément les états et les paramètres de la machine asynchrone est généralement effectuée dans sa formulation discrétisée. D'autre part, nous envisageons également à optimiser le réglage des performances du filtre de Kalman par ajustement de ses paramètres à savoir : les matrices de covariances de bruits d'état et de mesure ( $Q$ ,  $R$ ), en utilisant, la méthode d'optimisation par essaim de particules PSO (Particule Swarm optimisation). En outre, un diagnostic de cassure de barres rotoriques effectué à base de quelques techniques de traitement du signal à savoir la transformée de fourrier à courte terme (STFT) et les transformées en ondelettes continue et discrète (CWT et DWT) contribuera sans doute à consolider la procédure de diagnostic. En effet, l'étude de la décomposition en ondelettes du signal du courant statorique permet la détection de l'évolution des harmoniques caractéristiques liées à la rupture de barres du rotor.

### **Pour la réalisation de ce travail nous avons adopté le plan suivant :**

Le premier chapitre de ce manuscrit est consacré au contexte de l'étude, plus particulièrement les défauts existants et les différentes méthodes de diagnostic des machines électromécaniques. Cela est suivi d'une synthèse des champs d'applications de ces méthodes. Nous terminons ce chapitre par une analyse des différentes techniques de diagnostic existantes en présentant leurs points faibles et leurs points forts.

Dans le deuxième chapitre, nous évoquerons la modélisation de la MAS dans un repère triphasée, ensuite nous expliciterons, via la transformée de Park, les équations d'état dans un repère diphasé, lié d'une part au champ tournant (repère  $(d, q)$ ) et d'autre part, au stator (repère  $(\alpha, \beta)$ ). La modélisation analytique dédiée à l'étude de défauts rotoriques (cassure de barres ou d'anneaux de court-circuit) dans une machine asynchrone à cage fait partie du deuxième chapitre.

Nous décrivons dans la première section du chapitre 3, les principes généraux des techniques d'estimation, déterministes et stochastiques, les plus populaires dans le domaine de génie électrique ainsi qu'une attention particulière sera réservée aux filtres de Kalman standard (FK) et étendu (FKE). Un rappel théorique sur les diverses méthodes d'optimisation les plus usuellement utilisées. Parmi ces méthodes, on s'intéressera aux métaheuristiques, particulièrement l'optimisation par essaim de particules (PSO) permettant l'ajustement évolutif des paramètres du FKE (notamment R et Q).

L'application du FKE au diagnostic de la MAS avec l'ajustement de ces matrices de covariances, manuel (essais-erreurs) et évolutif (PSO) seront exposées dans le quatrième chapitre. Une autre approche de diagnostic basée sur l'utilisation des techniques de traitement du signal avancées fait l'objet d'un cinquième chapitre.

Au terme de ce travail, une conclusion générale sera donnée pour résumer les résultats obtenus à l'issue de chaque chapitre, permettant également plusieurs perspectives de prolongement du travail réalisé.

Les travaux présentés dans cette thèse ont donné lieu à la publication et aux communications internationales suivantes:

**Publication internationale**

1. **Y. LAAMARI, K. CHAFAA, B. ATHAMENA, « Particule Swarm Optimization of an Extended Kalman filter for speed and rotor flux estimation of an induction Motor drive »** Electrical Engineering, Springer, Vol.97, Issue 2, pp.129-138 (2015)

<http://link.springer.com/journal/202/97/2/page/1>

DOI: [10.1007/s00202-014-0322-1](https://doi.org/10.1007/s00202-014-0322-1)

ISSN: 0948-7921

**Communications internationales:**

1. **Y.LAAMARI, S.ALLAOUI, K.CHAFAA, B.ATHAMENA, “An optimal extended Kalman filter for the rotor fault diagnosis of an Induction Motor drive”,** 2nd International Conference on Pure and Applied Sciences, Yildiz Technical University, Istanbul, Turkey, de 01 au 05 Juin 2016.
2. **S.ALLAOUI, K.CHAFAA, Y.LAAMARI, B.ATHAMENA, “Induction motor state estimation using tuned Extended Kalman Filter “,** 4th International Conference on Electrical Engineering (ICEE), Boumerdès, Algérie,13-15 Dec. 2015.  
DOI: [10.1109/INTEE.2015.7416676](https://doi.org/10.1109/INTEE.2015.7416676)
3. **K.CHAFAA, Y.LAAMARI, S.BARKATI, S.CHAOUCH, “Adaptive Type-2 fuzzy control for induction motor”,** The fifth International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (IEEE SSD08) - Philadelphia University- Amman-Jordan (2008).  
DOI: [10.1109/SSD.2008.4632866](https://doi.org/10.1109/SSD.2008.4632866)

« Ne crains pas d'avancer lentement, crains seulement de t'arrêter ».  
*Sagesse Chinoise*

# ***Chapitre 1 État de l'art sur le diagnostic des systèmes électromécaniques.***

## **1.1. Introduction**

La surveillance et le diagnostic des défaillances dans les dispositifs électromécaniques est un domaine qui a pris une place primordiale depuis que les exigences de fiabilité, de sûreté et de disponibilité sont devenues assez sévères dans les systèmes industriels. En effet, la continuité de service est une qualité importante et incontournable que doit avoir tout système pour satisfaire les exigences des utilisateurs. Cependant, de multiples défaillances peuvent apparaître dans ces systèmes de conversion électromécaniques, elles peuvent être prévisibles ou intempestives, mécaniques, électriques ou magnétiques, et leurs causes sont très variées [7].

Dans ce chapitre, on débute dans un premier temps par un aperçu sur la constitution et le fonctionnement des machines électromécaniques et plus particulièrement les moteurs asynchrones à cage d'écureuil suivi de la présentation des différentes défaillances qui peuvent y survenir notamment tant au stator qu'au rotor. La classification de ces défaillances et leurs origines seront décrites. Nous nous présentons ensuite, un état d'art sur les différentes méthodes de diagnostic les plus couramment utilisées.

## **1.2. Terminologie dédiée au diagnostic**

- **Fonctionnement normal d'un système** : Un système est dit dans un fonctionnement normal lorsque les variables le caractérisant (variables d'état, de sortie, d'entrées et paramètres du système) demeurent au voisinage de leurs valeurs nominales. Le système est dit **défaillant** dans le cas contraire [6].
- **Défaut** : On appelle défaut tout écart entre la caractéristique observée sur le système et la caractéristique de référence lorsque celui-ci est en dehors des spécifications. En effet, le système peut conserver son aptitude à accomplir sa tâche principale si les défauts n'ont pas d'impacts significatifs sur cette tâche. L'art du diagnostic consiste à détecter de façon précoce un défaut avant qu'il ne conduise à un état de défaillance donc de panne [5].
- **Défaillance** : Une défaillance est l'altération ou la cessation de l'aptitude d'un système à accomplir sa ou ses fonctions requises avec les performances définies dans les spécifications techniques [5]. Il est donc clair qu'une défaillance conduit à un défaut. Inversement un défaut n'induit pas nécessairement une défaillance. On peut classer les défaillances selon leur degré de sévérité par :
  - ✓ *Défaillance critique* : nécessite une intervention d'urgence,
  - ✓ *Défaillance significative* : nécessite un processus de traitement,
  - ✓ *Défaillance absorbable* : pouvant être ignorée dans un premier temps.

- **Panne** : Est l'inaptitude d'un dispositif ou système à accomplir une fonction requise. Une panne résulte toujours d'une défaillance et donc d'un défaut [6] :

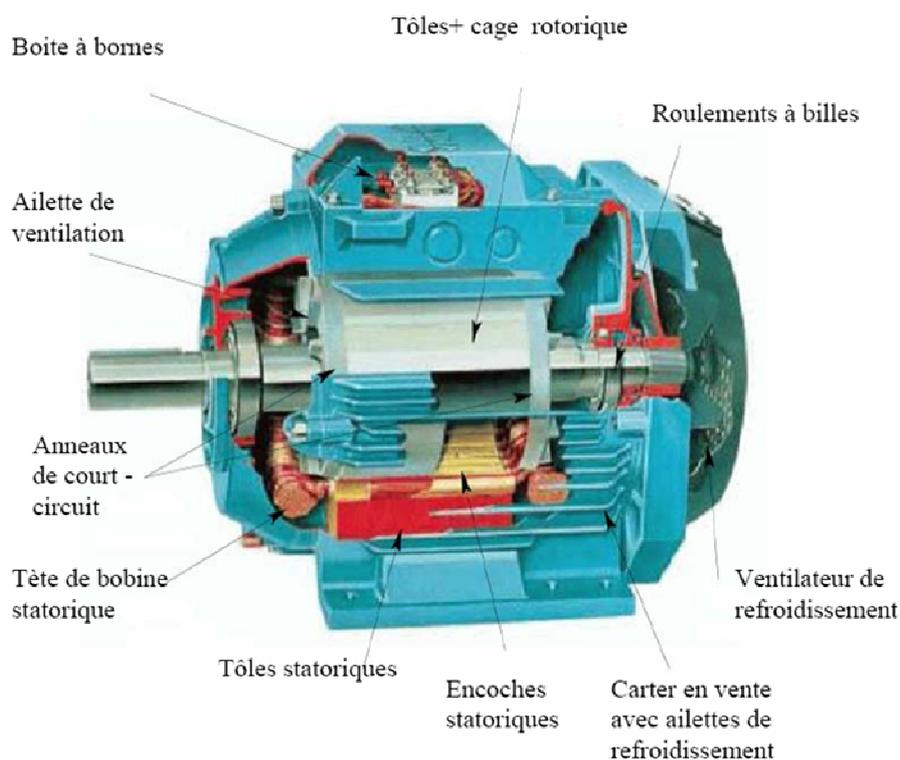


- **Résidu (ou indicateur de défaut)** est la déviation entre les mesures et les calculs basés sur un modèle comportementale du système. Il permet d'identifier la présence ou non de défauts des systèmes.
- **Une perturbation** consiste en tout phénomène considéré comme normal influençant un processus, qui est non ou mal représenté par un modèle de référence.
- **Un symptôme** est l'événement ou l'ensemble d'évènements à travers lesquels est détecté le passage d'un mode de fonctionnement normal à un mode défaillant [4].
- **Détection d'un défaut** : Détermination des défauts présents dans un système et de leurs instants de détection. Elle consiste à détecter si le système se trouve ou non dans un état de fonctionnement normal [4,5].
- **Localisation d'un défaut** : Détermination du type et de l'emplacement du défaut détecté [4,5].
- **Identification d'un défaut** : Détermination de l'amplitude et du comportement temporel des défauts [4,5].
- **Le diagnostic** : De la définition étymologique grecque du mot diagnostic (**Dia** : par, **Gnosis**: connaissance) le diagnostic peut être défini comme étant la détermination d'une défaillance à partir de leurs symptômes ou de leurs effets en utilisant les connaissances sur le système [5]. Selon la norme AFNOR l'opération de diagnostic est définie comme l'identification de la cause probable de la (ou des) défaillances à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test.

## 1.3. Généralités sur le moteur asynchrone à cage d'écureuil

### 1.3.1. Constitution du moteur asynchrone

La machine asynchrone est un système électromécanique permettant la conversion de l'énergie mécanique en énergie électrique (mode générateur) ou la conversion de l'énergie électrique en énergie mécanique (mode moteur). Cette dernière, est souvent appelée moteur à induction et comme le montre la figure (1.1) ci-dessous, comprend un stator et un rotor, constitués de tôles d'acier au silicium et comportant des encoches dans lesquelles on place les enroulements. Le stator est fixe ; on y trouve les enroulements reliés à la source. Le rotor est monté sur un axe de rotation. Selon que les enroulements du rotor sont accessibles de l'extérieur ou sont fermés sur eux mêmes en permanence, on distingue deux types de rotor : bobiné ou à cage d'écureuil [8].



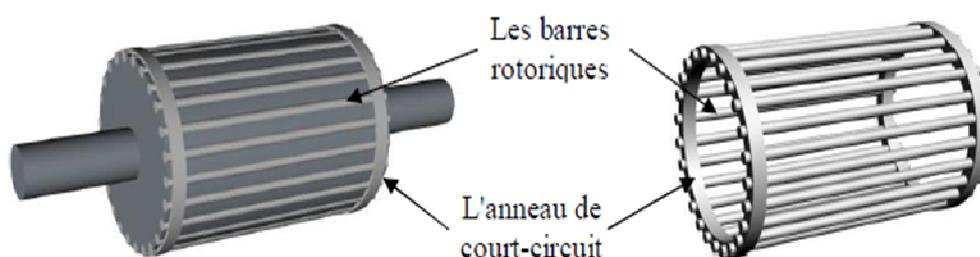
**Figure 1.1** Eléments constitutifs d'une machine asynchrone à cage [23]

### 1.3.1.1. Structure du rotor

Les rotors bobinés sont construits de la même manière que le bobinage statorique. Concernant les rotors à cage d'écureuil (voir figure 1.2), les enroulements sont constitués d'un certain nombre de barres conductrices, une par encoche, reliées entre elles à chaque extrémité du rotor par des anneaux de court-circuit, fabriqués en cuivre ou en aluminium. Ces barres conductrices sont régulièrement réparties, et constituent le circuit du rotor. La cage est insérée à l'intérieur d'un circuit magnétique constitué de disques en tôles empilés sur l'arbre de la machine. Il n'y a généralement pas, ou très peu, d'isolation entre les barres rotoriques et les tôles magnétiques, mais leur résistance est suffisamment faible pour que les courants de fuite dans les tôles soient négligeables, sauf lorsqu'il y a une rupture de barre [24].

On distingue souvent trois types de rotor à savoir [1,2] :

- Le rotor à cage d'écureuil simple ;
- Le rotor à encoches profondes ;
- Le rotor à double cage d'écureuil.



**Figure 1.2** Structure du rotor à cage d'écureuil simple

### 1.3.1.2. Structure du stator

Le stator de la MAS à cage est constitué de tôles d'acier dans lesquelles sont placés les enroulements statoriques. Ces tôles sont habituellement recouvertes de vernis pour limiter l'effet des courants de Foucault; elles sont assemblées les unes aux autres pour former le circuit magnétique statorique. Les enroulements statoriques sont placés dans les encoches prévues à cet effet. Ces enroulements peuvent être insérés de manière imbriquée, ondulée ou encore concentrique [25, 26]. Chaque type présente des avantages dans certaines applications. Par exemple, pour les petits moteurs, et particulièrement lorsque la réalisation du bobinage est mécanisée, on utilise généralement l'enroulement concentrique [8]. Le stator d'une machine asynchrone est aussi pourvu d'une boîte à bornes à laquelle est reliée l'alimentation électrique. Le plus souvent, les phases statoriques sont alimentées par un réseau triphasé de tensions sinusoïdales à fréquence et amplitude constantes ou par un onduleur de tension ou de courant à fréquence et amplitude réglables. La figure (1.3) présente les différentes parties constituant le stator d'une machine asynchrone.



Figure 1.3 Structure du stator

### 1.3.1.3. Organes mécaniques

Les paliers partie mécanique, qui permette la mise en rotation de l'arbre moteur et dont le roulement est l'organe de base qui assure une liaison mobile entre deux éléments d'un mécanisme en rotation l'un par rapport à l'autre. Il permet la rotation relative de ces éléments, sous charge, avec précision et avec un frottement minimal. La majorité des machines électriques utilisent les roulements à billes ou à rouleaux. Les roulements à billes sont les plus utilisés dans le monde industriel parce qu'ils ont le meilleur rapport performance-prix [27].

Les flasques, moulés en alliage de fonte, sont fixés sur le carter statorique grâce à des boulons ou des tiges de serrage comme le montre la figure (1.1).

Les roulements sont, en général, composés d'une bague interne, d'une bague externe, d'un organe de roulement (constitué le plus souvent de billes maintenues dans une cage ou de rouleaux) ainsi que d'un dispositif de lubrification. La figure (1.4) montre la construction typique d'un roulement à billes.

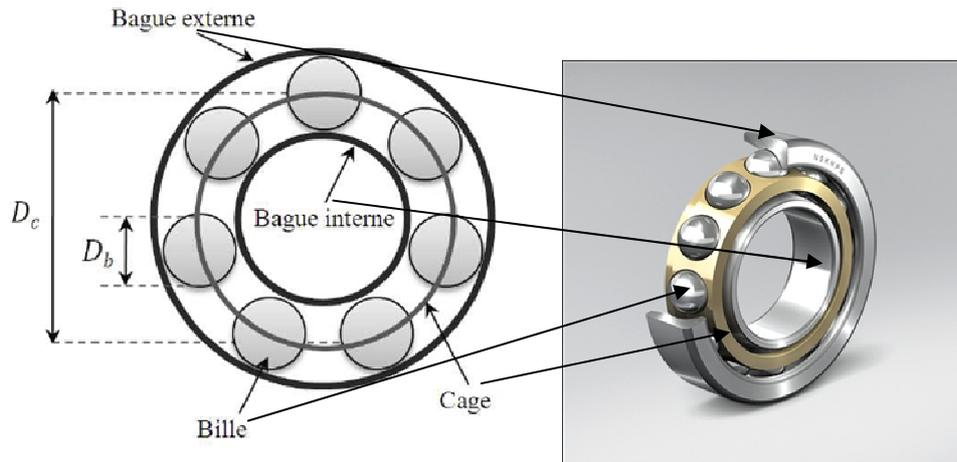


Figure 1.4 Structure d'un roulement à bille [27]

Où  $D_c$  : diamètre de la cage (entre les centres de deux billes opposées),  
 $D_b$  : diamètre d'une bille

### 1.3.2. Principe de fonctionnement du moteur asynchrone triphasé à cage

Le fonctionnement du moteur asynchrone est basé sur l'interaction électromagnétique du champ tournant, créée par le courant triphasé fourni par un réseau triphasé équilibré de pulsation  $\omega_s$  aux enroulements statoriques, et des courants induits dans l'enroulement rotorique lorsque les conducteurs de ce dernier sont coupés par le champ magnétique tournant (Loi de Lenz). Cette interaction électromagnétique des deux parties de la machine n'est possible que lorsque la vitesse du champ tournant diffère de celle du rotor [1,2].

Dans la MAS, l'onde du champ tournant se déplace dans l'entrefer de la machine avec une vitesse de rotation nommée vitesse de synchronisme  $\Omega_s$ . Elle est liée à la fréquence d'alimentation  $f_s$  par l'expression suivante:

$$\Omega_s = \frac{\omega_s}{p} = 60 \frac{f_s}{p} \text{ (tr/min)} \quad (1.1)$$

Où  $f_s$  : fréquence des tensions triphasées du réseau d'alimentation [Hz]  
 $p$  : le nombre de paires de pôles.

Un rotor en court circuit, balayé par ce champ tournant, sera traversé par des courants induits (courants de Foucault), ce qui soumet ce dernier à des forces électromagnétiques de Laplace. L'ensemble de ces forces crée un couple moteur qui mettra le rotor en rotation (voir figure I.5). Le rotor tourne dans le même sens que le champ tournant, sa vitesse de rotation est légèrement inférieure à celle du champ tournant ( $\Omega < \Omega_s$ ) [1, 4].

En effet, Il existe donc toujours une différence de vitesse entre le stator et le rotor. Cette différence s'appelle le glissement ( $g$ ) qui est une caractéristique particulière de la MAS. Il est défini comme étant l'écart de vitesse entre la vitesse de synchronisme ( $\Omega_s$ ) et la vitesse de rotation du rotor ( $\Omega$ ). Le glissement  $g$  est alors donné par :

$$g = (\Omega_s - \Omega) / \Omega_s \quad (1.2)$$

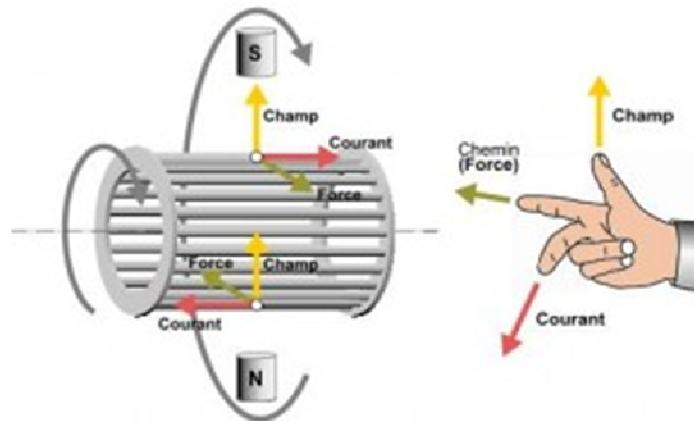


Figure 1.5 Principe de fonctionnement d'un moteur asynchrone triphasé à cage

### 1.4. Défaillances dans les machines électriques

De nos jours, grâce au progrès étendu en ingénierie et en sciences des matériaux les machines électriques sont devenues robuste et plus légères, tout en ayant une durée de vie considérable. Néanmoins, malgré les améliorations apportées aux techniques de conception, les défaillances peuvent encore se produire. Une défaillance de machine électrique représente tout incident donnant lieu à un comportement anormal de la machine et qui peut à court ou long terme provoquer son endommagement [28,29].

Ces défaillances peuvent être classées selon leurs origines en deux catégories : interne et externe [8, 9,30]. 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 comme le montre le tableau (1.1) suivant :

Tableau 1.1 : Classification des défauts des machines électriques selon leurs origines [30,31]

Défaillances des machines électriques	Interne	Mécanique	Contact entre le stator et rotor.
			Défaut de roulements
			Excentricité statique ou dynamique
			Mouvement des enroulements et des tôles
		Electrique	Rupture de barres
			Défaillance au niveau de l'isolation
	Défaillance au niveau du circuit magnétique		
	Externe	Mécanique	Défaut de montage
			Surcharge de la machine
			Une charge oscillante
		Electrique	Source de tensions déséquilibrée
			Fluctuation de la tension
Réseau bruité			
Environnementale	Température		
	Humidité		
	Manque de propreté		

### 1.4.1. Etude Statistiques des défaillances

De nombreuses études statistiques sur la fiabilité des machines électriques ont été effectuées par différents groupes industriels depuis les années 80 jusqu'à présent [11,32-36]. Parmi celles-ci on peut citer l'étude principale, effectuée par la compagnie "General Electric", dont les résultats (voir figure 1.6) ont été publiés dans EPRI (Electric Power Research Institute) en 1982 [37] ; elle couvre environ 5000 moteurs, dont approximativement 97% étaient des moteurs asynchrones triphasés à cage.

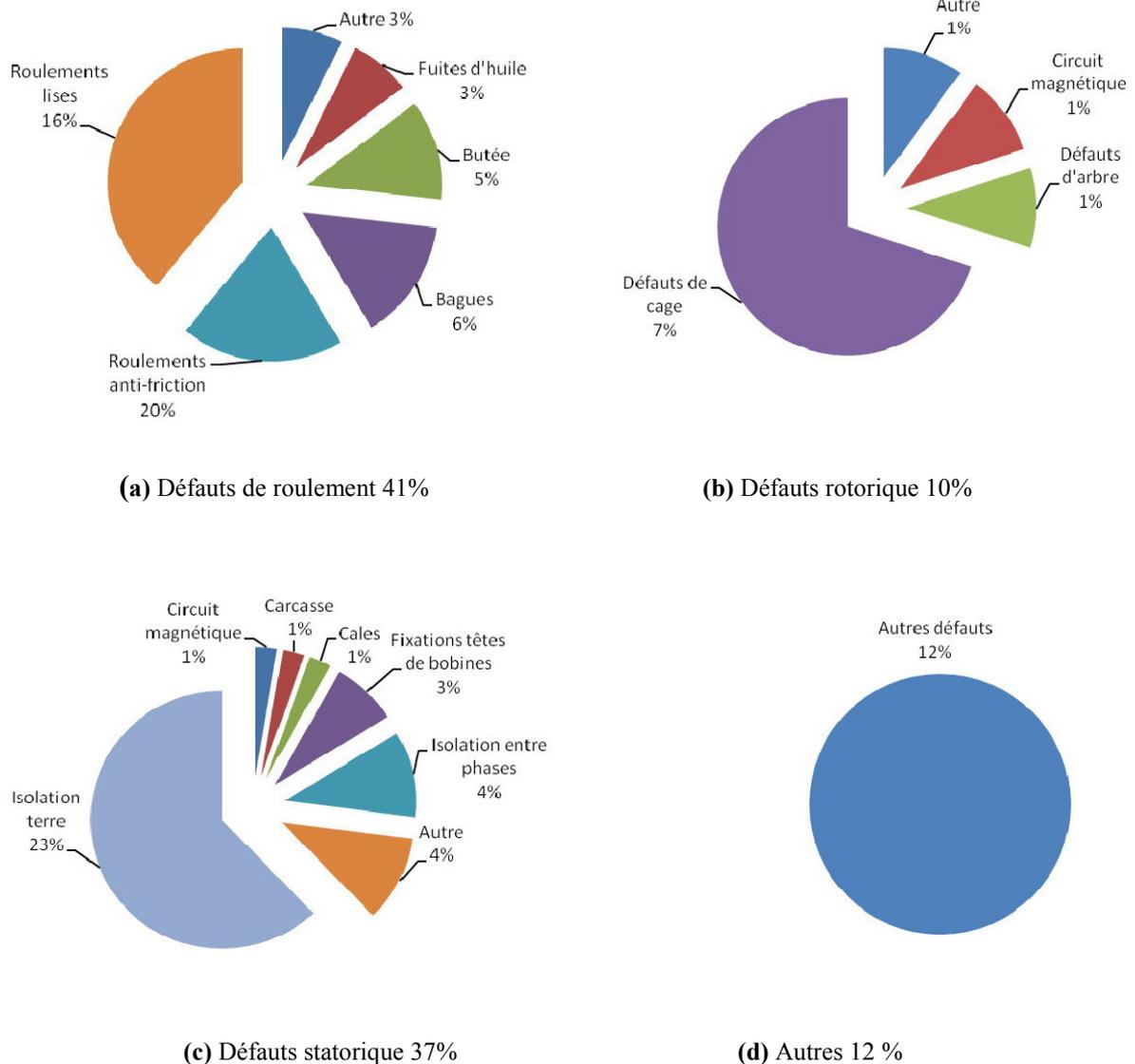


Figure 1.6 Répartition détaillée des défauts [11,37]

Une autre étude statistique, menée en 1988 par une compagnie d'assurance allemande de systèmes industriels [38] sur les défaillances des machines asynchrones de moyenne puissance (de 50 kW à 200kW) a montré que 60% des défauts se situent au stator, 20% au rotor, 9% aux roulements et 11% dans les autres régions de la machine (voir figure 1.7).

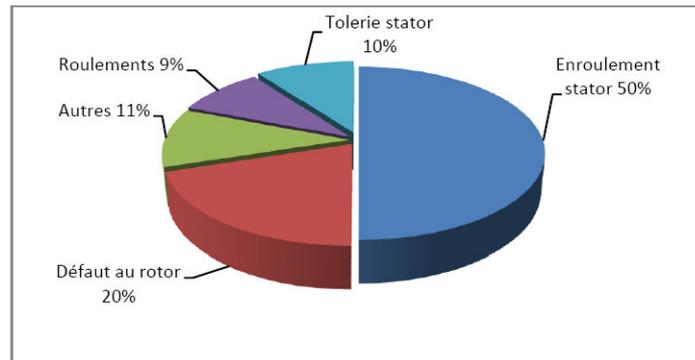
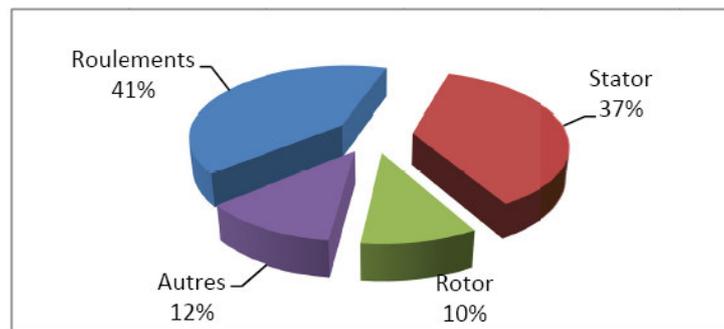
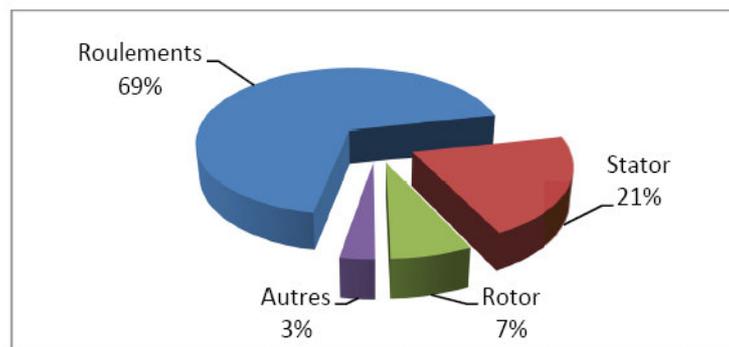


Figure 1.7 Statistique des défauts dans les MAS de moyenne puissance [38]

Cependant, le travail réalisé par Thorsen et Dalva [36] sur les moteurs asynchrones de grande puissance (de 100 KW à 1 MW) mentionné après par Thomson [11], a montré que les défauts de roulements et du bobinage statorique (voir figure 1.8(a), (b)) sont les plus fréquents à cause des contraintes mécaniques importantes auxquelles sont soumis ces types de machines. Une étude statistique récente faite par Bonnet [35] sur les machines asynchrones de grande puissance confirme que les défauts proviennent principalement de roulements (69%).

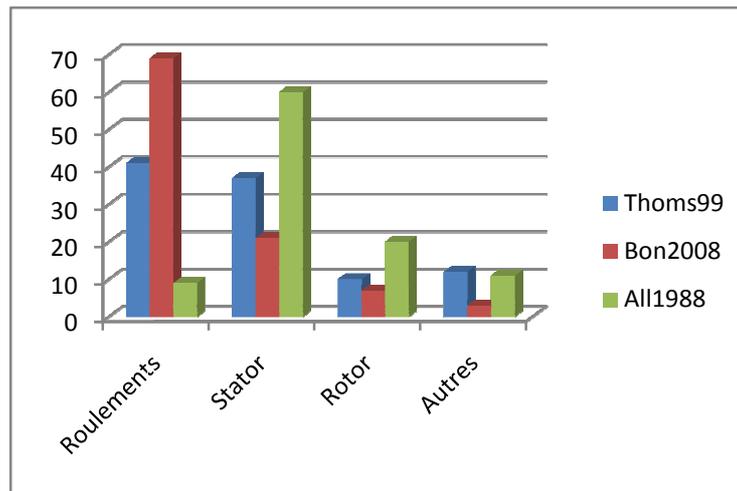


a) Thomsen 1999 [11]



b) Bonnett 2008 [15]

Figure 1.8 Evolution des défauts des MAS de grande puissance sur une décennie



**Figure 1.9** Récapitulatif de la répartition des défaillances selon les études

D'après les études [37, 38], nous pouvons constater que les défauts statoriques et rotoriques sont plus fréquents dans les machines de moyenne puissance voir figure (1.9). Evidemment, ces statistiques évoluent aussi avec le type de machines et le type d'alimentation [28]. En outre, Il est connu que l'occurrence d'un type quelconque de défauts dépend fortement de l'application spécifique de la machine [30,34]. Par exemple, il a été constaté que dans des machines asynchrones à cage, les défauts de la cage rotorique sont plus élevés que les défauts d'enroulement statorique pour les applications où la machine est fréquemment arrêtée et remise en marche sous une charge importante (machines à outils et les industries minières) [27].

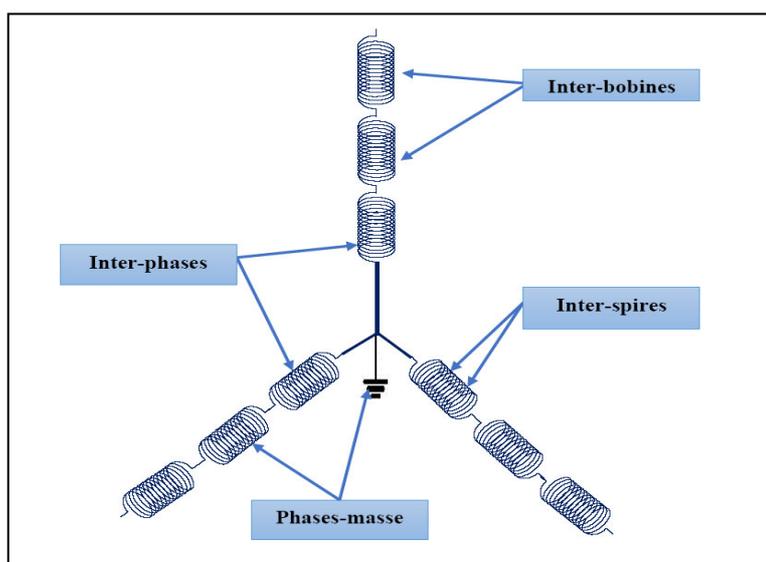
Nous donnons dans les paragraphes suivants, une description succincte de défaillances les plus courantes dans les machines asynchrones à cage d'écureuil.

#### 1.4.2. Défaillances au stator

Ces défauts sont généralement liés à une dégradation de l'isolement. A un stade avancé, ces défauts pourront provoquer un court-circuit entre spires qui peut s'aggraver et évoluer vers un court-circuit entre deux phases ou une phase et la terre (carcasse) [27,28]. Les courts-circuits entre phases apparaissent dans les têtes de bobines, puisque c'est dans celles-ci que les conducteurs de phases se côtoient. Ce court-circuit entre phases provoquerait un arrêt net de la machine. Cependant, les courts-circuits entre spires de la même phase qui peuvent apparaître soit au niveau des têtes de bobines soit dans les encoches entraînent une diminution du nombre de spires effectives de l'enroulement et contribuent ainsi à un déséquilibre des courants des trois phases et par conséquent à une dégradation du couple moteur [27,29].

Ce type de défaut perturbe aussi sensiblement les commandes développées sur la base du modèle de Park (hypothèse d'un modèle équilibré).

Par rapport à la topologie des stators, les défauts pouvant survenir au sein du bobinage statorique sont mentionnés sur la figure (1.10).



**Figure 1.10** Différents types de court circuit dans le stator

Notons que les causes des défauts au stator sont multiples, alors on se contente d'énumérer ci-après les plus fréquentes [28, 30]:

#### Cause de défauts statoriques:

- ✓ court-circuit entre spires : surtension, température excessive, vibration, humidité ;
- ✓ court-circuit entre phases : haute température, alimentation déséquilibré, défaut d'installation ;
- ✓ défaut d'isolation : démarrage fréquent, décharge partielle, condition, température et humidité extrême ;
- ✓ défaut entre le stator et carcasse : cycle thermique, abrasion de l'isolant, encrassement des spires par la carcasse, présence des points anguleux dans les encoches, choc ;
- ✓ déplacement des conducteurs : démarrage fréquent, vibration de tête de bobines ;
- ✓ défaillance des connecteurs : vibration excessive ;
- ✓ vibration de la carcasse : mauvaise installation, déséquilibre magnétique, déséquilibre d'alimentation, surcharge, mouvement des enroulements, contact avec le rotor.

#### 1.4.3. Défaillances au rotor

Un rotor bobiné peut être affecté par les mêmes défauts que le stator. Cependant, les défauts du rotor à cage (voir figure 1.11) peuvent être considérés comme plus complexes et plus variés que les défauts du stator. Les défauts rotoriques les plus rencontrés dans une machine asynchrone peuvent être classés comme suit [27]:

- Rupture d'une barre rotorique,
- Rupture d'une portion d'anneau de court-circuit,
- Court-circuit dans les enroulements rotoriques (cas de rotor bobiné).
- Excentricité statique et/ou dynamique

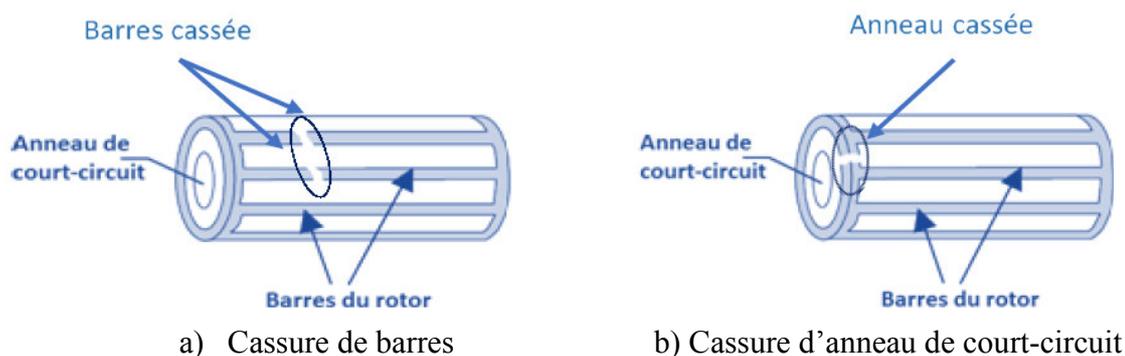


Figure 1.11 Défauts d'un rotor à cage d'écureuil [30]

### A. Rupture d'une barre rotorique

Contrairement au stator, la conception et la fabrication du rotor à cage ont peu changé au fil des années. Les défauts au rotor représentent environ 10% du total des défaillances du moteur asynchrone de grande puissance [11,37]. Cependant, dans le domaine du diagnostic de défaut et la surveillance des machines électriques, la plupart des recherches présentée dans la littérature traite les défauts du rotor, alors que les défauts de roulement, qui comptent environ 40-50% des pannes du moteur, ne sont pas aussi largement étudiés.

La cassure ou rupture de barre est un des défauts les plus fréquents au rotor. Elle peut se situer soit au niveau de son encoche soit à l'extrémité qui la relie à l'anneau rotorique. La détérioration des barres réduit la valeur moyenne du couple électromagnétique et augmente l'amplitude des oscillations, qui elles-mêmes provoquent des oscillations de la vitesse de rotation, ce qui engendre des vibrations mécaniques et donc, un fonctionnement anormal de la machine. La grande amplitude de ces oscillations accélère la détérioration de la machine. Ainsi, le couple diminue sensiblement avec le nombre de barres cassées induisant un effet cumulatif de la défaillance. L'effet d'une cassure de barre croît rapidement avec le nombre de barres cassées.

### B. Rupture d'une portion d'anneau de court-circuit

La rupture d'une portion d'anneau est un défaut qui apparaît aussi fréquemment que la cassure de barres. Comme il est difficile de le détecter, ce défaut est usuellement groupé, voir confondu, avec la rupture de barres dans les études statistiques. Il est à noter que ces portions d'anneaux de court-circuit véhiculent des courants plus importants que ceux des barres rotoriques. Alors, un mauvais dimensionnement des anneaux, une détérioration des conditions de fonctionnement (température, humidité,...) ou une surcharge de couple et donc de courants, peuvent entraîner leur cassure. La rupture d'une portion d'anneau déséquilibre la répartition des courants dans les barres rotoriques et par la suite, provoque un effet de modulation d'amplitude sur les courants statoriques [39].

### C. Défaut 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 [30]:

- **L'excentricité statique** (Figure 1.12 (a)): est souvent dû à un désalignement de l'axe de rotation du rotor par rapport à l'axe du stator, dont la cause la plus familière est le décentrage des flasques.

- **L'excentricité dynamique** (Figure 1.12 (b)) : elle se caractérise par un centre de rotation du rotor différent du centre géométrique du stator, mais, de plus, le centre du rotor tourne autour du centre géométrique de ce stator. Ce défaut peut-être causé par une déformation du cylindre rotorique, une déformation du cylindre statorique ou la détérioration des roulements à billes [30].
- **L'excentricité mixte** (Figure 1.12 (c)) : la plus fréquente [40], est la combinaison d'une excentricité statique et d'une excentricité dynamique.

Dans ci-après, on se contente d'énumérer les causes les plus fréquentes des défauts d'excentricité :

#### Cause de défauts rotoriques :

- ✓ défaut de roulements : mauvaise installation, déséquilibre magnétique, haute température, perte de lubrifiant, charge déséquilibrée, corrosion ;
- ✓ rupture de barres : cycle thermique, régime transitoire à longue durée ; déséquilibre magnétique ;
- ✓ rupture d'une portion d'anneau : cycle thermique ;
- ✓ excentricité : mauvaise installation, déséquilibre magnétique, défauts des roulements ;
- ✓ désalignement des roulements : défaut de couplage, mauvaise installation, surcharge ;
- ✓ défaut du circuit magnétique : défaut de fabrication, surcharge, cycle thermique ;
- ✓ déséquilibre mécanique : mauvais alignement, mouvement des anneaux de court-circuit.

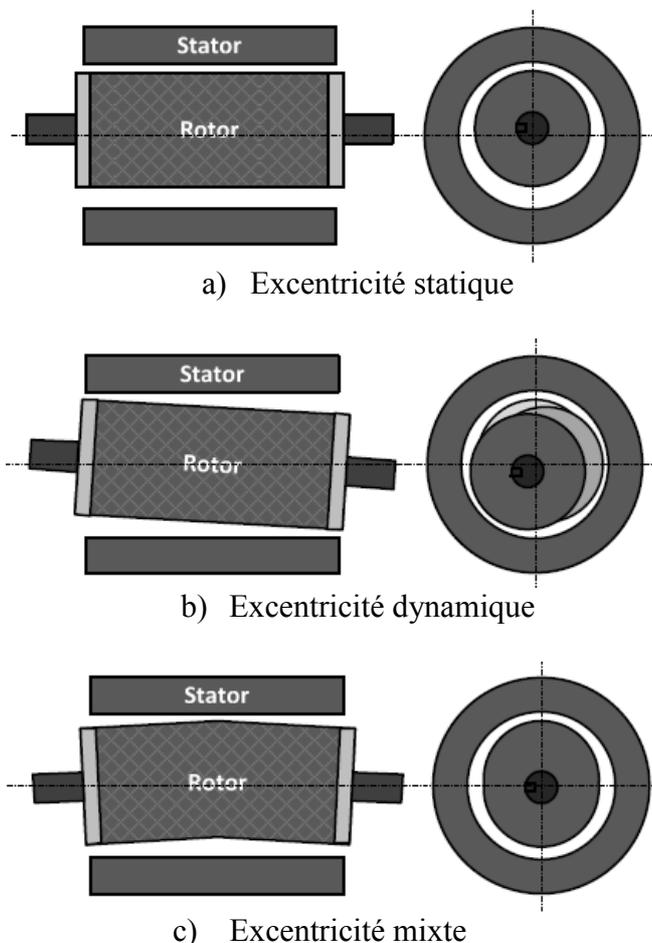


Figure 1.12 Différents types de défauts d'excentricité [30]

#### 1.4.4. Défaillances d'ordre mécanique

En général, les défaillances d'ordre mécaniques sont éventuellement les plus rencontrées parmi tous les défauts que compte la machine asynchrone. Ces défauts peuvent apparaître au niveau des roulements à billes, des flasques ou encore de l'arbre moteur [23].

##### A. Défauts de roulements

Les défauts de roulement représentent une part non négligeable des défauts survenant dans les machines électriques notamment celles de fortes puissances [11, 35]. Ce type de défauts est généralement lié à l'usure du roulement et plus précisément à une dégradation des billes, ou de la bande de roulement, il peut avoir des origines diverses [41] :

- Contraintes mécaniques dues à une surcharge ;
- Mauvais assemblage ;
- Circulation de courant électrique dans les bagues ;
- Défaut de lubrification ;
- Contraintes environnementales (température, corrosion, poussières).

Il a été montré également que les défauts de roulements entraînent de façon générale plusieurs effets mécaniques dans les machines tels qu'une augmentation du niveau sonore et l'apparition de vibrations induisent des variations dans le couple de charge de la machine asynchrone. Le point ultime de roulements défectueux est le blocage du rotor [30].

##### B. Autres défauts mécaniques

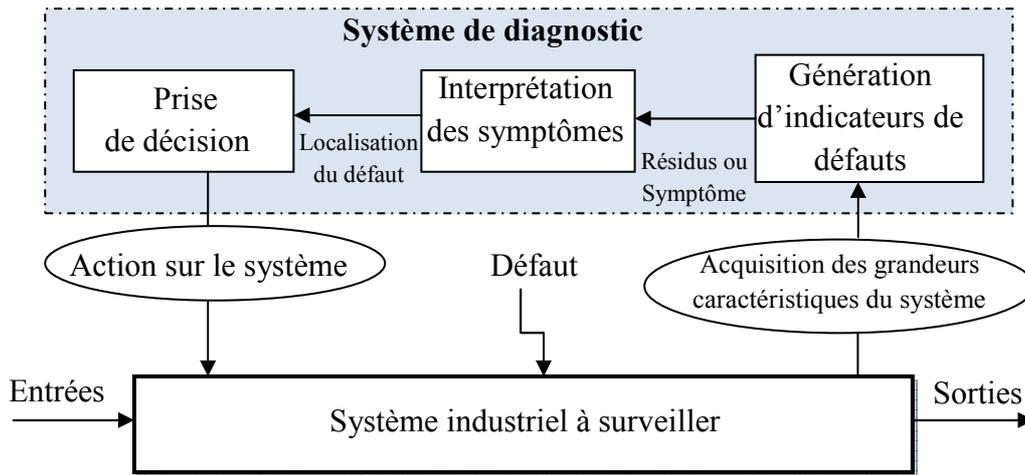
En plus des défauts de roulements, on peut citer également les défauts créés par les flasques de la machine asynchrone, causés le plus souvent à l'étape de fabrication. En effet, un mauvais positionnement des flasques provoque un désalignement des roulements à billes, ce qui induit une excentricité au niveau de l'arbre de moteur. Il est possible de détecter ce type de défaillance par une analyse vibratoire ou une analyse harmonique des courants absorbés par la machine [2, 23].

Cependant, l'utilisation d'un mauvais matériau de construction de l'arbre et l'impact des milieux corrosifs peuvent affaiblir la robustesse de ce dernier et conduire à court ou long terme, à des fissures qui peuvent mener à une fracture nette de l'arbre en provoquant ainsi un arrêt irrémédiable de la machine asynchrone. Une analyse vibratoire, une analyse par ultrason, une analyse fréquentielle des courants absorbés ou simplement une analyse visuelle de l'arbre de la machine permet de détecter ce type de défaillance [23].

### 1.5. Procédure de base de diagnostic

Le diagnostic a pour objectif de rechercher l'origine d'un défaut constaté. Ce dernier correspond à une déviation jugée anormale d'une grandeur caractéristique du système. Toute méthode de diagnostic repose sur l'analyse d'un certain nombre d'indicateurs, ou symptômes, permettant de caractériser l'état de fonctionnement du système [6].

La mise en œuvre d'une telle approche figure(1.13) nécessite de générer des indicateurs de défauts ou symptômes, puis interpréter correctement ces symptômes afin de déterminer l'origine du défaut, c'est à dire l'élément présentant un fonctionnement anormal et en fin, le résultat de cette analyse débouche, sur une prise de décision destinée à un retour à la normale du système jugé défaillant.



**Figure 1.13** Structure générale d'un système de diagnostic [6]

Selon la figure (1.13) ci-dessus, on peut distinguer deux étapes principales dans la procédure de diagnostic: la détection et la localisation des défauts et en plus l'identification dans certaines méthodes. En pratique, dans un équipement industriel, lorsqu'un défaut apparaît le système de diagnostic détecte l'anomalie puis identifie la (ou les) cause(s) pour qu'il puisse être isolé. L'organisation de la procédure de diagnostic de défaut(s) d'un système s'articule autour des étapes suivantes [5,42] :

- Extraction des informations nécessaires,
- Elaboration des signatures associées aux symptômes des défauts,
- Détection de dysfonctionnements,
- Mise en œuvre de la méthode de diagnostic,
- Interprétation des données,
- Prise de décision en fonction des conséquences et de l'importance des défauts.

## 1.6. Indicateurs pour détecter les défauts dans le moteur asynchrone

Les conséquences des défauts du moteur asynchrone se manifestent le plus souvent par des performances médiocres au démarrage, des vibrations excessives, et des échauffements. Tous ces éléments peuvent contribuer par exemple à la détérioration du rotor, et des effets secondaires dans le stator qui peuvent provoquer ainsi sa panne [27].

A ce jour, l'analyse des grandeurs mesurables et les signaux de défaut demeure la démarche la plus souvent utilisée pour le diagnostic de défauts sur les machines électriques. Les grandeurs et signaux de défauts les plus couramment utilisés sont [19]:

- les courants statoriques ;
- le flux rayonnant de dispersion ;
- la tension d'alimentation ;
- la tension de neutre ;
- le couple électromagnétique ;
- la vitesse de rotation ;
- la puissance instantanée ;
- les courants dans le repère de Park  $i\alpha$ ,  $i\beta$  ;
- la vibration mécanique.

Ces signaux donnent des informations qui peuvent être ou non redondantes. Cependant, l'équipement nécessaire pour l'acquisition de ces signaux reste encore coûteux. Le traitement des informations mesurées est un travail d'identification de la panne à travers sa signature [35].

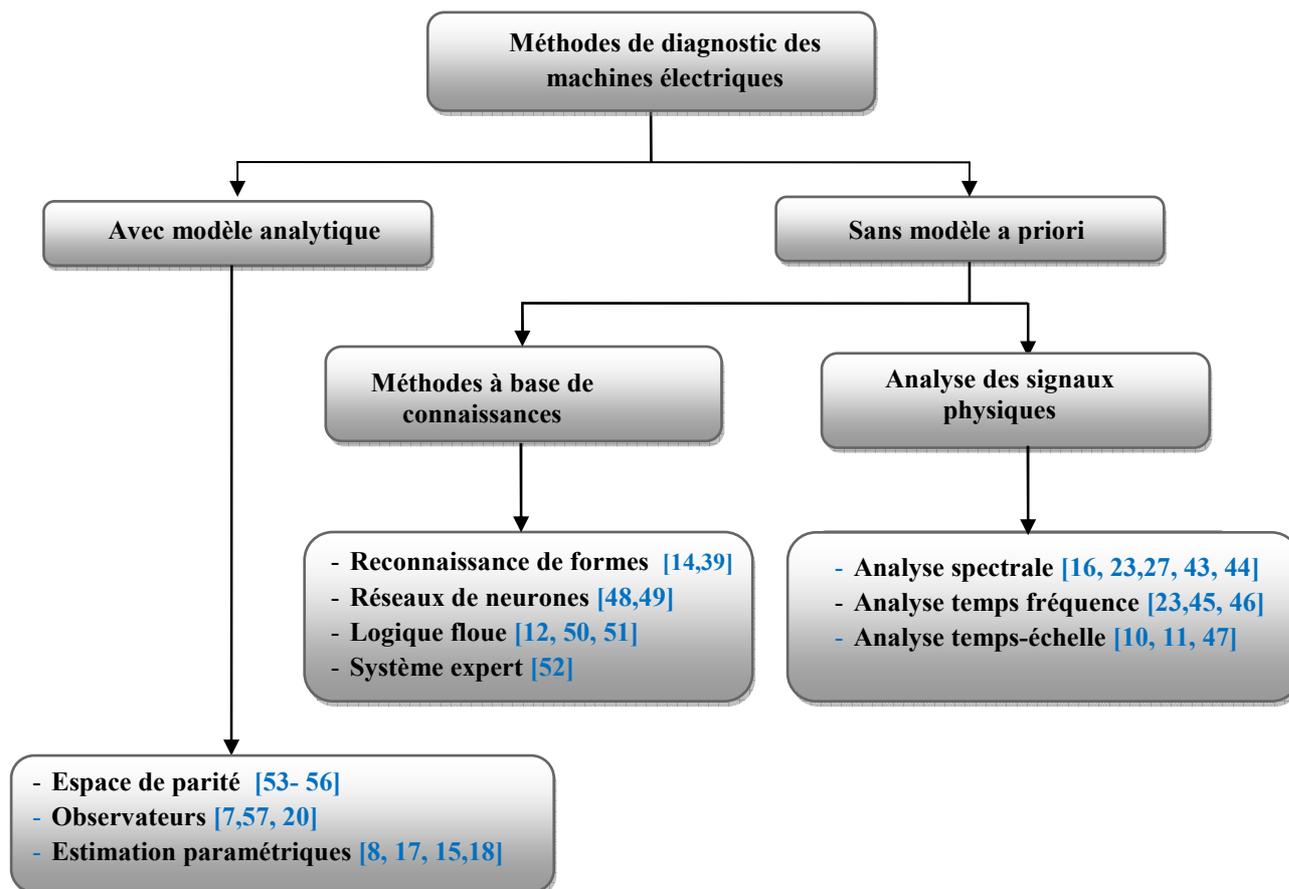
Dans la littérature, les méthodes de détection de défauts électriques du stator (court-circuit inter-spores,...) ou du rotor (cassure de barres,...) dans les machines électriques à cage sont nombreuses. Elles seront présentées plus en détail dans la section suivante.

## 1.7. Méthodes de détection et diagnostic des défaillances

Plusieurs approches de diagnostic ont été développées dans la littérature ces dernières décennies pour résoudre les différents problèmes de surveillance des systèmes électromécaniques. Ces approches peuvent être classifiées en deux grandes catégories: les approches à base de modèle et les approches sans modèle a priori [10,42].

- ✚ La première catégorie utilise le modèle mathématique du système à surveiller, et est employée généralement dans les domaines de l'automatisme. Elle est souvent dite **approche avec modèle** ou **interne**.
- ✚ La deuxième catégorie est basée sur l'analyse des données acquises sur le système afin de pouvoir extraire les informations nécessaires à la détection et à la localisation des défauts. Elle est dite aussi **approche sans modèle a priori** ou **à base du signal** ou **externe**.

En fait, ces deux grandes catégories sont fondées sur deux concepts différents; la première utilise le modèle qualitatif bien que la seconde fait appel au modèle quantitatif. L'approche de diagnostic quantitatif très largement répandue repose sur l'utilisation d'un modèle mathématique du système étudié [6]. Elle est basée sur la génération et l'étude d'un signal particulier appelé « indicateur de défaut » ou « résidu ». Les modèles utilisés peuvent être très complexes, à temps continu ou temps discret, linéaires ou non linéaires.



**Figure 1.14** Différentes méthodes de diagnostic dans les machines électriques

Toutefois, l'obtention d'un modèle global est difficile à obtenir en raison de la complexité des phénomènes physiques mis en jeu. Alors on peut faire appel aux méthodes de diagnostic qualitatif dont le principe est basé sur l'expérience sensible des individus. Ces méthodes tentent d'imiter les comportements cognitifs humains par l'utilisation des techniques informatiques, relevant de l'intelligence artificielle, exprimée avec des symboles, traitée et simulée avec un raisonnement logique humain. D'une manière simplifiée on peut dire que les méthodes quantitatives sont plutôt bien adaptées à l'étape de génération de résidus, alors que les méthodes qualitatives sont appropriées pour l'étape d'évaluation des résidus. La figure (1.14) présente les différentes méthodes de diagnostic sous mentionnées.

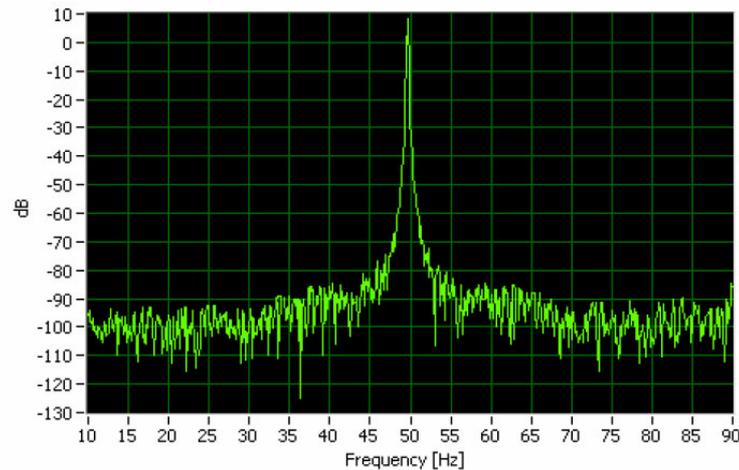
### 1.7.1. Approches de diagnostic sans modèle a priori

Ce type d'approches ne nécessitent pas forcément de modèle précis du système mais reposent plutôt sur une reconnaissance de signatures de défauts. Ces signatures, obtenues par modélisation ou par mesure sur maquette, sont souvent classées dans une base de données. L'analyse et/ou l'interprétation des ces derniers sont effectuées par diverses techniques ou méthodes. Celles-ci peuvent être classées en deux grandes sous-catégories :

#### 1.7.1.1. Méthodes basées sur l'analyse des signaux physiques

Le principe de ces méthodes repose essentiellement sur l'existence de propriétés particulières de certains signaux physiques prélevés sur la machine en fonctionnement sain ou défaillant. En effet, la survenue d'un défaut étant à l'origine d'une modification des caractéristiques temporelles et fréquentielles de certaines grandeurs électriques et mécaniques

(tension, courant, vibration mécanique, flux magnétique ...) [8]. Dans la littérature, plusieurs techniques de détection de défauts par traitement du signal ont été présentées [16, 23,44, 58]. L'analyse des courants statoriques, couramment nommées MCSA (Motor Current Signal Analysis) figure parmi les techniques les plus répandues pour la détection des défauts rotoriques [13,29]. Elle présente l'avantage de n'utiliser que des capteurs de courant, qui sont souvent déjà présents dans les systèmes de commande de la machine. L'analyse temporelle, consiste à comparer les signaux temporels issus d'un fonctionnement sain aux signaux temporels du fonctionnement courant du système. Cependant, cela ne permet pas d'identifier efficacement les défaillances pouvant affecter les machines électriques. En effet, le déphasage introduit par les instruments de mesure rend la comparaison directe de ces signaux non significative [14,39].



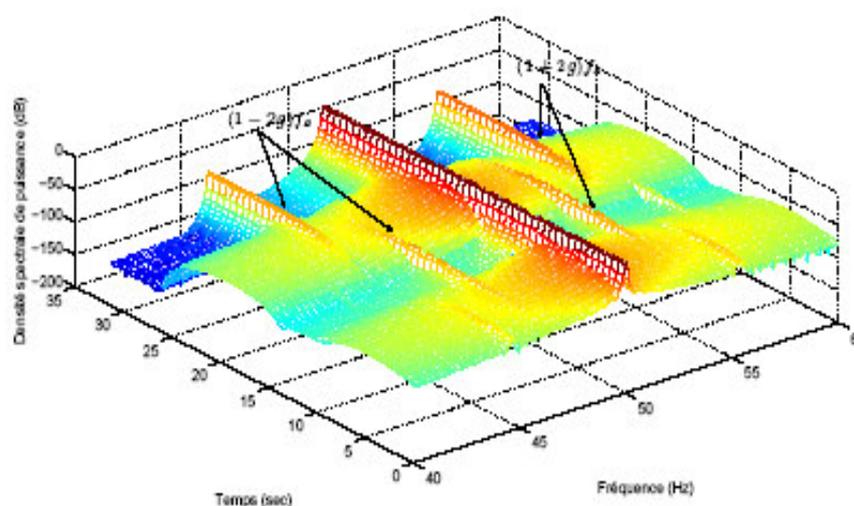
**Figure 1.15** Analyse spectrale du courant statorique (Moteur sain) [59]

La surveillance par analyse spectrale des courants statoriques figure (1.15) consiste à détecter des raies aux fréquences caractéristiques du défaut dans la machine en utilisant la simple transformée de Fourier (FFT). Bien que l'analyse spectrale permet une surveillance rapide et peu onéreuse car elle exige un simple capteur de courant ou de vibration [8]. Cependant, elle présente un sérieux inconvénient, vu qu'elle suppose que la majorité des signaux sont infinis dans le temps ou périodiques, alors qu'en réalité ils peuvent être de courte durée et comporter des variations au cours du temps d'acquisition [51]. Cette méthode est souvent utilisée durant le régime permanent de la machine [23]. En effet, elle n'est pas adaptée au fonctionnant à vitesse et/ou couple de charge variables qui implique un contenu fréquentiel dépendant du temps. Ainsi, les signaux analysés ne peuvent plus être considérés comme stationnaires et une analyse fréquentielle classique ne suffit plus pour localiser avec précision les fréquences caractéristiques du défaut et d'en conclure sur leur présence ou non. En fait, cette dernière technique ne peut servir, en termes d'identification, que si les composantes fréquentielles définies pour chaque défaut sont connues [13,44]. Cela nécessite une analyse manuelle par un expert en surveillance des machines électriques [8].

Alors, afin de surmonter cet inconvénient, d'autres techniques ont été développées pour analyser des signaux avec un contenu fréquentiel variable au cours du temps. Parmi celles-ci on peut citer la transformée de Fourier à Court Terme (STFT) appelée aussi le spectrogramme (voir figure 1.17c), qui permet d'effectuer une analyse fréquentielle des signaux en régime dynamique du système [47]. Le principe de cette technique consiste à effectuer un calcul répétitif de la transformée de Fourier rapide (FFT) sur une fenêtre temporelle glissante (voir figure (1.17b)), ce qui rend cette technique sensible à la longueur de la fenêtre, au type de fenêtrage, à la durée totale de supervision et au pas de glissement de la fenêtre [47, 58,60].

Nous pouvons citer également les outils de représentation temps-fréquence qui combinent l'analyse temporelle et l'analyse fréquentielle. Ces techniques, basées sur l'utilisation de la distribution de Wigner-Ville [45] ou la transformée de Hilbert-Huang (HHT) [61], permettant de réaliser un diagnostic relativement précis de l'état du système étudié. La Distribution de Wigner Ville (DWV) est une transformation non linéaire, permettant de visualiser le signal sous forme « temps-fréquence ». Le principal atout de cette méthode, c'est qu'elle n'oppose aucune restriction sur les résolutions temporelles et fréquentielles. Cette transformation peut être interprétée comme la densité spectrale de puissance instantanée du signal et possède donc des unités de puissance et non d'amplitude [51].

Le temps de calcul d'une telle représentation peut être excessif et l'interprétation de l'image résultante est souvent difficile, ce qui rend la détection de défaut complexe [33]. Pour cette raison, une méthode d'analyse temps-fréquence adaptative pour détecter les barres rotoriques cassées et les défauts de roulements a été proposée. Le principe de celle-ci consiste à transformer le courant du moteur en une représentation temps-fréquence pour capturer la variation dans le temps des composantes spectrales comme nous le montre la figure (1.16).



**Figure 1.16** : Représentation temps-fréquence du courant statorique lors d'une variation du couple de charge avec une barre cassée [23].

Une autre technique de fenêtrage avec une région de taille variable est utilisée pour améliorer l'analyse du signal, ce signal pouvant être par exemple le courant statorique du moteur asynchrone. Dans ce contexte, on peut citer donc, les représentations temps-échelle (voir figures (1.17d) et (1.18)) utilisant la méthode de décomposition par les transformées en ondelettes continues ou discrètes (CWT ou DWT) [61]. Ce mode d'analyse permet la détection des phénomènes qui se déroulent sur des échelles de fréquences différentes rencontrées dans un signal. L'idée principale est de décomposer le signal à l'aide de fonctions analysantes particulières construites à partir d'une ondelette mère oscillante et à moyenne nulle [23,51]. A partir de l'ondelette mère, il est possible de créer des ondelettes analysantes centrées autour d'une valeur et à échelle variable limitée.

L'analyse par ondelettes permet l'utilisation d'intervalles de temps longs, pour avoir une information basse fréquence la plus précise possible, et d'intervalles de temps plus courts, pour avoir une information riche en hautes fréquences [23, 62].

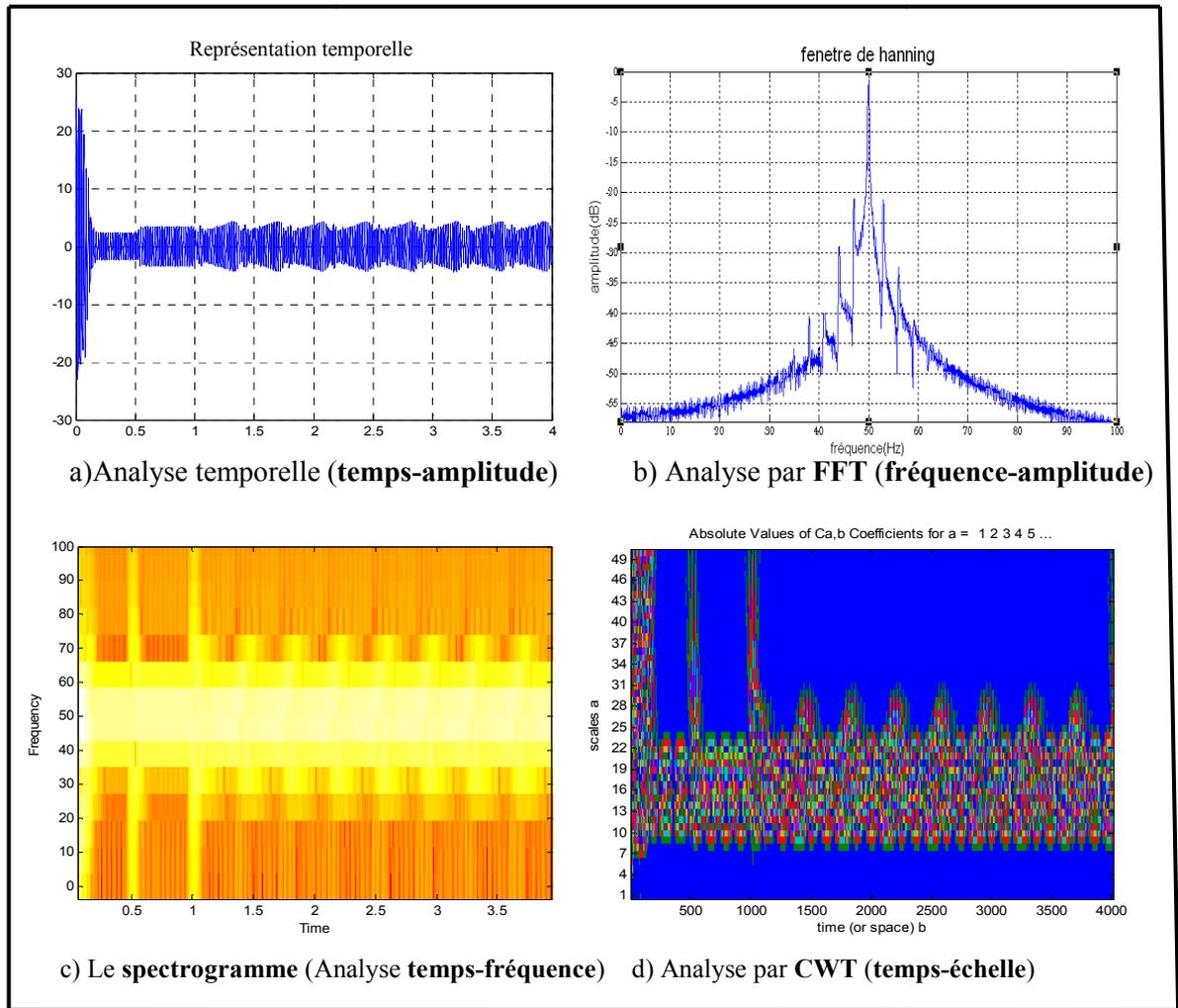


Figure 1.17 Diverses techniques d'analyse par traitement du signal du courant statorique d'une MAS défaillante (défaut de rupture de barre rotorique à  $t=1s$ ).

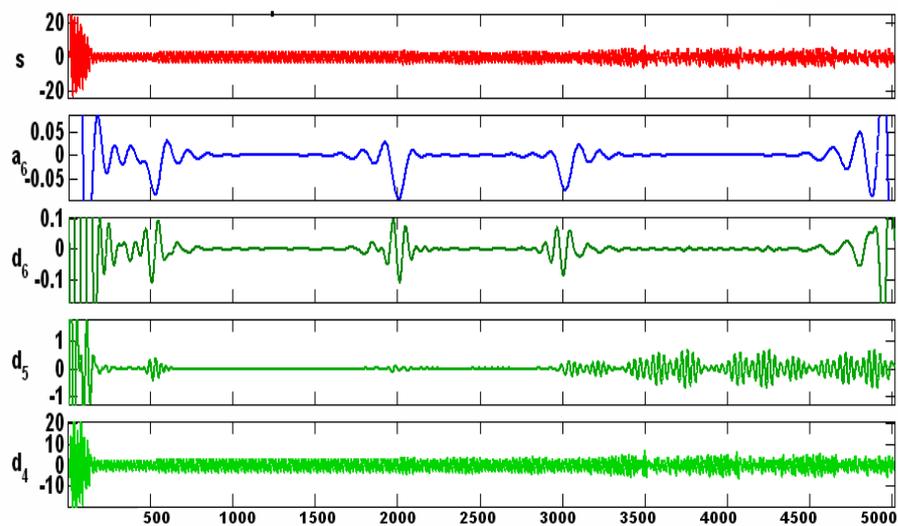


Figure 1.18 Décomposition par DWT du courant statorique de la MAS à l'état défaillant.

Par conséquent, il s'avère ainsi que, les transformations temps-fréquence et temps-échelle fournissent un outil plus adapté pour la détection et le diagnostic de défauts des machines électriques lorsqu'il est indispensable de les utiliser à vitesse variable (i.e. Le signal à analyser est non-stationnaire). Cependant, ces méthodes demandent un temps de calcul relativement important ce qui complique leur mise en place pour une implantation en ligne [19].

### 1.7.1.2. Méthodes à base de connaissances

Ces méthodes sont basées sur l'analyse des données issues du système étudié sans passer par la formulation d'un modèle analytique. Néanmoins, ces méthodes utilisent en plus les techniques de classification [12] comme la reconnaissance de formes [14,39] dont l'objectif, consiste à classer automatiquement des formes dans des modes (classes) connues a priori par apprentissage. On peut citer également, les outils liés à l'intelligence artificielle [12, 52,63] (logique floue, système expert, réseaux de neurones, etc.) qui cherchent à imiter et acquérir le raisonnement humain de manières distinctes afin de contribuer à accélérer le processus de décision avec une intervention humaine réduite par classification des signatures de défauts afin de se renseigner précisément sur l'état du système. Il est à noter que ces différentes techniques précitées peuvent être utilisées de manière indépendante ou combinée pour améliorer leur efficacité. Mais, elles ne peuvent pas être un remède capable de résoudre tout problème de diagnostic.

Dans tous les cas, ces méthodes nécessitent une bonne connaissance au préalable de la machine (connaître a priori tous ses états de fonctionnement normal et défaillant), tout en définissant une base de données initiale la plus précise possible dans le but de s'assurer de la fiabilité du diagnostic, ce qui est souvent inadmissible dans les systèmes réels [17,19]. Pour cette raison, nous nous sommes donc principalement concentrés dans notre présente étude sur la catégorie des méthodes de diagnostic basée sur l'utilisation d'un modèle analytique (mathématique) de la machine.

### 1.7.2. Approches de diagnostic à base de modèle analytique

Le principe de ces méthodes repose sur l'utilisation d'un modèle mathématique construit à partir des lois physiques ou identifiées du système à surveiller. Ce type de diagnostic a attiré l'attention de nombreux chercheurs, tels que [8, 53-57, 65,66]. Pour notre application, cette approche consiste à comparer le comportement réel du moteur asynchrone (éventuellement défaillant) à celui d'un modèle de représentation (ou de référence) du moteur en question soumis aux mêmes excitations. Cette comparaison fait apparaître des différences sur certaines grandeurs caractéristiques et forment ainsi des résidus qui sont exploités pour construire un indicateur de présence du défaut étudié. La génération des résidus à base de modèle analytique peut être réalisée par différentes approches à savoir :

- l'approche par projection dans l'espace de parité ;
- l'approche à base d'observateurs ;
- l'approche par estimation paramétrique.

La première et la seconde approche reposent finalement sur une estimation d'état du système, alors que la troisième approche repose sur une estimation des paramètres. La figure (1.19) illustre le principe général du diagnostic à base de modèles analytiques appliqué à la machine asynchrone [8,19]. Les trois méthodes ainsi proposées, dans ce contexte, seront explorées en détail dans la section suivante :

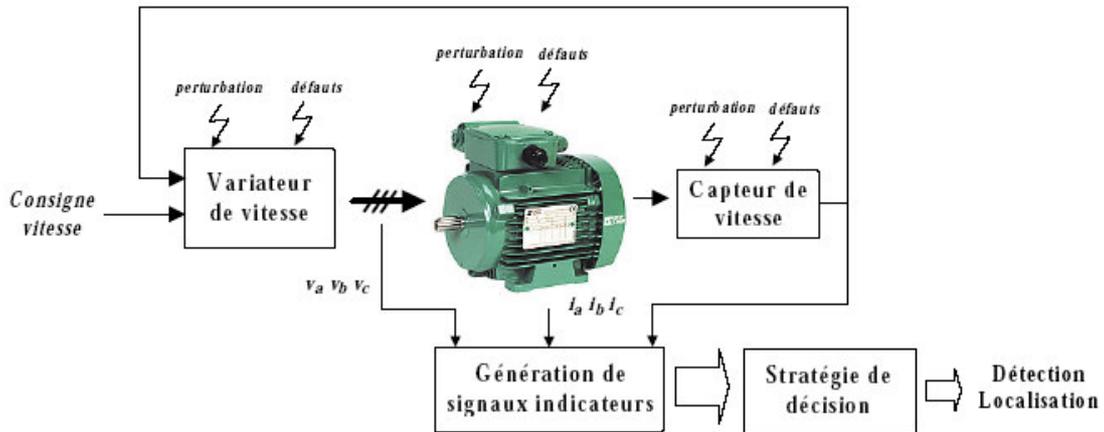


Figure 1.19 Principe général du diagnostic à base de modèles analytiques [8]

### 1.7.2.1. Espace de parité

L'approche par espace de parité [55, 56,66] est basée sur la projection de l'espace d'état sur un autre espace, connu sous le nom espace de parité ; l'objectif est d'éliminer les variables inconnues que sont les états du système ce qui conduit à une réécriture des équations d'état et de mesure, dans laquelle seules des variables connues (commandes et sorties) sont autorisées à figurer [65]. Cette approche est appliquée généralement sur les systèmes linéaires à temps invariant pour détecter et isoler les défauts qui peuvent affecter les entrées et les mesures. Le principe de cette méthode a été utilisé pour développer des méthodes de diagnostic [56]. Ce dernier, repose sur l'exploitation de relations de redondance analytique obtenue grâce à l'acquisition des signaux d'entrée et de sortie du système sur un horizon de temps. Un vecteur de résidus est alors généré en retranchant l'influence des entrées (mesures connues) et des états (par projection matricielle orthogonalement à la matrice d'observabilité) sur la sortie du système [19, 56]. En absence de défaut, les résidus obtenus sont corrélés aux bruits du système et sont théoriquement, centrés autour de zéro. En cas de défaut, le changement de la valeur moyenne des résidus permet de détecter la défaillance.

Généralement, cette approche est utilisée en complément d'autres techniques de diagnostic pour discriminer les défauts de capteurs ou d'autres défauts structurels [67]. Cette technique n'a pas donc été privilégiée pour notre application. La figure (1.20) montre le principe de cette méthode où  $W$  correspond à la matrice de projection orthogonale.

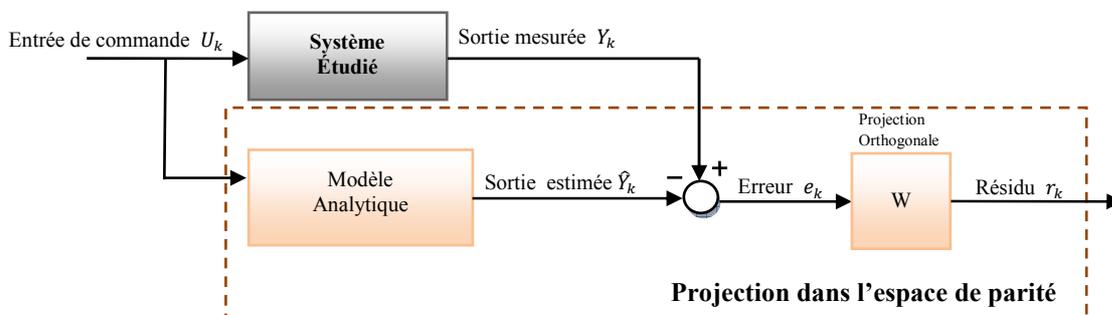


Figure 1.20 : Principe du diagnostic par projection dans l'espace de parité [68]

### 1.7.2.2. Diagnostic de défauts à base d'observateurs

Les observateurs sont généralement utilisés dans la synthèse des lois de commande des machines à induction et récemment dans l'élaboration d'une stratégie de diagnostic [7,17]. Le principe de diagnostic à base d'observateur (appelé aussi estimateur d'état) repose essentiellement sur l'estimation ou la reconstruction de tout ou une partie du vecteur d'état du système étudié via un modèle analytique sain du système et des grandeurs mesurables. La comparaison entre les mesures réelles (les valeurs de référence mesurées) avec les valeurs estimées ou reconstruites à l'aide d'un observateur nous permet l'obtention des résidus (indicateurs de défauts). Les travaux fondamentaux de [69] et de [70] proposent deux manières différentes pour la reconstruction de l'état du système en connaissant son modèle mathématique. La première concerne le cas déterministe, elle utilise généralement l'observateur de Luenberger, et la seconde concerne le cas stochastique, elle repose sur l'utilisation du filtre de Kalman [71]. Comme exemple, dans le domaine de la surveillance et du diagnostic de la machine asynchrone, nous pouvons citer l'estimation des courants rotoriques et/ou des flux, sur la base du modèle de Park de la machine asynchrone, qui peut nous renseigner sur la présence de certains types de défauts.

L'approche de diagnostic à base d'observateurs est parmi les méthodes les plus utilisées pour la génération de résidus. En absence d'un défaut, les résidus sensibles doivent être normalement nuls. Néanmoins, les résidus ne sont pas nuls en fonctionnement normal à cause de la présence des perturbations, ainsi que des incertitudes paramétriques et de mesures [19]. Pour résoudre ce problème, plusieurs approches de diagnostic robuste à base d'observateurs ont été développées à savoir : les observateurs à entrées inconnues, l'observateur à grand gain etc....) [7,8]. Le principe général de diagnostic à base d'observateur est présenté à la figure (1.21) où la matrice  $L$  (gain de l'observateur) représente la contre réaction qui permet de minimiser l'effet des conditions initiales, des perturbations et des erreurs du modèle sain [19].

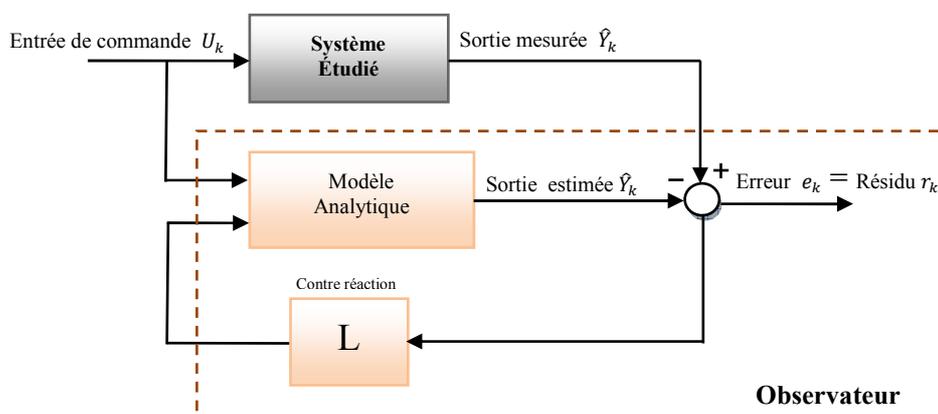


Figure 1.21 : Principe du diagnostic à base d'observateurs [68]

### 1.7.2.3. Diagnostic de défauts par estimation paramétrique

L'identification paramétrique (voir figure 1.22) est un autre moyen qui permet la détection des défaillances dans les systèmes électriques à travers une approche modèle [19]. Elle consiste non plus à estimer seulement les états comme dans le cas de l'approche précédente, mais aussi les paramètres internes du modèle analytique (sain ou défaillant). Les écarts entre les paramètres estimés et leurs valeurs nominales seront utilisées pour détecter le défaut. Ces paramètres peuvent être identifiés en cours de fonctionnement à l'aide d'observateurs étendus. Ainsi, plusieurs algorithmes spécifiques ont été élaborés pour l'estimation des paramètres du système étudié.

Le filtre de Kalman étendu apparaît comme le plus couramment utilisé [71,72] et le plus adéquat de tous mais aussi le plus délicat à mettre en œuvre. En effet, le FKE combine la fonction observation d'état et estimation de paramètres des systèmes stochastiques non-linéaires [15,73]. De plus, cet estimateur est parfaitement adapté au fonctionnement temps réel. Cet algorithme tend à minimiser la variance de l'erreur d'estimation et présente l'avantage de pouvoir filtrer les bruits liés aux mesures et aux modèles. Cependant, son fonctionnement optimal nécessite une bonne connaissance a priori des bruits affectant le système. Le FKE donne également la possibilité d'imposer la dynamique d'évolution des paramètres estimés si en choisissant correctement les matrices de covariance du bruit d'état et de mesure (Q et R) de son algorithme [74, 19]. Néanmoins, le choix des éléments constitutifs de ces matrices constitue l'étape critique dans l'utilisation de l'algorithme du FKE. Ce problème sera traité davantage dans le chapitre 3.

Notons que, le modèle utilisé pour l'approche de diagnostic par estimation paramétrique est l'un des choix importants qui doit être soigneusement fait. Le modèle de Park est souvent utilisé en diagnostic pour l'estimation paramétrique [16, 18,71]. Dans le cas de la machine asynchrone certains paramètres électriques peuvent servir de très bons indicateurs de défaut. En effet, plusieurs travaux ont prouvé que la résistance  $R_r$  est très sensible aux défauts rotoriques, et que l'augmentation de celle-ci est particulièrement importante si le nombre de barres cassées augmente également. La rupture des barres rotoriques est l'une des défaillances les plus couramment étudiées dans la machine asynchrone à cage d'écureuil. Bien qu'elle soit identifiable à partir de l'analyse spectrale des courants statoriques le suivi de la résistance rotorique peut être un bon indicateur de défaillances.

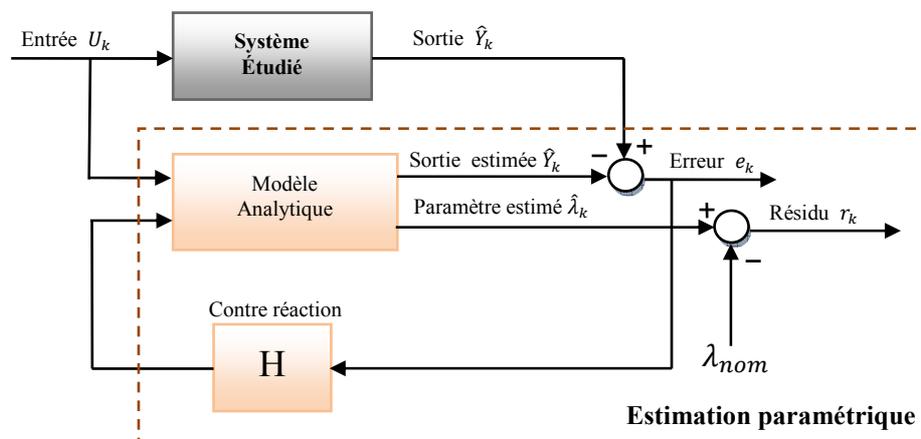


Figure 1.22 : Principe du diagnostic par estimation paramétrique [68]

L'estimation des paramètres électriques de la machine asynchrone permet par exemple de détecter des défauts rotorique et des courts-circuits statorique [17].

Le tableau (1.2) montre l'évolution des paramètres du modèle de la machine asynchrone selon le type de défaut électrique enregistré. On remarque dans le cas d'un défaut, que tous les paramètres sont susceptibles de changer, ce qui permet de donner des informations essentiels pour la localisation d'un défaut [14,17].

**Tableau 1.2** Variation des paramètres suivant les défauts.

Types de défaut	Évolution des Paramètre du modèle du Park				Évolution des Paramètre du modèle triphasé	
	$R_r$	$R_s$	$L_r$	$L_s$	$R_{sa}$ $R_{sb}$ $R_{sc}$ $L_{sa}$ $L_{sb}$ $L_{sc}$ $R_{ra}$ $R_{rb}$ $R_{rc}$ $L_{ra}$ $L_{rb}$ $L_{rc}$	
- Rupture de barres - Rupture de portions d'anneaux.	<b>augmente</b>	diminue	diminue	diminue		
Court-circuit entre spires statoriques.	diminue	<b>augmente</b>	diminue	diminue	$R_{sa}$ et $L_{sa}$	augmentent <i>si défaut sur la phase a</i>
					$R_{sa}$ $R_{sb}$ $R_{sc}$ $L_{sa}$ $L_{sb}$ et $L_{sc}$	diminuent

## 1.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons rappelé la constitution et le principe de fonctionnement du moteur asynchrone triphasé. Ensuite, nous avons présenté les principales défaillances susceptibles d'affecter les différentes parties des machines électromécaniques. Ces défaillances peuvent être électriques ou mécaniques, ainsi pour chaque type de défaut, nous avons cité les causes principales et les symptômes produits. Puis, la synthèse bibliographique établie nous a permis d'évoquer une liste non exhaustive des méthodes de diagnostic couramment utilisées. Deux grandes familles de méthodes ont été passées en revue : celles basées sur l'analyse des données et celles basées sur un modèle analytique de la machine étudiée avec une attention particulière donnée aux techniques de diagnostic à base de modèle.

Cependant, avant de développer en détail la méthode de diagnostic adoptée et d'aborder sa mise en place pour la détection des défauts, il est important de disposer des modèles mathématiques réellement représentatifs du comportement du système afin de mieux comprendre les phénomènes à prendre en compte. Le prochain chapitre sera consacré à la modélisation de la MAS fonctionnant en régime sain et en régime défaillant suivi de la validation de ces modèles par simulation sur Matlab.

## ***Chapitre 2 Modélisation du moteur asynchrone dédié au diagnostic des défaillances rotoriques.***

### **2.1. Introduction**

Les performances d'un système de diagnostic par identification paramétrique, dépendent principalement du modèle adopté [73]. En effet, l'étude des comportements dynamique et électrique d'un moteur asynchrone exige une bonne modélisation mathématique. Il est donc évident que l'étape de modélisation constitue un passage très indispensable dans la conception des systèmes de commande et de diagnostic.

Ce présent chapitre est consacré à la modélisation du moteur asynchrone à cage en régime sain et défaillant. A cet effet, nous avons pris comme point de départ le modèle de la machine asynchrone triphasée généralisée, suivi de la simplification de ses équations par application de la transformation de Park, en vue d'une modélisation biphasée équivalente. Ce modèle peut être exprimé dans des repères particuliers selon les objectifs envisagés [1,2].

La deuxième section de ce chapitre sera consacrée essentiellement à l'établissement d'un autre type de modèle analytique du moteur asynchrone à cage, en tenant compte de la structure géométrique réelle de la cage d'écureuil (i.e. la structure multi-maïlles). L'objectif est de disposer d'un modèle suffisamment précis et flexible, permettant de simuler les défauts rotoriques électriques notamment la cassure de barres et d'anneaux de court-circuit.

Enfin, dans le but de valider ces modèles, des résultats de simulation d'un ensemble de scénarios, dans le cas d'un fonctionnement sain et défaillant du moteur, seront présentés.

### **2.2. Modélisation de la machine asynchrone**

La modélisation de la machine asynchrone repose sur les hypothèses simplificatrices couramment utilisées [1-3,39].

#### **2.2.1. Hypothèses simplificatrices**

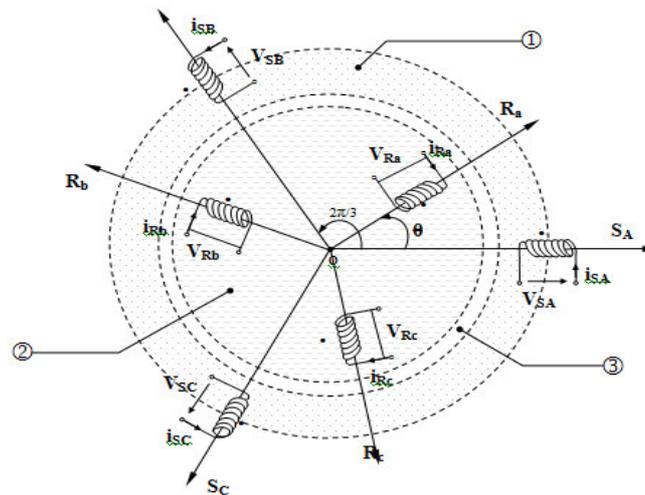
- ✓ L'entrefer constant et la machine est parfaitement symétrique.
- ✓ La densité du courant est uniforme dans les sections des conducteurs.
- ✓ Le circuit magnétique est non saturé et parfaitement feuilleté au stator et au rotor.
- ✓ Les résistances des enroulements ne varient pas avec la température.
- ✓ La distribution spatiale des forces magnétomotrices est supposée sinusoïdale.
- ✓ Le rotor à cage est décrit par un enroulement triphasé équilibré.
- ✓ Pertes fers, effet des encoches et effet de peau négligés.

Parmi les conséquences importantes de ces hypothèses, on peut citer :

- l'additivité des flux,
- la constance des inductances propres,
- la loi de variation sinusoïdale des inductances mutuelles entre les enroulements statoriques et rotoriques en fonction de l'angle électrique de leurs axes magnétiques [1,3].

### 2.2.2. Modèle généralisé de la machine asynchrone triphasée

Dans cette partie, nous allons considérer le cas d'une MAS à cage d'écureuil bipolaire ( $p=1$ ). Nous admettons que sa structure rotorique est électriquement équivalente à celle d'un rotor bobiné [1,3]. Ainsi comme nous le montre la figure (2.1) le rotor est remplacé par un bobinage triphasé équivalent pour simplifier la représentation. Par conséquent, la représentation schématique des différents enroulements statoriques et rotoriques du moteur asynchrone à cage d'écureuil est donnée par la figure (2.1) ci-dessous.



① Partie fixe : Stator. ② Partie mobile : Rotor. ③ Entrefer constant.

**Figure 2.1** Répartition spatiale des enroulements statoriques et rotoriques [1]

Le référentiel lié au stator est noté (ABC), celui lié au rotor est noté (abc). Le repère rotorique fait un angle électrique  $p\theta$  par rapport au repère statorique. Dans ce cas,  $p$  représente le nombre de paires de pôles et  $\theta$  la position du rotor.

#### 2.2.2.1. Mise en équations de la machine asynchrone

En se basant sur les hypothèses simplificatrices et leurs conséquences citées précédemment, le comportement de la machine asynchrone triphasée peut être entièrement défini par trois types d'équations à savoir: les équations électriques, magnétiques et l'équation mécanique.

- **Équations électriques**

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

$$\text{Au stator : } \begin{bmatrix} V_{As} \\ V_{Bs} \\ V_{Cs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{As} \\ i_{Bs} \\ i_{Cs} \end{bmatrix} + \left( \frac{d}{dt} \right) \begin{bmatrix} \Phi_{As} \\ \Phi_{Bs} \\ \Phi_{Cs} \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

$$\text{Ou } [V_{ABCs}] = [R_s][i_{ABCs}] + \frac{d}{dt}[\Phi_{ABCs}]$$

$$\text{Au rotor : } \begin{bmatrix} V_{ar} \\ V_{br} \\ V_{cr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ar} \\ i_{br} \\ i_{cr} \end{bmatrix} + \left( \frac{d}{dt} \right) \begin{bmatrix} \Phi_{ar} \\ \Phi_{br} \\ \Phi_{cr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

$$\text{Ou } [V_{abcr}] = [R_r][i_{abcr}] + \frac{d}{dt} [\Phi_{abcr}]$$

Avec :  $V, i, \Phi$  sont respectivement la tension, le courant et le flux.

$R_s$  et  $R_r$  sont respectivement les résistances du stator et du rotor.

### • Équations magnétiques

Chaque flux comporte une interaction avec les courants de toutes les phases y compris la sienne (notion de flux / inductance propre). [1,3]

A titre d'exemple pour la phase statorique A on a:

$$\Phi_{As} = l_s i_{As} + m_s i_{Bs} + m_s i_{Cs} + m_1 i_{ar} + m_3 i_{br} + m_2 i_{cr} \quad (2.3)$$

Pour les six enroulements de la machine les flux totalisés couplés avec les phases statoriques et rotoriques s'expriment comme suit:

$$[\Phi_{ABCs}] = [L_s][i_{ABCs}] + [M_{sr}][i_{abcr}] \quad (2.4)$$

$$[\Phi_{abcr}] = [L_r][i_{abcr}] + [M_{rs}][i_{ABCs}] \quad (2.5)$$

$$\text{où } [L_s] = \begin{bmatrix} l_s & m_s & m_s \\ m_s & l_s & m_s \\ m_s & m_s & l_s \end{bmatrix} \text{ et } [L_r] = \begin{bmatrix} l_r & m_r & m_r \\ m_r & l_r & m_r \\ m_r & m_r & l_r \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

$$[M_{sr}] = \begin{bmatrix} m_1 & m_3 & m_2 \\ m_2 & m_1 & m_3 \\ m_3 & m_2 & m_1 \end{bmatrix}; \text{ avec } [M_{sr}] = [M_{rs}]^T \quad (2.7)$$

$l_s$  ( $l_r$ ) est l'inductance propre d'une phase statorique (rotorique).

$m_s$  ( $m_r$ ) est l'inductance mutuelle entre deux phases statoriques (rotoriques).

Les coefficients instantanés des inductances mutuelles entre le rotor et le stator s'expriment en fonction de  $M_0$  et de  $\theta$  comme suit [1, 3].

$$m_1 = M_0 \cos(\theta); \quad m_2 = M_0 \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \quad \text{et} \quad m_3 = M_0 \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right); \quad (2.8)$$

Où  $M_0$  est l'inductance mutuelle maximale entre une phase statorique et une phase rotorique.

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 :

$$[M_{sr}] = [M_{rs}]^T = M_{sr} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

Finalement on obtient:

$$[V_{ABCs}] = [R_s] [i_{ABCs}] + \frac{d}{dt} \{ [L_s] [i_{ABCs}] + [M_{sr}] [i_{abcr}] \} \quad (2.10)$$

$$[V_{abcr}] = [R_r] [i_{abcr}] + \frac{d}{dt} \{ [L_r] [i_{abcr}] + [M_{rs}] [i_{ABCs}] \} \quad (2.11)$$

### • Équation mécanique

Par application du principe fondamental de la dynamique on obtient [1] :

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

où le couple électromagnétique ( $C_{em}$ ) doit équilibrer à tout instant l'action résultante exercée sur l'arbre du rotor par :

- ✓ Couple résistant  $C_r$  (statique) imposé par la charge mécanique [N.m].
- ✓ Couple des frottements visqueux  $f_v \Omega$ .
- ✓ Couple d'inertie des masses tournantes rapporté au diamètre du rotor  $J \frac{d\Omega}{dt}$ .

$$C_{em} = \frac{1}{2} [i_{ABCs}]^T [i_{abcr}]^T \cdot \left\{ d \begin{bmatrix} [L_s] & [M_{sr}] \\ [M_{rs}] & [L_r] \end{bmatrix} / d\theta \right\} \cdot [i_{ABCs}] [i_{abcr}]^T \quad (2.13)$$

En notant que les dérivées de  $[L_s]$  et  $[L_r]$  par rapport à  $\theta$  sont nulles, il vient immédiatement

$$C_{em} = [i_{ABCs}]^T \cdot \{ d [M_{sr}] / d\theta \} \cdot [i_{abcr}] \quad (2.14)$$

Avec :

$J$  : Inertie totale des parties mobiles [Kg.m<sup>2</sup>].

$\Omega$  : Vitesse mécanique de rotation  $\Omega = \frac{\omega}{p}$  [rad / s].

$p$  : Nombre de paires de pôles électriques du moteur.

$f_v$  : Coefficient total de frottement visqueux [N.m.s / rad].

Cette modélisation triphasée (2.10), (2.11) et (2.12) présente un inconvénient majeur pour notre application. Les matrices  $[M_{sr}]$  et  $[M_{rs}]$  dépendent de l'angle de rotation mécanique  $\theta$  et nécessitent donc d'être recalculées à chaque pas d'échantillonnage. L'usage de la transformation de Park, rendra ces termes indépendants de la position et nous permettra par la suite d'obtenir une représentation biphasée équivalente de la machine ce qui apportera une solution satisfaisante [1, 3, 50].

### 2.2.3. Modèle de la machine asynchrone dans le repère de Park

Nous devons à présent, effectuer la transformation des équations de phase de notre repère triphasé en un système équivalent diphasé. Cette transformation est effectuée grâce à la matrice de transformation de Park [P] [1, 3,6].

L'application de la transformation de Park (abordée en [Annexe B](#)) aux équations du système triphasé (2.10) et (2.11) conduit à l'équation suivante :

$$[V_{dq}] = [P][V_{abc}] = [P][R_s][i_{abc}] + [P]\frac{d}{dt}[\Phi_{abc}] \quad (2.15)$$

Puis, en utilisant les transformées inverses :

$$[V_{dq}] = [P][R_s][P]^{-1}[i_{dq}] + [P][P]^{-1}\frac{d}{dt}[\Phi_{dq}] + [P]\frac{d[P]^{-1}}{dt}[\Phi_{dq}] \quad (2.16)$$

On remarque que  $[P][P]^{-1} = I$  et  $[P]\frac{d[P]^{-1}}{dt} = \frac{d\theta}{dt} \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$

En développant l'équation (2.16) et en tenant compte des deux équations précédentes (2.10) et (2.11), on obtient le modèle de Park généralisé (le rotor étant en court-circuit, les tensions  $V_{dr}$  et  $V_{qr}$  sont nulles) suivant:

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d\Phi_{ds}}{dt} - \omega_{obs} \Phi_{qs} \\ V_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d\Phi_{qs}}{dt} - \omega_{obs} \Phi_{ds} \\ V_{dr} = 0 = R_r i_{dr} + \frac{d\Phi_{dr}}{dt} - (\omega_{obs} - \omega)\Phi_{qr} \\ V_{qr} = 0 = R_r i_{qr} + \frac{d\Phi_{qr}}{dt} + (\omega_{obs} - \omega)\Phi_{dr} \end{cases} \quad (2.17)$$

Où  $\omega_{obs}$  : est la vitesse de rotation du repère tournant (d, q) telle que :  $\omega_{obs} = \frac{d\theta_{obs}}{dt}$ .

$\omega$  : Pulsation mécanique ramené à la fréquence des grandeurs électriques ( $\omega = p\Omega$ ),  $\omega = \frac{d\theta}{dt}$

L'application de la transformation de Park sur les grandeurs magnétiques simplifier les équations matricielles et celles-ci deviennent alors indépendantes de l'angle  $\theta$ .

$$\begin{cases} \Phi_{ds} = L_s i_{ds} + L_m i_{dr} \\ \Phi_{qs} = L_s i_{qs} + L_m i_{qr} \\ \Phi_{dr} = L_r i_{dr} + L_m i_{ds} \\ \Phi_{qr} = L_r i_{qr} + L_m i_{qs} \end{cases} \quad (2.18)$$

Avec :

$$L_s = l_s - m_s \quad : \text{Inductance cyclique statorique}$$

$$L_r = l_r - m_r \quad : \text{Inductance cyclique rotorique}$$

$$L_m = \frac{3}{2} M_{sr} \quad : \text{Inductance mutuelle cyclique entre stator et rotor}$$

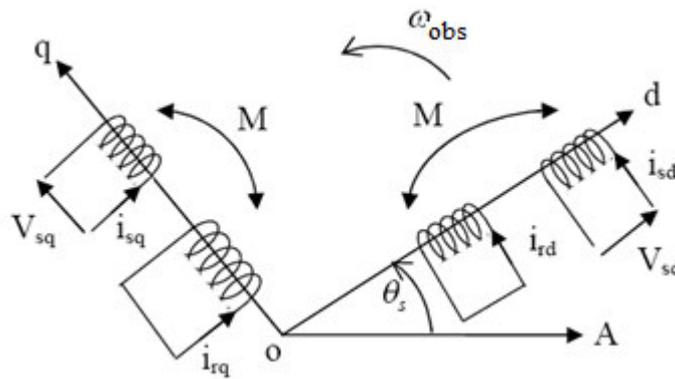
L'expression du couple électromagnétique devient :

$$C_{em} = \frac{pL_m}{L_r} (\Phi_{dr} i_{qs} - \Phi_{qr} i_{ds}) \quad (2.19)$$

Afin de concevoir le modèle complet, il faut ajouter l'équation mécanique :

$$J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - C_r - f \Omega \quad (2.20)$$

Enfin les équations (2.17), (2.18), (2.19) et (2.20) forment le modèle diphasé équivalent de base de la machine asynchrone. Pour simplifier ces équations, les angles de Park statorique et rotorique doivent être choisis de telle sorte que les repères de transformations pour les grandeurs statoriques et rotoriques coïncident, le principe est donné en figure (2.2) [1,3].



**Figure 2.2** Représentation des enroulements de la machine dans le référentiel diphasé.

$\omega_{obs}$  : est la vitesse angulaire de rotation du système d'axe diphasé par rapport au système d'axe triphasé.

### 2.2.4. Choix du référentiel d'observation

Le choix de référentiel est particulièrement dicté par les variables que nous voulons observer ainsi que des objectifs de l'application souhaitée. Par exemple, si l'on désire observer les courants de phase statoriques, la transformation dans le référentiel stationnaire est celle qui requiert le moins de calculs. Si par contre on s'intéresse aux courants de phase rotoriques, la transformation dans le référentiel fixé au rotor sera la plus avantageuse.

La figure (2.3) représente les différents référentiels utilisés afin d'écrire les équations électriques de la MAS. Le repère triphasé (A, B, C) correspond à un référentiel fixe, lié au stator. Le repère triphasé (a, b, c) correspond à un référentiel tournant, lié au rotor. Le repère diphasé ( $\alpha, \beta$ ) correspond au référentiel fixe de Concordia, lié au stator. Enfin, le repère diphasé (d, q) correspond au référentiel de Park, lié au champ tournant.

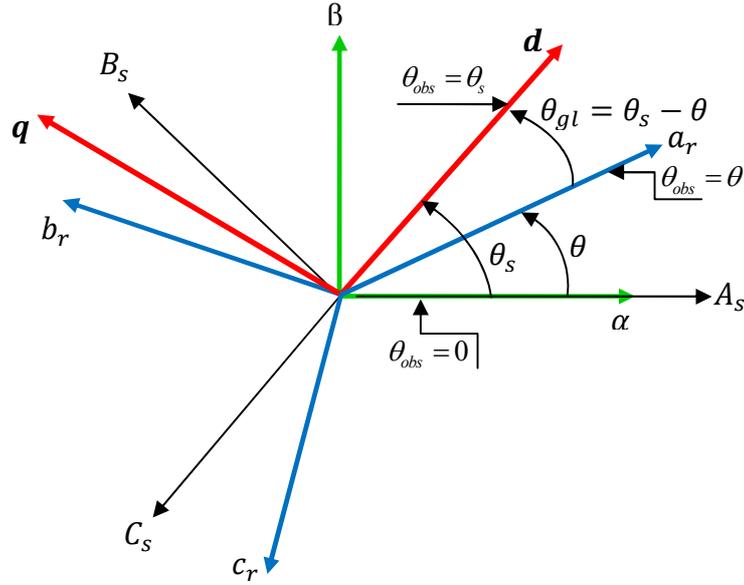


Figure 2.3 Positions des divers référentiels

### 2.2.4.1. Modèle d'état continu non linéaire exprimé dans le repère (d-q)

La machine asynchrone peut être modélisée dans l'espace d'état par un système d'équations différentielles d'ordre 5. En remplaçant les flux statoriques et les courants rotoriques dans (2.17) par les expressions (2.18) et le Couple électromagnétique dans (2.20) par (2.19). Dans un référentiel (d, q) lié au champ tournant ( $\theta_{obs} = \theta_s$ ), si les vecteurs de commande et d'état sont donnés par:

$$U(t) = [v_{ds} \quad v_{qs}]^T \quad (2.21)$$

$$X(t) = [i_{ds} \quad i_{qs} \quad \Phi_{dr} \quad \Phi_{qr} \quad \Omega]^T \quad (2.22)$$

Le vecteur de sortie  $Y(t)$  est constitué des deux courants statoriques  $i_{ds}$  et  $i_{qs}$ , alors, le modèle dynamique non linéaire de la MAS, peut être décrit par les équations suivantes:

$$\begin{cases} \dot{X}(t) = f(X(t), U(t)) \\ Y(t) = h(X(t)) \end{cases} \quad (2.23)$$

$$f(X, U) = \begin{cases} \frac{di_{ds}}{dt} = -\left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right)i_{ds} + \omega_s i_{qs} + \frac{1-\sigma}{\sigma L_m T_r} \Phi_{dr} + \frac{1-\sigma}{\sigma L_m} p \Omega \Phi_{qr} + \frac{1}{\sigma L_s} v_{ds} \\ \frac{di_{qs}}{dt} = -\omega_s i_{ds} - \left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right)i_{qs} - \frac{1-\sigma}{\sigma L_m} p \Omega \Phi_{dr} + \frac{1-\sigma}{\sigma L_m T_r} \Phi_{qr} + \frac{1}{\sigma L_s} v_{qs} \\ \frac{d\Phi_{dr}}{dt} = \frac{L_m}{T_r} i_{ds} - \frac{1}{T_r} \Phi_{dr} + (\omega_s - p \Omega) \Phi_{qr} \\ \frac{d\Phi_{qr}}{dt} = \frac{L_m}{T_r} i_{qs} - (\omega_s - p \Omega) \Phi_{dr} - \frac{1}{T_r} \Phi_{qr} \\ \frac{d\Omega}{dt} = \frac{p L_m}{J L_r} (\Phi_{dr} i_{qs} - \Phi_{qr} i_{ds}) - \frac{f}{J} \Omega - \frac{C_r}{J} \end{cases} \quad (2.24)$$

$$Y = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Phi_{dr} \\ \Phi_{qr} \\ \Omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Phi_{dr} \\ \Phi_{qr} \\ \Omega \end{bmatrix} \quad (2.25)$$

Avec :  $\sigma = \left(1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r}\right)$  est le coefficient de dispersion.

$T_s = \frac{L_s}{R_s}$  : Constante du temps statorique.

$T_r = \frac{L_r}{R_r}$  : Constante du temps rotorique.

### 2.2.4.2. Modèle d'état continu non linéaire exprimé dans le repère $(\alpha, \beta)$

Pour obtenir les équations de la machine asynchrone dans le référentiel  $(\alpha, \beta)$  il suffit de mettre  $\omega_s = 0$ , et remplacer évidemment les indices d, q par  $\alpha, \beta$ . Le modèle non linéaire résultant de la machine pour un vecteur d'état  $X(t) = [i_{\alpha s} \ i_{\beta s} \ \Phi_{\alpha r} \ \Phi_{\beta r} \ \Omega]^T$  et tension de commande  $U(t) = [v_{\alpha s} \ v_{\beta s}]^T$  est donné par :

$$f(X, U) = \begin{bmatrix} \frac{di_{\alpha s}}{dt} \\ \frac{di_{\beta s}}{dt} \\ \frac{d\Phi_{\alpha r}}{dt} \\ \frac{d\Phi_{\beta r}}{dt} \\ \frac{d\Omega}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right) i_{\alpha s} + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r T_r} \Phi_{\alpha r} + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} p \Omega \Phi_{\beta r} + \frac{1}{\sigma L_s} v_{\alpha s} \\ -\left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right) i_{\beta s} - \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} p \Omega \Phi_{\alpha r} + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r T_r} \Phi_{\beta r} + \frac{1}{\sigma L_s} v_{\beta s} \\ \frac{L_m}{T_r} i_{\alpha s} - \frac{1}{T_r} \Phi_{\alpha r} - p \Omega \Phi_{\beta r} \\ \frac{L_m}{T_r} i_{\beta s} + p \Omega \Phi_{\alpha r} - \frac{1}{T_r} \Phi_{\beta r} \\ \frac{p L_m}{J L_r} (\Phi_{\alpha r} i_{\beta s} - \Phi_{\beta r} i_{\alpha s}) - \frac{f}{J} \Omega - \frac{C_r}{J} \end{bmatrix} \quad (2.26)$$

$$Y = \begin{bmatrix} i_{\alpha s} \\ i_{\beta s} \\ \Phi_{\alpha r} \\ \Phi_{\beta r} \\ \Omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{\alpha s} \\ i_{\beta s} \\ \Phi_{\alpha r} \\ \Phi_{\beta r} \\ \Omega \end{bmatrix} \quad (2.27)$$

Il est à noter que, l'observation des grandeurs de la MAS notamment le flux et la vitesse rotorique est possible dans tous les repères indiqués sur la figure (2.3). Cependant, le repère lié au stator  $(\alpha, \beta)$  semble le mieux approprié et le plus adéquat pour l'observation. En effet, ce choix offre des propriétés intéressantes notamment aux problèmes d'estimation en temps réel (réduction du nombre d'éléments à calculer) [75].

### 2.3. Modèle Multi-enroulements dédié au diagnostic de défauts rotoriques

Les modèles de la MAS développés précédemment dans le référentiel de Park, bien qu'ils offrent l'avantage de la simplicité, ne peuvent être utilisés pour analyser des effets localisés tels que la cassure de barres. Néanmoins, afin de mettre en évidence l'impact de cassure de barres ou d'anneaux de court circuit sur les grandeurs temporelles du moteur (courants, vitesse, couple,...etc.), il est intéressant de s'orienter vers des modèles plus sophistiqués pour une description mieux adaptée aux défauts et pour une simulation plus réaliste. Pour cela, plusieurs approches sont possibles : celle basée sur la méthode des éléments finis [23] qui s'appuie sur la distribution des champs et des courants en tout point de la machine ce qui nécessite d'une part, la connaissance des paramètres géométriques et des caractéristiques des matériaux relatifs au moteur asynchrone, et d'autre part, requiert un temps de calcul important ce qui rend la résolution analytique correspondante plus complexe [76, 77]. La seconde approche consiste à modéliser la machine par des mailles reliées entre elles électriquement et couplées magnétiquement. En effet, cette deuxième approche offre un bon compromis en termes de précision du modèle et du temps de calcul [6, 23,50]. En fin cette approche s'adapte particulièrement bien au problème posé ici et vu sa simplicité et sa flexibilité nous l'avons adopté comme démarche.

#### 2.3.1. Structure du rotor

En plus des hypothèses simplificatrices dictées précédemment (Section 2.2.1.), les barres rotoriques sont supposées isolées les unes des autres, ce qui permet d'éliminer les courants inter-barres et leurs effets au sein même de la cage rotorique [23]. En outre le modèle ainsi adopté pris en compte les harmoniques d'espace du bobinage statorique les plus importantes. La cage (i.e. le rotor) du moteur se compose de  $N_r$  encoches rotoriques qui peuvent être soit ouvertes soit fermées sur l'entrefer. Cette cage peut être décomposée en  $(N_r+1)$  circuits électriques indépendants. En effet, si on considère deux barres rotoriques adjacentes avec les segments d'anneau de court-circuit les reliant, nous obtenons une boucle fermée qui peut être étudiée sous forme de circuit électrique. Un des anneaux de court-circuit crée par conséquent une boucle supplémentaire ce qui porte le nombre de boucles totales à  $(N_r+1)$ . On associe à chacune de ces boucles un courant, ce qui amène à calculer  $(N_r + 1)$  courants rotoriques [23].

La figure (2.4) montre la forme des circuits électriques (mailles) adoptée pour la modélisation de la cage rotorique où chaque barre est modélisée par une inductance en série avec une résistance, tout comme chaque segment d'anneau de court-circuit [23, 78].

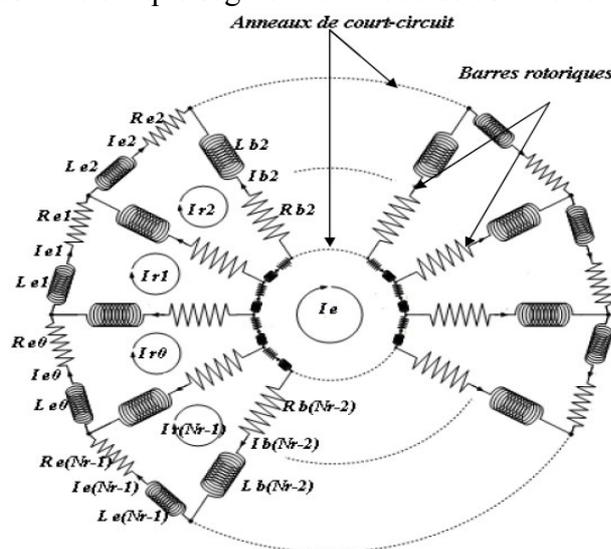


Figure 2.4 Circuits électriques adoptés pour la modélisation de la cage rotorique [23]

### 2.3.2. Mise en équations du modèle multi-enroulements

Nous cherchons l'ensemble des équations différentielles indépendantes définissant le modèle de la MAS à cage. Le but de la mise en équations est de disposer d'un modèle mathématique où les paramètres mesurables apparaissent explicitement et ne nécessitent pas d'outils de calcul complexes.

#### 2.3.2.1. Equations des tensions statoriques

En tenant compte des hypothèses simplificatrices décrites précédemment, les équations des tensions des trois phases statoriques s'écrivent alors :

$$[V_s] = [R_s][I_s] + \frac{d}{dt}[\Phi_s] \quad (2.28)$$

$$\text{Où } [\Phi_s] = [L_s][I_s] + [M_{sr}].[I_r] \quad (2.29)$$

Avec

$[V_s] = [V_{sa} \ V_{sb} \ V_{sc}]^T$ , vecteur des tensions statoriques.

$[I_s] = [i_{sa} \ i_{sb} \ i_{sc}]^T$ , vecteur des courants statoriques.

$[\Phi_s] = [\Phi_{sa} \ \Phi_{sb} \ \Phi_{sc}]^T$ , vecteur des flux statoriques.

$[I_r] = [i_{r0} \ i_{r2} \ \dots \ i_{rk} \ \dots \ i_{r(Nr-1)} \ i_{re}]^T$ , vecteur des  $(N_r+1)$  courants des mailles rotoriques.

La matrice des résistances  $[R_s]$ , où sont regroupées les résistances des phases statoriques:

$$[R_s] = \begin{bmatrix} R_{sa} & 0 & 0 \\ 0 & R_{sb} & 0 \\ 0 & 0 & R_{sc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \quad (2.30)$$

La matrice inductance  $[L_s]$  se compose des inductances propres, de magnétisation, de fuites et mutuelles des trois phases statoriques. Elle est met sous la forme :

$$[L_s] = \begin{bmatrix} L_{s_a s_a} & M_{s_a s_b} & M_{s_a s_c} \\ M_{s_b s_a} & L_{s_b s_b} & M_{s_b s_c} \\ M_{s_c s_a} & M_{s_c s_b} & L_{s_c s_c} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{sm} + L_{sf} & M_s & M_s \\ M_s & L_{sm} + L_{sf} & M_s \\ M_s & M_s & L_{sm} + L_{sf} \end{bmatrix} \quad (2.31)$$

$$\text{Où } \begin{cases} L_{s_a s_a} = L_{s_b s_b} = L_{s_c s_c} = L_s \\ L_{m_{s_a s_a}} = L_{m_{s_b s_b}} = L_{m_{s_c s_c}} = L_{sm} \\ L_{f_{s_a s_a}} = L_{f_{s_b s_b}} = L_{f_{s_c s_c}} = L_{sf} \end{cases}$$

La matrice des inductances mutuelles  $[M_{sr}]$  entre les trois phases statoriques et les  $(N_r+1)$  mailles rotoriques est donnée sous la forme matricielle suivante [23]:

$$[M_{sr}] = \begin{bmatrix} M_{s_a r_1} & M_{s_a r_2} & \dots & M_{s_a r_k} & \dots & M_{s_a r_{N_r}} & M_{s_a r_e} \\ M_{s_b r_1} & M_{s_b r_2} & \dots & M_{s_b r_k} & \dots & M_{s_b r_{N_r}} & M_{s_b r_e} \\ M_{s_c r_1} & M_{s_c r_2} & \dots & M_{s_c r_k} & \dots & M_{s_c r_{N_r}} & M_{s_c r_e} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dots & L_{sr} \cos(\theta + k\alpha) & \dots & \vdots & 0 \\ \dots & L_{sr} \cos(\theta + k\alpha - \frac{2\pi}{3}) & \dots & \vdots & 0 \\ \dots & L_{sr} \cos(\theta + k\alpha - \frac{4\pi}{3}) & \dots & \vdots & 0 \end{bmatrix} \quad (2.32)$$

où  $k = 0, 1, 2, \dots, N_r - 1$

$$L_{sr} = \frac{4\mu_0 N_s L_r}{\pi e p^2} \sin\left(\frac{\alpha}{2}\right) \quad \text{tel que: } \alpha = p \frac{2\pi}{N_r}$$

Avec  $\alpha$ : est l'angle électrique entre deux mailles rotoriques (voir annexe C).

### 2.3.2.2. Equations des tensions rotoriques

La figure (2.5) illustre la modélisation du rotor par son schéma électrique équivalent.

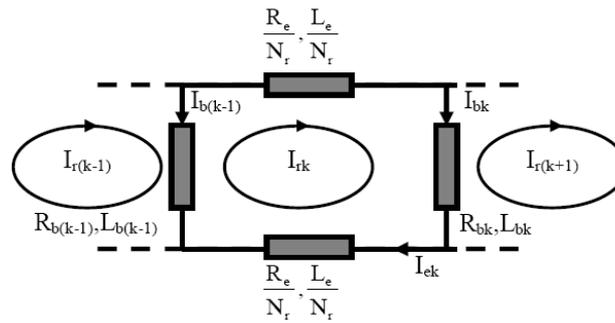


Figure 2.5 Schéma électrique équivalent d'une maille rotorique

L'équation de tension relative à une maille 'k' de la cage rotorique est donnée par:

$$\frac{R_e}{N_r} I_{rk} - R_{b(k-1)} I_{b(k-1)} + \frac{R_e}{N_r} I_{ek} + R_{bk} I_{bk} + \frac{d}{dt} \Phi_{rk} = 0 \quad (2.33)$$

Comme

$$\begin{cases} I_{bk} = I_{rk} - I_{r(k+1)} \\ I_{b(k-1)} = I_{r(k-1)} - I_{rk} \\ I_{ek} = I_{rk} - I_e \end{cases}$$

Alors, l'équation (2.33) de la maille rotorique 'k' devient :

$$\frac{R_e}{N_r} I_{rk} + R_{b(k-1)} [I_{r(k-1)} - I_{rk}] + \frac{R_e}{N_r} [I_{rk} - I_e] + R_{bk} [I_{rk} - I_{r(k+1)}] + \frac{d}{dt} \Phi_{rk} = 0 \quad (2.34)$$

Où le flux totalisé  $\Phi_{rk}$  est donné par:

$$\Phi_{rk} = \left( L_{rp} + 2L_b + 2\frac{L_e}{N_r} \right) I_{rk} - M_{rr} \sum_{\substack{j=0 \\ j \neq k}}^{N_r-1} I_{rj} - L_b (I_{r(k-1)} + I_{r(k+1)}) - \frac{L_e}{N_r} I_e - L_{sr} \left[ \cos(\theta + k\alpha) : \cos(\theta + k\alpha - \frac{2\pi}{3}) : \cos(\theta + k\alpha - \frac{4\pi}{3}) \right] [I_{s,dc}] \quad (2.35)$$

avec  $k = 0, 1, 2, \dots, N_r - 1$

Les équations des circuits du rotor doivent être complétées par celles de l’anneau de court-circuit donnée par:

$$\frac{R_e}{N_r} \sum_{k=0}^{N_r-1} I_{rk} + \frac{L_e}{N_r} \sum_{k=0}^{N_r-1} \frac{d}{dt} I_{rk} - R_e I_e - L_e \frac{d}{dt} I_e = 0 \quad (2.36)$$

D’une manière analogue à celle des équations du stator de la machine asynchrone, les équations électriques rotoriques peuvent se mettre sous la forme matricielle suivante :

$$[V_r] = [R_r][I_r] + \frac{d}{dt} [\Phi_r] \quad (2.37)$$

$$\text{où } [\Phi_r] = [L_r][I_r] + [M_{rs}][I_s]$$

Le vecteur de flux  $[\Phi_{rk}]$  peut être décomposé comme suit :

$$[\Phi_r] = [\Phi_{r0} \quad \Phi_{r2} \quad \dots \quad \Phi_{rk} \quad \dots \quad \Phi_{r(N_r-1)} \quad \Phi_{re}]^T \quad (2.38)$$

$$[V_r] = [0 \quad 0 \quad \dots \quad 0 \quad \dots \quad 0 \quad 0]^T \quad (2.39)$$

Il est à noter que dans le cas de la machine asynchrone à cage d’écureuil, le vecteur  $[V_r]$  des  $(N_r+1)$  des tensions rotoriques est nul. Notons aussi qu’à travers la réciprocité des inductances mutuelles entre les phases statoriques et les boucles rotoriques, nous avons  $[M_{rs}] = [M_{sr}]^T$ .

Les résistances et les inductances des  $(N_r+1)$  boucles rotoriques sont regroupées respectivement dans les matrices  $[R_r]$  et  $[L_r]$  décrites en détail dans l’annexe C.

### 2.3.2.3. Equation globale des tensions de la MAS à cage

Le modèle mathématique de la MAS à cage peut être mis sous la forme globale suivante :

$$[V] = [R][I] + [L] \frac{d}{dt} [I] + \frac{d[L]}{dt} [I] \quad (2.40)$$

Avec :  $[V] = [v_{sa} \quad v_{sb} \quad v_{sc} \quad : 0 \quad 0 \dots 0 : 0]^T$  : le vecteur global des tension  $(N_r+4) \times 1$ , il contient les trois tensions statorique et les  $N_r$  tensions des mailles rotoriques, ainsi que celle de l’anneau de court-circuit .

$[I] = [I_{sa} \quad I_{sb} \quad I_{sc} \quad : I_{r0} \quad I_{r2} \quad \dots \quad I_{rk} \quad \dots \quad I_{r(N_r-1)} \quad : I_e]^T$ , le vecteur global des courants  $(N_r+4) \times 1$ , comprend les courants statoriques et les  $N_r$  courants des mailles rotoriques, ainsi que le courant de l’anneau de court-circuit.

La matrice globale des résistances est donnée par :

$$[R] = \begin{bmatrix} [R_s]_{3 \times 3} & : & [0]_{3 \times (N_r+1)} \\ \dots & \dots & \dots \\ [0]_{(N_r+1) \times 3} & : & [R_r]_{(N_r+1) \times (N_r+1)} \end{bmatrix} \quad (2.41)$$

La matrice globale des inductances et sa dérivée sont données par :

$$[L] = \begin{bmatrix} [L_s]_{3 \times 3} & : & [M_{sr}]_{3 \times (N_r+1)} \\ \dots & \dots & \dots \\ [M_{rs}]_{(N_r+1) \times 3} & : & [L_r]_{(N_r+1) \times (N_r+1)} \end{bmatrix} \quad (2.42)$$

$$\frac{d}{dt}[L] = \begin{bmatrix} 0 & : & \frac{d}{dt}[M_{sr}]_{3 \times (N_r+1)} \\ \dots & : & \dots \\ \frac{d}{dt}[M_{rs}]_{(N_r+1) \times 3} & : & 0 \end{bmatrix} \quad (2.43)$$

Comme les matrices  $[M_{sr}]$  et  $[M_{rs}]$  dépendent du temps, alors l'inversion de la matrice inductance  $[L]$  de dimension  $N_r+4$ , est nécessaire à chaque pas de calcul. En fait, pour rendre cette matrice constante, on applique la transformation de Park aux équations de tensions statoriques. Le repère de Park doit être lié au rotor ( $\omega_{obs}=\omega$ ). Ce qui conduit au système complet de dimension  $N_r+4$ , suivant :

$$\begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \\ V_{hs} \\ \dots \\ 0 \\ \vdots \\ \vdots \\ 0 \\ \dots \\ 0 \end{bmatrix} = [R_G] \begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \\ I_{hs} \\ \dots \\ I_{r0} \\ \vdots \\ \vdots \\ I_{r(Nr-1)} \\ \dots \\ I_e \end{bmatrix} + [L_G] \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \\ I_{hs} \\ \dots \\ I_{r0} \\ \vdots \\ \vdots \\ I_{r(Nr-1)} \\ \dots \\ I_e \end{bmatrix} \quad (2.44)$$

Où  $[R_G]$  et  $[L_G]$  sont respectivement les matrices globale des résistances et des inductances après transformation de Park. Ces dernières sont présentées en détail dans l'annexe C.

Afin de déterminer la vitesse mécanique  $\Omega$  et la position  $\theta$  du rotor, on ajoute au système (2.44) l'équation mécanique définie par:

$$\frac{d\Omega}{dt} = \frac{1}{J} (C_{em} - C_r - f \Omega) \quad (2.45)$$

$$\text{où } \Omega = \frac{d\theta}{dt} = \frac{\omega}{p}$$

$C_e$  : est le couple électromagnétique est obtenu par la Co-énergie [1] :

$$C_e = \frac{3}{2} p [I_{sdq}]^T \frac{\partial}{\partial \theta} \begin{bmatrix} \dots & -M_{sr} \cos(\theta + k \alpha) & \dots \\ \dots & -M_{sr} \sin(\theta + k \alpha) & \dots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots \\ I_{rk} \\ \vdots \end{bmatrix} \quad (2.46)$$

$$d'où \quad C_e = \frac{3}{2} p M_{sr} \left\{ I_{ds} \sum_{k=0}^{Nr-1} I_{rk} \sin k \alpha - I_{qs} \sum_{k=0}^{Nr-1} I_{rk} \cos k \alpha \right\} \quad (2.47)$$

Le système complet (2.44) mis sous la forme devient :

$$[L_G] \frac{d[I_G]}{dt} = [V_G] - [R_G][I_G]$$

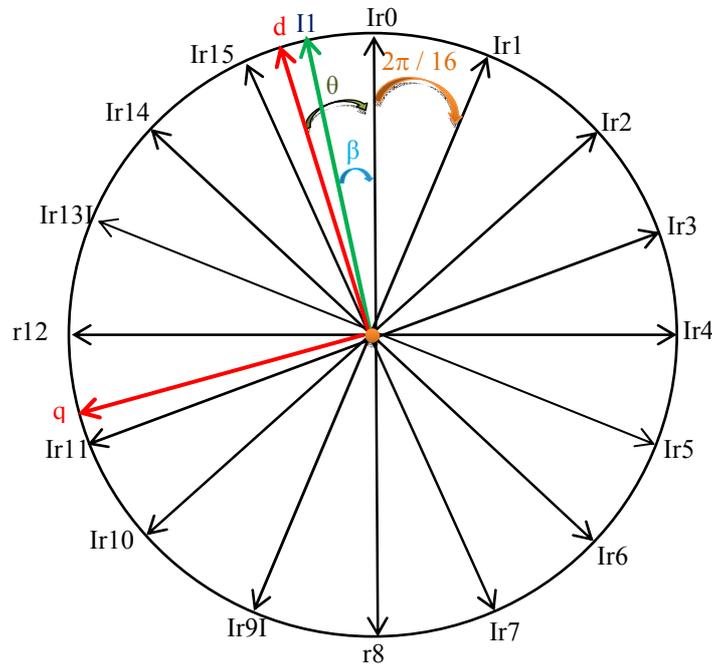
$$\begin{bmatrix} L_{sc} & 0 & \dots & \dots & \dots & -M_r \cos j \alpha & \dots & \dots & 0 \\ 0 & L_{sc} & \dots & \dots & \dots & -M_r \sin j \alpha & \dots & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & L_p + \frac{2L_e}{Nr} + 2L_b & M_r - L_b & M_r & \dots & M_r & M_r - L_b & \frac{L_e}{Nr} \\ \vdots & \vdots & M_r - L_b & L_p + \frac{2L_e}{Nr} + 2L_b & M_r - L_b & M_r & \dots & M_r & \vdots \\ \frac{3}{2} M_r \cos k \alpha & \frac{3}{2} M_r \sin k \alpha & \vdots \\ \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & M_r - L_b & M_r & \dots & M_r & M_r - L_b & L_p + \frac{2L_e}{Nr} + 2L_b & \frac{L_e}{Nr} \\ 0 & 0 & \frac{L_e}{Nr} & \dots & \dots & \dots & \dots & \frac{L_e}{Nr} & L_e \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \\ \vdots \\ I_0 \\ \vdots \\ I_j \\ \vdots \\ I_{r(Nr-1)} \\ \vdots \\ I_e \end{bmatrix} = \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \\ \vdots \\ I_0 \\ \vdots \\ I_j \\ \vdots \\ I_{r(Nr-1)} \\ \vdots \\ I_e \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_s & -\alpha L_{sd} & \dots & \dots & M_r \alpha \sin j \alpha & \dots & \dots & 0 \\ -\alpha L_{sc} & R_s & \dots & \dots & -M_r \alpha \cos j \alpha & \dots & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 2\frac{R_e}{Nr} + R_{b0} + R_{b(Nr-1)} & -R_{b0} & 0 & 0 & -R_{b(Nr-1)} & \frac{R_e}{Nr} \\ 0 & 0 & 0 & -R_{b(k-1)} & 2\frac{R_e}{Nr} + R_{bk} + R_{b(k-1)} & -R_{bk} & 0 & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & -R_{b(Nr-1)} & 0 & 0 & -R_{b(Nr-2)} & \frac{R_e}{Nr} + R_{b(Nr-2)} + R_{b(Nr-1)} \\ 0 & 0 & \frac{R_e}{Nr} & \dots & \dots & \dots & \frac{R_e}{Nr} & R_e \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \\ I_{r0} \\ \vdots \\ I_j \\ \vdots \\ I_{r(Nr-1)} \\ I_e \end{bmatrix} \quad (2.48)$$

### 2.4. Modèle Multi-enroulements d'ordre réduit

Étant donné que le système multi-enroulement (2.48) est très compliqué pour le programmer, en plus l'exécution de la simulation d'un tel modèle est très lente. Pour surmonter ce problème on transformera ce dernier à un autre modèle plus simple, c'est le modèle réduit dans le repère

(d, q). Pour ce faire, nous appliquerons une transformation de Park généralisée au système rotorique [23,77] qui permettra de faire passer les  $N_r$  grandeurs équilibrées vers deux grandeurs équivalentes (d q) dont le principe est illustré par la figure (2.6) suivante :



**Figure 2.6 :** Projection du modèle multi-enroulement ( $N_r=16$ ) sur le modèle biphasé ( $d q$ )[34].

Nous avons essayé de présenter dans la partie suivante la matrice de résistances et de l'inductance du modèle ( $d q$ ) équivalent à partir des formules (2.52) et (2.53).

La projection de ( $I_1$ ) sur les axes  $I_{rk}$  donne:

$$\begin{cases} I_{r0} = I_1 \cos \beta \\ I_{r1} = I_1 \cos(\beta + \frac{2\pi}{16}) \\ \vdots \\ I_{r10} = I_1 \cos(\beta + \frac{20\pi}{16}) \\ \vdots \\ I_{r14} = I_1 \cos(\beta + \frac{28\pi}{16}) \\ I_{r15} = I_1 \cos(\beta + \frac{30\pi}{16}) \end{cases} \quad (2.49)$$

La projection de  $I_1$  sur les axes d et q:

$$\begin{cases} I_d = I_1 \cos(\theta - \beta) \\ I_q = -I_1 \sin(\theta - \beta) \end{cases} \quad (2.50)$$

On aura :

$$\begin{cases} \cos(\theta - \beta) = \frac{2}{16} \left[ \cos\theta \cos\beta + \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{16}\right) \cos\left(\beta + \frac{2\pi}{16}\right) + \dots + \cos\left(\theta + \frac{30\pi}{16}\right) \cos\left(\beta + \frac{30\pi}{16}\right) \right] \\ \sin(\theta - \beta) = \frac{2}{16} \left[ \sin\theta \cos\beta + \sin\left(\theta + \frac{2\pi}{16}\right) \cos\left(\beta + \frac{2\pi}{16}\right) + \dots + \sin\left(\theta + \frac{30\pi}{16}\right) \cos\left(\beta + \frac{30\pi}{16}\right) \right] \end{cases} \quad (2.51)$$

A partir de l'équation (2. 49) on trouve :

$$I_1 = \frac{I_{r0}}{\cos\beta} = \frac{I_{r1}}{\cos\left(\beta + \frac{2\pi}{16}\right)} = \frac{I_{r2}}{\cos\left(\beta + \frac{4\pi}{16}\right)} \dots = \frac{I_{r14}}{\cos\left(\beta + \frac{28\pi}{16}\right)} = \frac{I_{r15}}{\cos\left(\beta + \frac{30\pi}{16}\right)} \quad (2.52)$$

On remplace les équations (2.51) (2.52) dans l'équation (2.50) on trouve :

$$\begin{cases} I_d = \frac{2}{16} \left[ I_{r0} \cos\theta + I_{r1} \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{16}\right) + I_{r2} \cos\left(\theta + \frac{4\pi}{16}\right) + \dots + I_{r14} \cos\left(\theta + \frac{28\pi}{16}\right) + I_{r15} \cos\left(\theta + \frac{30\pi}{16}\right) \right] \\ I_q = -\frac{2}{16} \left[ I_{r0} \sin\theta + I_{r1} \sin\left(\theta + \frac{2\pi}{16}\right) + I_{r2} \sin\left(\theta + \frac{4\pi}{16}\right) + \dots + I_{r14} \sin\left(\theta + \frac{28\pi}{16}\right) + I_{r15} \sin\left(\theta + \frac{30\pi}{16}\right) \right] \end{cases} \quad (2.53)$$

$$\begin{bmatrix} I_d \\ I_q \end{bmatrix} = [C_{Nr}] \begin{bmatrix} I_{r0} \\ I_{r1} \\ \vdots \\ I_{r14} \\ I_{r15} \end{bmatrix} \quad (2.54)$$

Pour  $\theta = 0$  , l'équation (2.54) devient :

$$[C_{Nr}] = \frac{2}{16} \begin{bmatrix} \cos 0 & \cos\left(\frac{2\pi}{16}\right) & \cos\left(\frac{4\pi}{16}\right) & \dots & \cos\left(\frac{28\pi}{16}\right) & \cos\left(\frac{30\pi}{16}\right) \\ -\sin 0 & -\sin\left(\frac{2\pi}{16}\right) & -\sin\left(\frac{4\pi}{16}\right) & \dots & -\sin\left(\frac{28\pi}{16}\right) & -\sin\left(\frac{30\pi}{16}\right) \end{bmatrix} \quad (2.55)$$

La matrice inverse de  $[C_{Nr}]$  est:

$$[C_{Nr}]^{-1} = \begin{bmatrix} \cos 0 & -\sin 0 \\ \cos\left(\frac{2\pi}{16}\right) & -\sin\left(\frac{2\pi}{16}\right) \\ \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots \\ \cos\left(\frac{30\pi}{16}\right) & -\sin\left(\frac{30\pi}{16}\right) \end{bmatrix} \quad (2.56)$$

Le calcul détaillé des matrices des résistances et des inductances du modèle  $(d q)$  équivalent est présenté dans l'annexe c.

### 2.4.1. Modèle réduit sans prise en compte de défauts (état sain)

Dans ce cas, nous considérons que toutes les barres sont saines. L'application de la transformation de Clark généralisée  $[C_{Nr}]$  au modèle multi-enroulements développé

précédemment, où le référentiel est choisi lié au rotor, permet d'écrire ce modèle sous une forme plus simple (réduite) et plus concise donnée par :

$$[L] \frac{d[I]}{dt} = [V] - [R][I] \quad (2.57)$$

$$\begin{bmatrix} L_{sc} & 0 & -\frac{Nr}{2}M_{sr} & 0 & 0 \\ 0 & L_{sc} & 0 & \frac{Nr}{2}M_{sr} & 0 \\ -\frac{3}{2}M_{sr} & 0 & L_{rc} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{3}{2}M_{sr} & 0 & L_{rc} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & L_e \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} Ids \\ Iqs \\ Idr \\ Iqr \\ Ie \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Vds \\ Vqs \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} Rs & -\omega L_{sc} & 0 & -\frac{Nr}{2}\omega M_{sr} & 0 \\ \omega L_{sc} & Rs & -\frac{Nr}{2}\omega M_{sr} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & Rr & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & Rr & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & Re \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Ids \\ Iqs \\ Idr \\ Iqr \\ Ie \end{bmatrix} \quad (2.58)$$

$$\begin{cases} R_r = 2 \frac{R_e}{Nr} + 2R_b (1 - \cos \alpha) \\ L_{rc} = L_{rp} - M_{rr} + \frac{2L_e}{Nr} + 2L_e (1 - \cos \alpha) \end{cases} \quad (2.59)$$

### 2.4.2. Modèle réduit avec prise en compte de défauts

Les défauts de rupture de barres se traduisent par une augmentation de la résistance rotorique des barres affectées. Pour cela, la matrice des résistances rotoriques  $[R_r]$  doit être modifiée pour en tenir compte de la rupture de la barre  $k$ , comme suit :

$$[R_{def}] = [R_r] + \begin{bmatrix} 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots \\ \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \vdots & \dots \\ 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots \\ 0 & \dots & 0 & R'_{bk} & -R'_{bk} & 0 & \dots \\ 0 & \dots & 0 & -R'_{bk} & R'_{bk} & 0 & \dots \\ 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots \\ 0 & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & 0 & \dots \end{bmatrix} \quad (2.60)$$

L'application de la transformation de Clark généralisée à la matrice des résistances en question nous permettra de réécrire le système (2.58) ci-dessous, sous la nouvelle forme modifiée suivante:

$$\begin{bmatrix} L_{sc} & 0 & -\frac{Nr}{2}M_{sr} & 0 & 0 \\ 0 & L_{sc} & 0 & \frac{Nr}{2}M_{sr} & 0 \\ -\frac{3}{2}M_{sr} & 0 & L_{rc} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{3}{2}M_{sr} & 0 & L_{rc} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & L_e \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} Ids \\ Iqs \\ Idr \\ Iqr \\ Ie \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Vds \\ Vqs \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} Rs & -\omega L_{sc} & 0 & -\frac{Nr}{2}\omega M_{sr} & 0 \\ \omega L_{sc} & Rs & -\frac{Nr}{2}\omega M_{sr} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & S_1 & S_2 & 0 \\ 0 & 0 & S_3 & S_4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & Re \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Ids \\ Iqs \\ Idr \\ Iqr \\ Ie \end{bmatrix} \quad (2.61)$$

Où  $S_1, S_2, S_3$  et  $S_4$  sont les résistances qui tiennent compte de la cassure de barres de la cage et qui permettent également de simuler la rupture de ces barres, elles sont définies par :

$$\begin{cases} S_1 = 2R_b(1 - \cos \alpha) + 2\frac{R_e}{Nr} + \frac{2}{Nr}(1 - \cos \alpha) \sum_{k=0}^{Nr-1} R_{bk} (1 - \cos(2k - 1)\alpha) \\ S_2 = -\frac{2}{Nr}(1 - \cos \alpha) \sum_{k=0}^{Nr-1} R_{bk} \sin(2k - 1)\alpha \\ S_3 = -\frac{2}{Nr}(1 - \cos \alpha) \sum_{k=0}^{Nr-1} R_{bk} \sin(2k - 1)\alpha \\ S_4 = 2R_b(1 - \cos \alpha) + 2\frac{R_e}{Nr} + \frac{2}{Nr}(1 - \cos \alpha) \sum_{k=0}^{Nr-1} R_{bk} (1 + \cos(2k - 1)\alpha) \end{cases} \quad (2.62)$$

Où l'indice  $k$  caractérise l'ordre de la barre défaillante.

Notons, qu'à l'état sain on obtient :  $S_2 = S_3 = 0$  et  $S_1 = S_4 = R_r$ . En revanche à l'état défaillant les valeurs de  $S_1$  et  $S_4$  ne sont plus égaux et  $S_2$  et  $S_3$  prennent des valeurs non nulles. Ce qui témoigne de la présence du défaut au rotor [50, 77].

En conséquence, après l'application de la transformation généralisée à l'expression (2.47) du couple électromagnétique, on obtient :

$$C_e = \frac{3}{2} p N_r M_{sr} (I_{ds} I_{qr} - I_{qs} I_{dr}) \quad (2.63)$$

### 2.4.3. Simulation de la rupture de barre et d'anneau de court-circuit

La cassure des barres est l'un des défauts les plus fréquents du rotor. La simulation numérique du modèle comportemental du moteur nous permettra d'identifier les signatures de ce défaut. L'approche envisagée pour la simulation de la rupture d'une ou plusieurs barres de la cage d'écureuil de la machine asynchrone consiste à augmenter la valeur de la résistance de la barre cassée ( $R_{bk}$ ) d'un facteur suffisant (11 ou 30 fois la résistance initiale) [23, 50, 77] de telle sorte que le courant qui la traverse soit le plus proche possible de zéro en régime permanent.

D'après [77], la valeur de la résistance à additionner pour simuler la rupture d'une barre dépend des paramètres de la machine et particulièrement du pas de simulation. Dans notre cas d'étude, une augmentation de 30 fois la résistance initiale de la barre nous a permis, d'aboutir à des résultats en concordance avec ceux prévus par la théorie. On note que l'augmentation de la résistance plus de 30 fois amène à des instabilités numériques, pour éviter ce problème il faut diminuer le pas de calcul (fréquence d'échantillonnage).

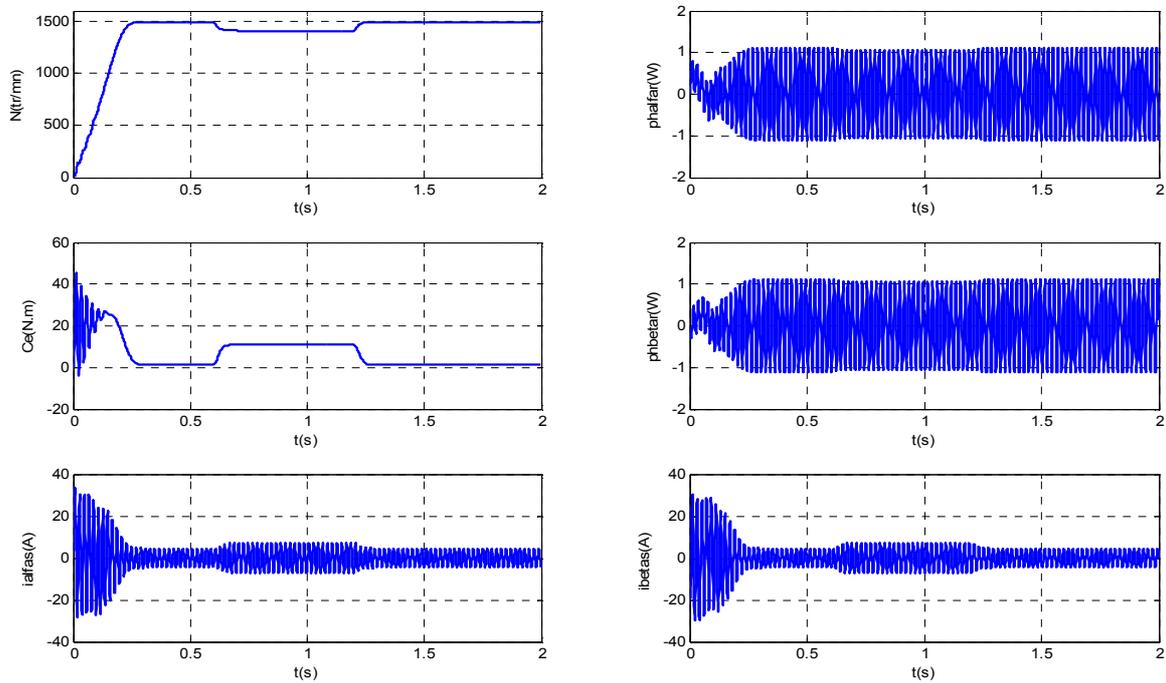
Pour les segments d'anneau de court-circuit dont les causes de défauts sont couramment les mêmes que celles de cassure des barres rotoriques. La méthodologie adoptée pour ce type de défaut est similaire à celle utilisée pour la simulation d'une barre rotorique défaillante [23].

## 2.5. Simulation et résultats

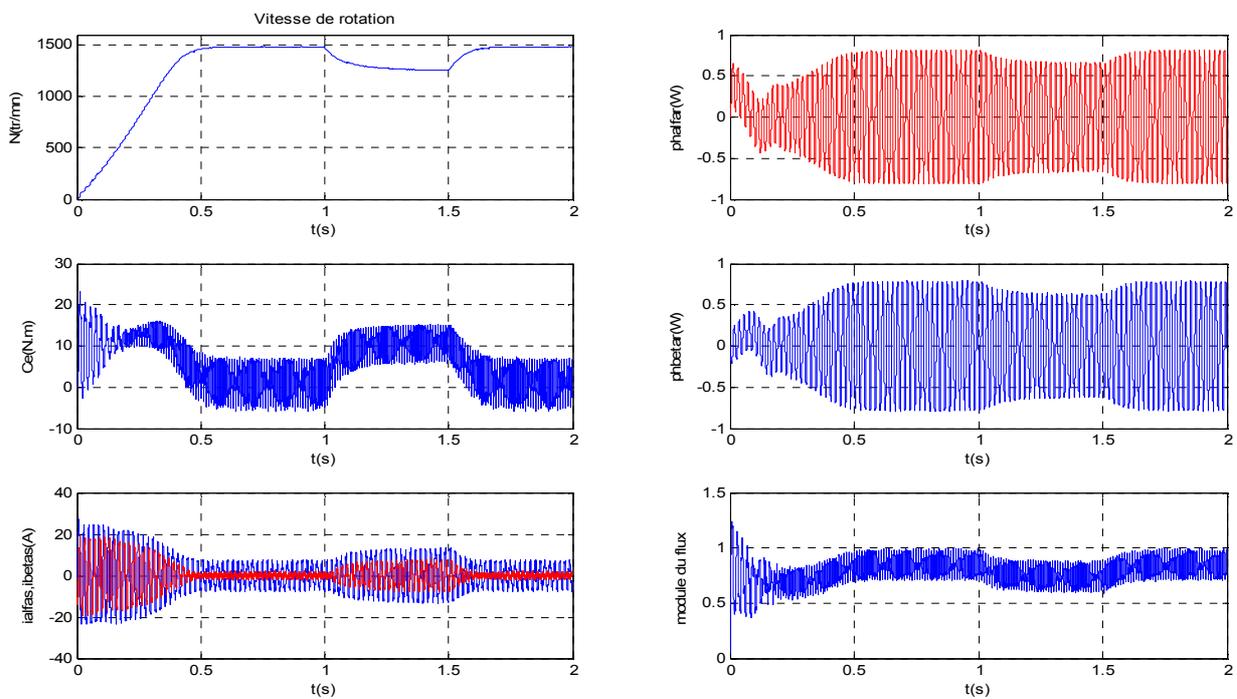
Pour valider les deux modèles de la MAS, développés précédemment. Leur simulation a été effectuée sous Matlab, tout d'abord on commence par le modèle de base de la MAS (machine 1) en état sain, puis le modèle multi-enroulements (machine 2) à l'état sain et défaillant. Les résultats obtenus sont présentés ci-dessus :

### 2.5.1. Modèle de Park de la MAS (Machine 1)

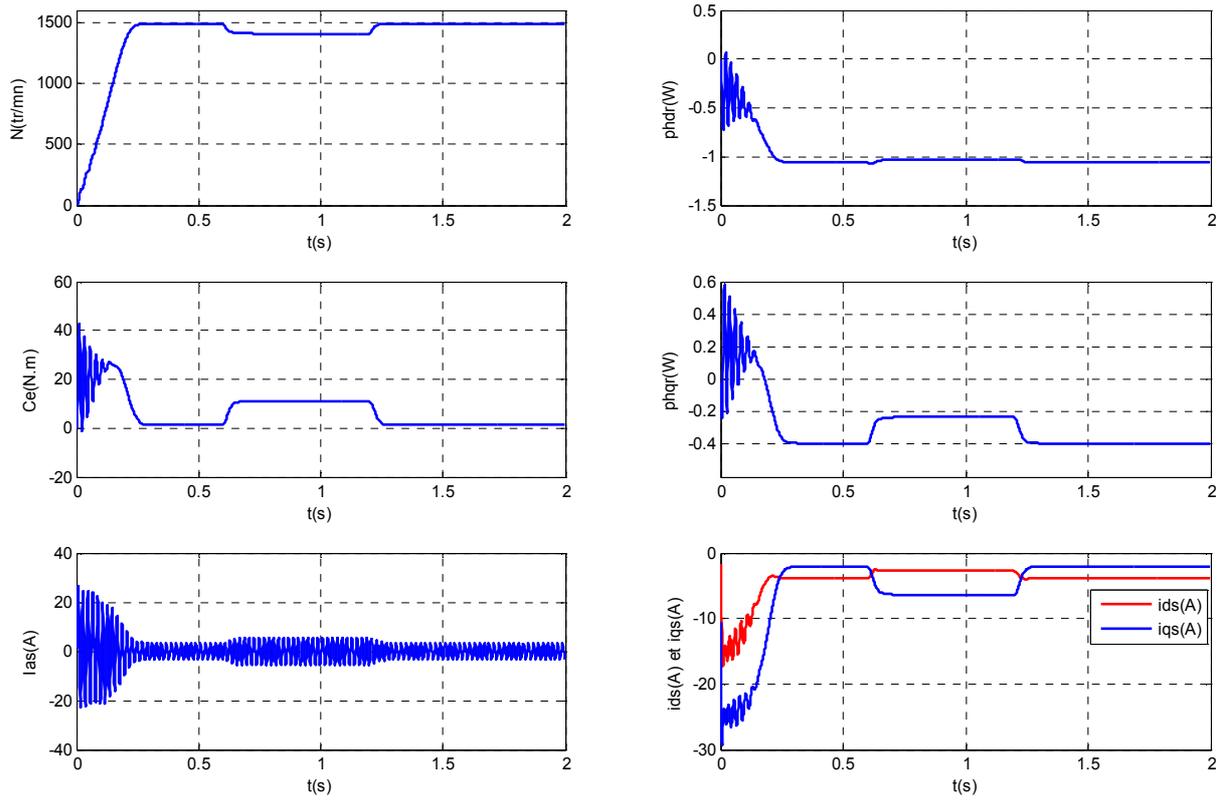
Les paramètres de la MAS utilisée sont donnés en Annexe A. La simulation est réalisée sur un modèle lié aux référentiels  $(\alpha, \beta)$  et  $(d, q)$ . Il s'agit d'une machine asynchrone à l'état sain.



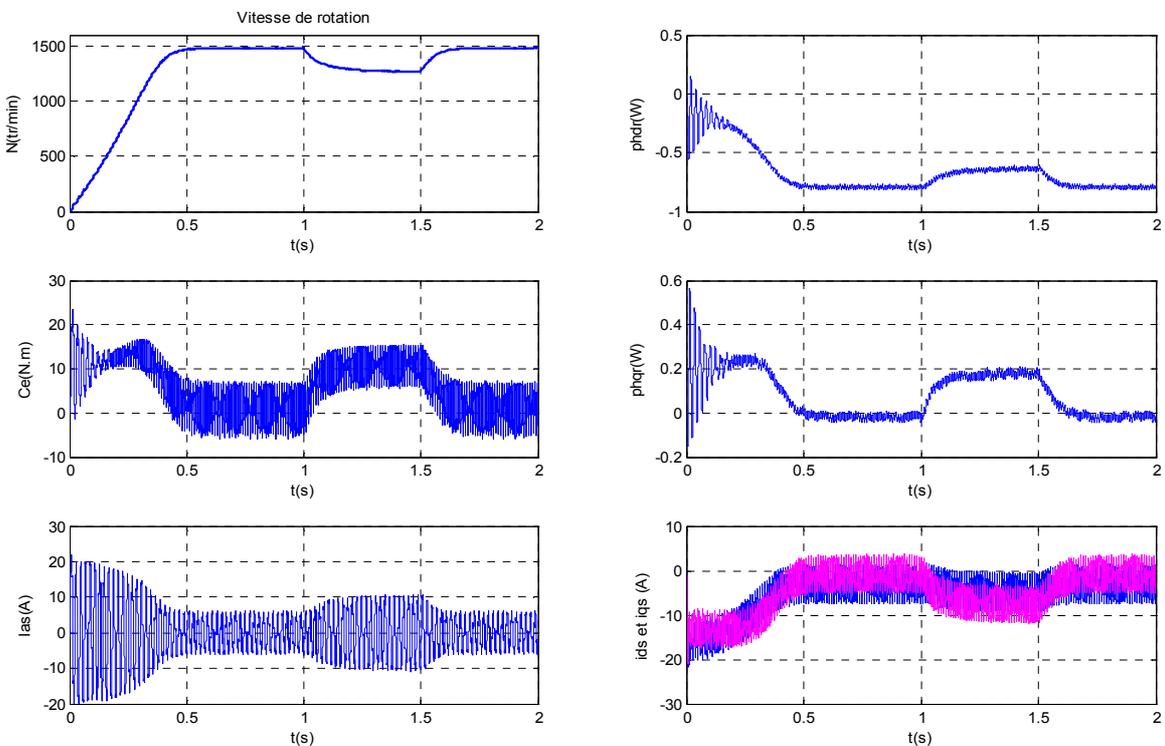
**Figure 2.7** Résultats de simulation du modèle lié au stator  $(\alpha, \beta)$  de la MAS alimenté en direct, lors du démarrage à vide suivi de l'application d'un couple de charge  $C_r=10N.m$  entre  $t=0.6s$  et  $1.2s$ .



**Figure 2.8** Résultats de simulation du modèle lié au stator  $(\alpha, \beta)$  associé à un onduleur de tension lors du démarrage à vide suivi de l'application d'un couple de charge  $C_r=10N.m$  entre  $t=1.1s$  et  $1.5s$ .



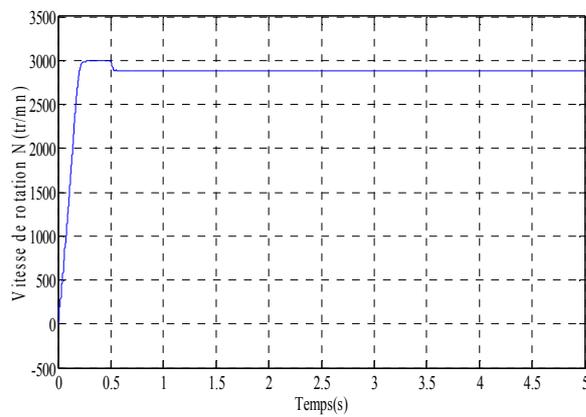
**Figure 2.9(a)** Résultats de simulation du modèle lié au stator ( $\alpha, \beta$ ) de la MAS alimenté en direct, lors du démarrage à vide suivi de l'application d'un couple de charge  $C_r=10$ N.m entre  $t=0.6$ s et 1.2s.



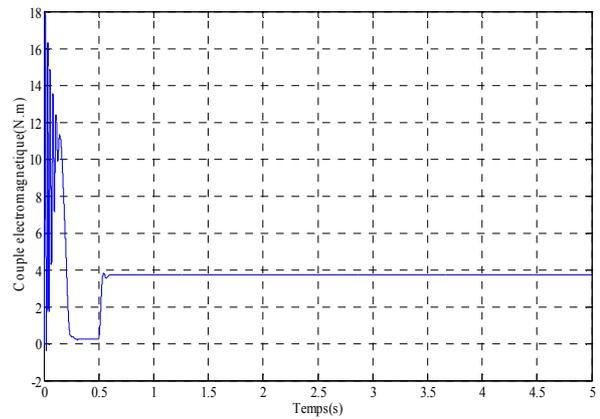
**Figure. 2.9(b)** Résultats de simulation du modèle (d, q) associé à un onduleur de tension lors de démarrage à vide suivi d'application d'un couple de charge à l'intervalle  $t=[1,1.5]$  s .

### 2.5.2. Modèle multi-Enroulements (Machine 2)

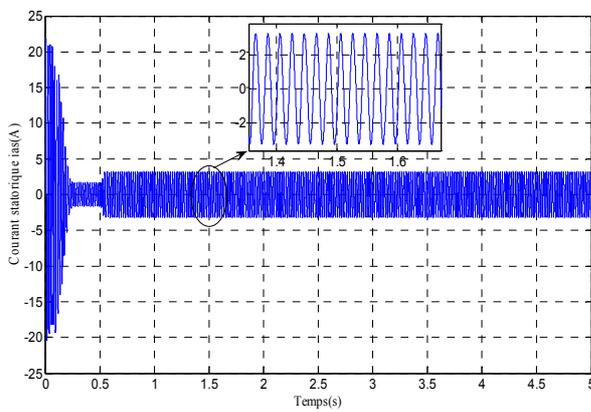
#### a) Machine asynchrone à l'état sain



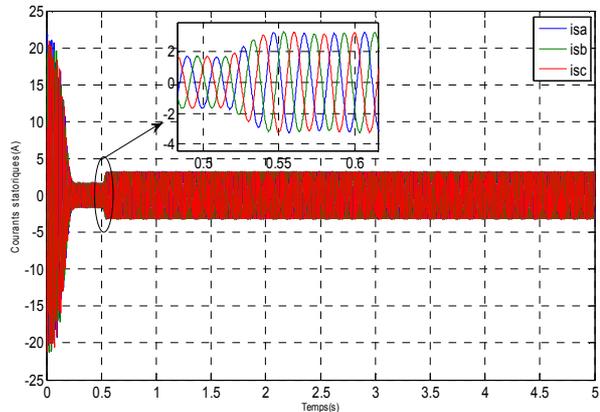
(a) Vitesse de rotation du rotor



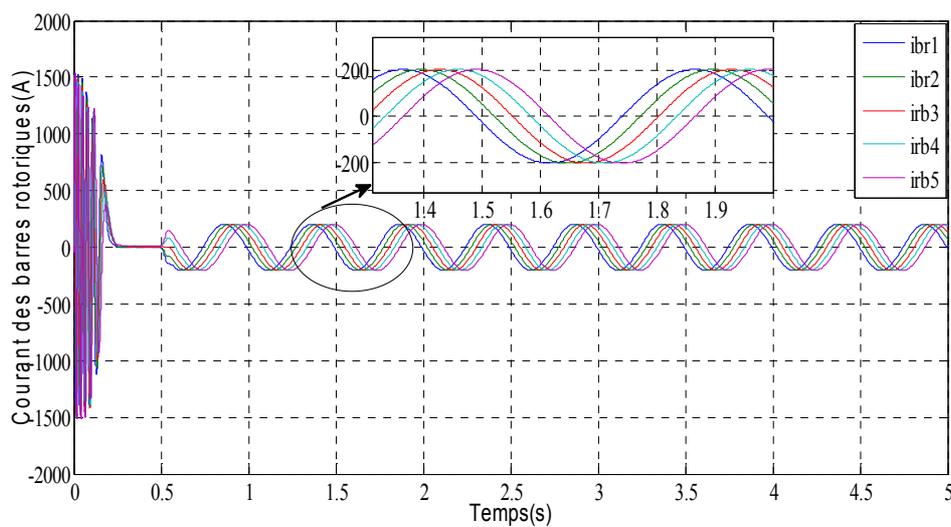
(b) Couple électromagnétique



(c) Courant de la phase statorique « a »



(d) courants des trois phases statoriques

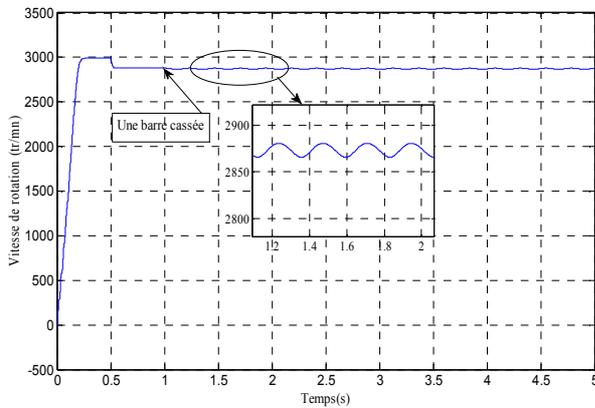


(e) Courants des barres rotoriques 1,2,3,4 et 5

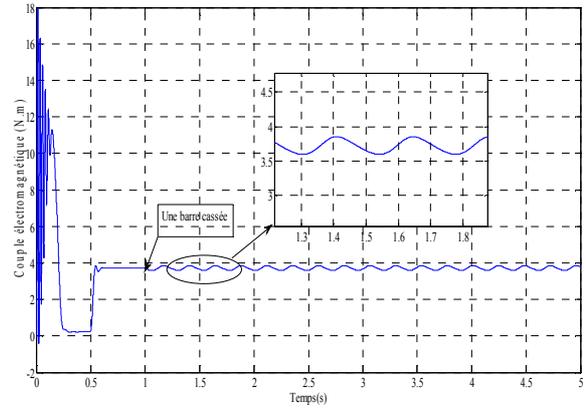
**Figure 2.10** Evolution des grandeurs électromécaniques de la MAS lors d'un démarrage à vide suivi de l'application d'un couple de charge  $C_r = 3.5 \text{ Nm}$  à  $t = 0.5 \text{ s}$ .

**b) Machine asynchrone à l'état défaillant**

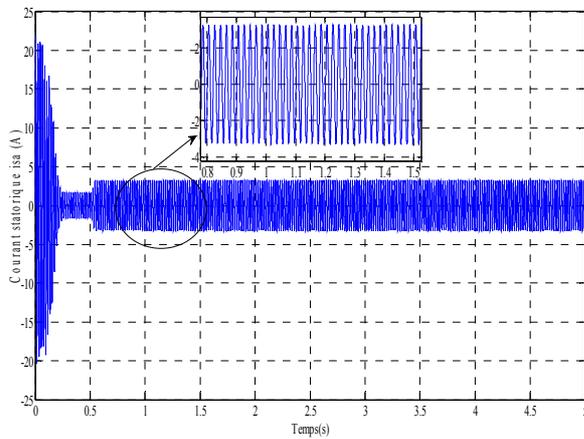
Nous allons maintenant examiner par simulation l'évolution temporelle des diverses grandeurs de la machine lorsque sa cage rotorique présente une ou plusieurs barres adjacentes cassées.



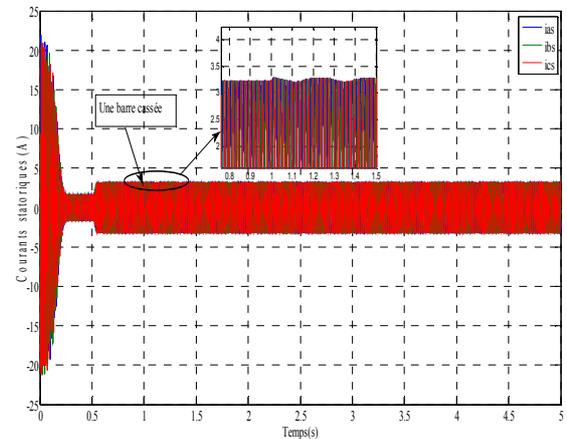
(a) Vitesse de rotation du rotor



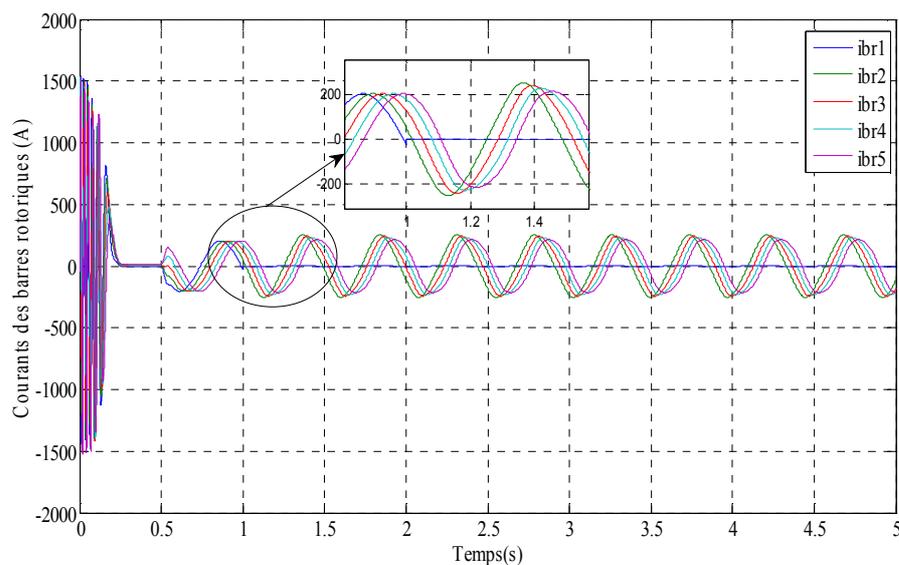
(b) Couple électromagnétique



(c) Courant de la phase statorique « a »

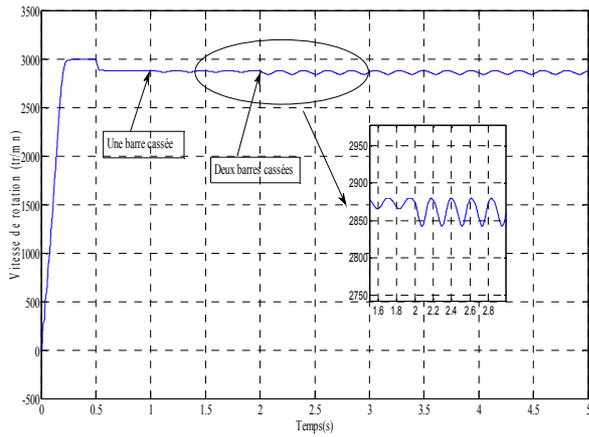


(d) Courants des trois phases statoriques a,b et c

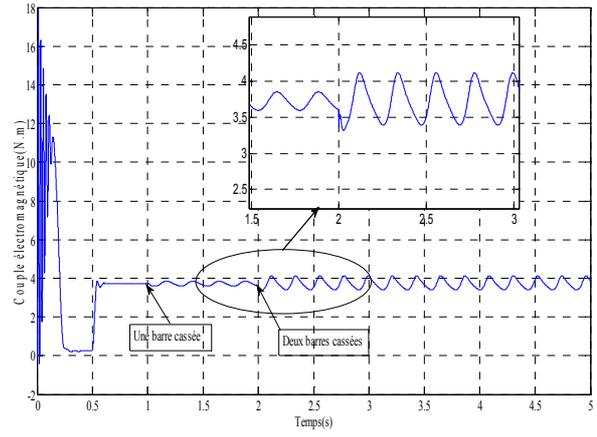


(e) Courants des barres rotoriques 1,2,3,4 et 5

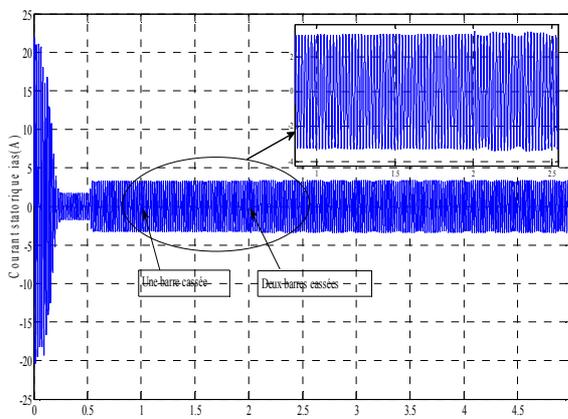
**Figure 2.11** : Évolution des grandeurs électromécaniques de la MAS au démarrage, en charge et lors de cassure d'une seule barre rotorique à t=1s.



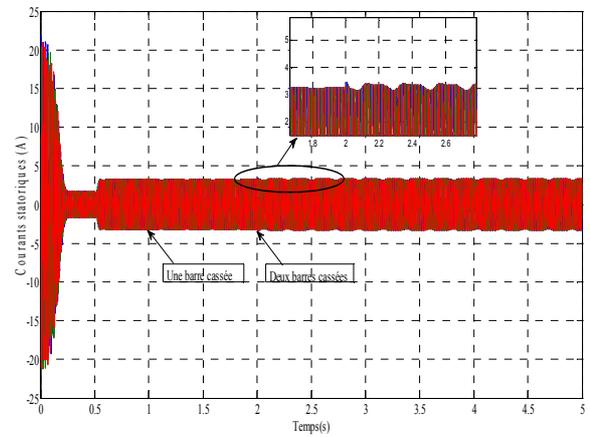
(a) Vitesse de rotation du rotor



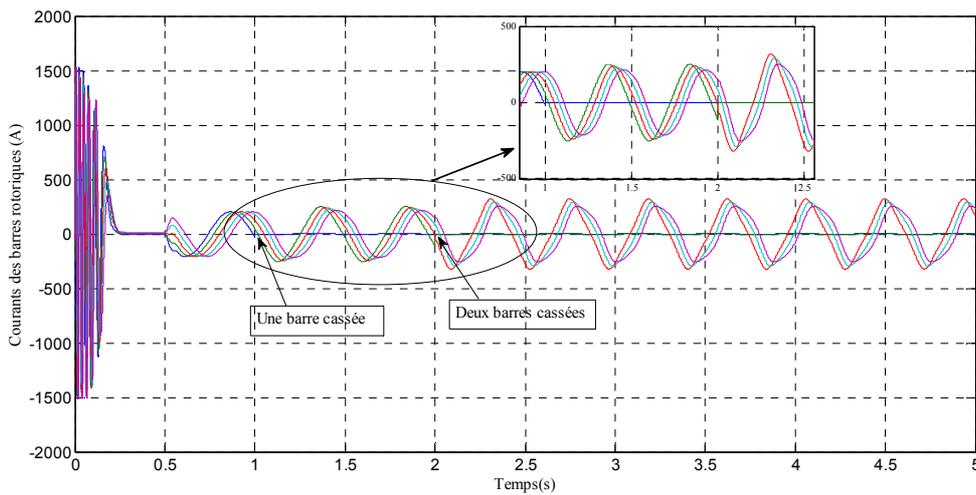
(b) Couple électromagnétique



(c) Courant de la phase statorique « a »

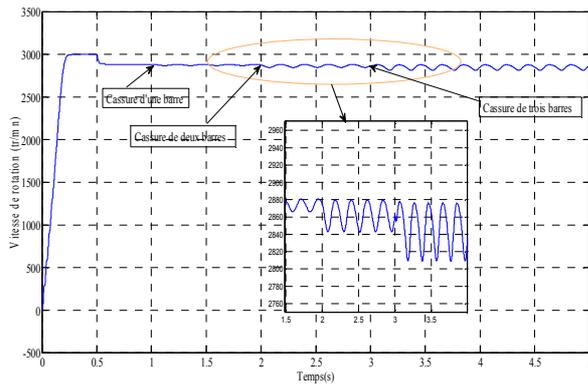


(d) Courants des trois phases statoriques a, b et c

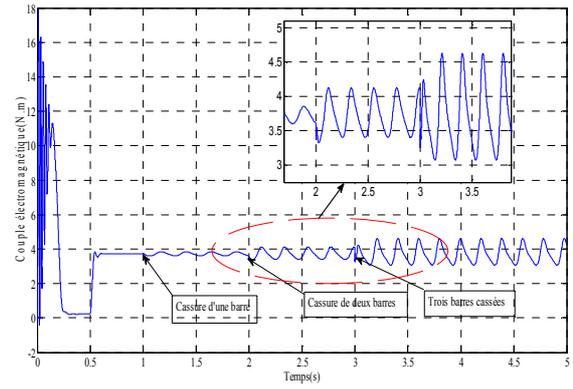


(e) Courants des barres rotoriques 1,2,3,4 et 5

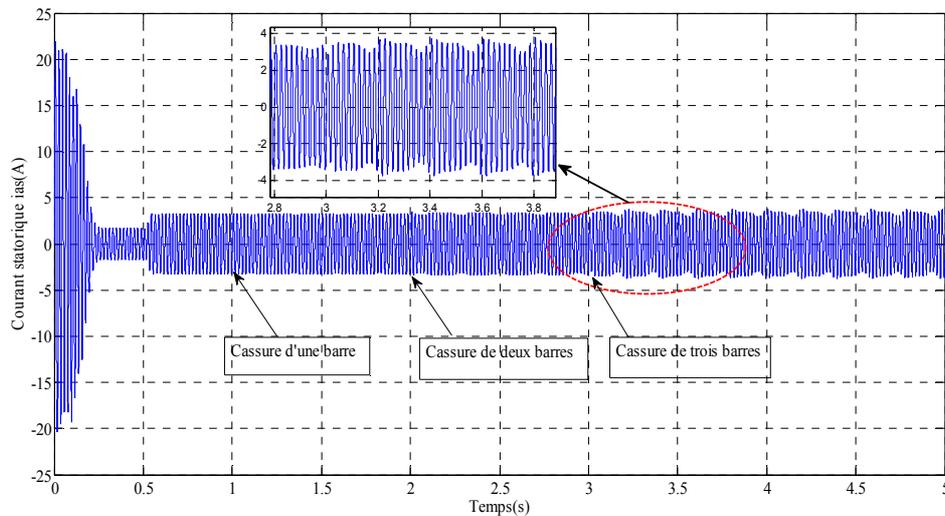
**Figure 2.12** : Évolution des grandeurs électromécaniques de la MAS au démarrage, en charge et lors de cassure de deux barres adjacentes



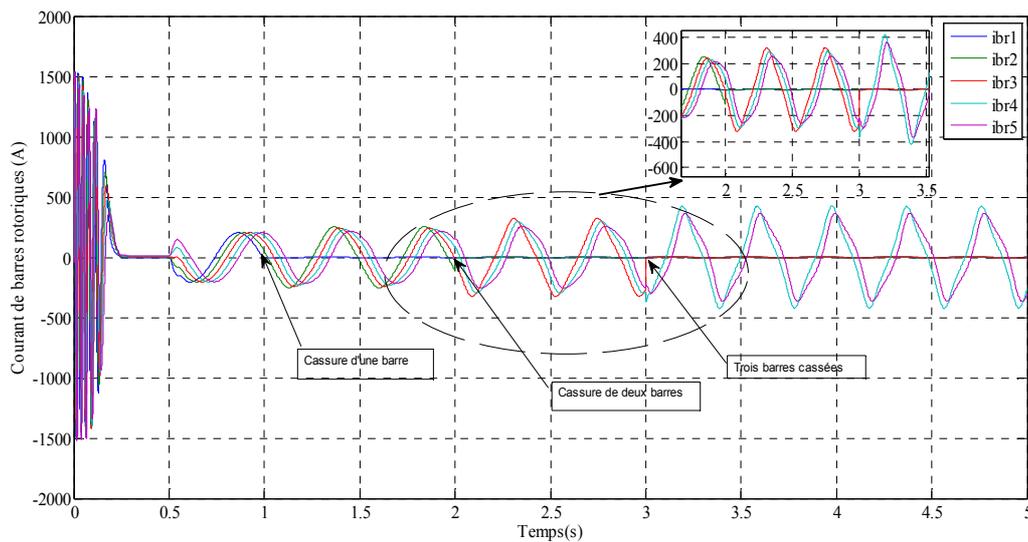
(a) Vitesse de rotation du rotor



(b) Couple électromagnétique

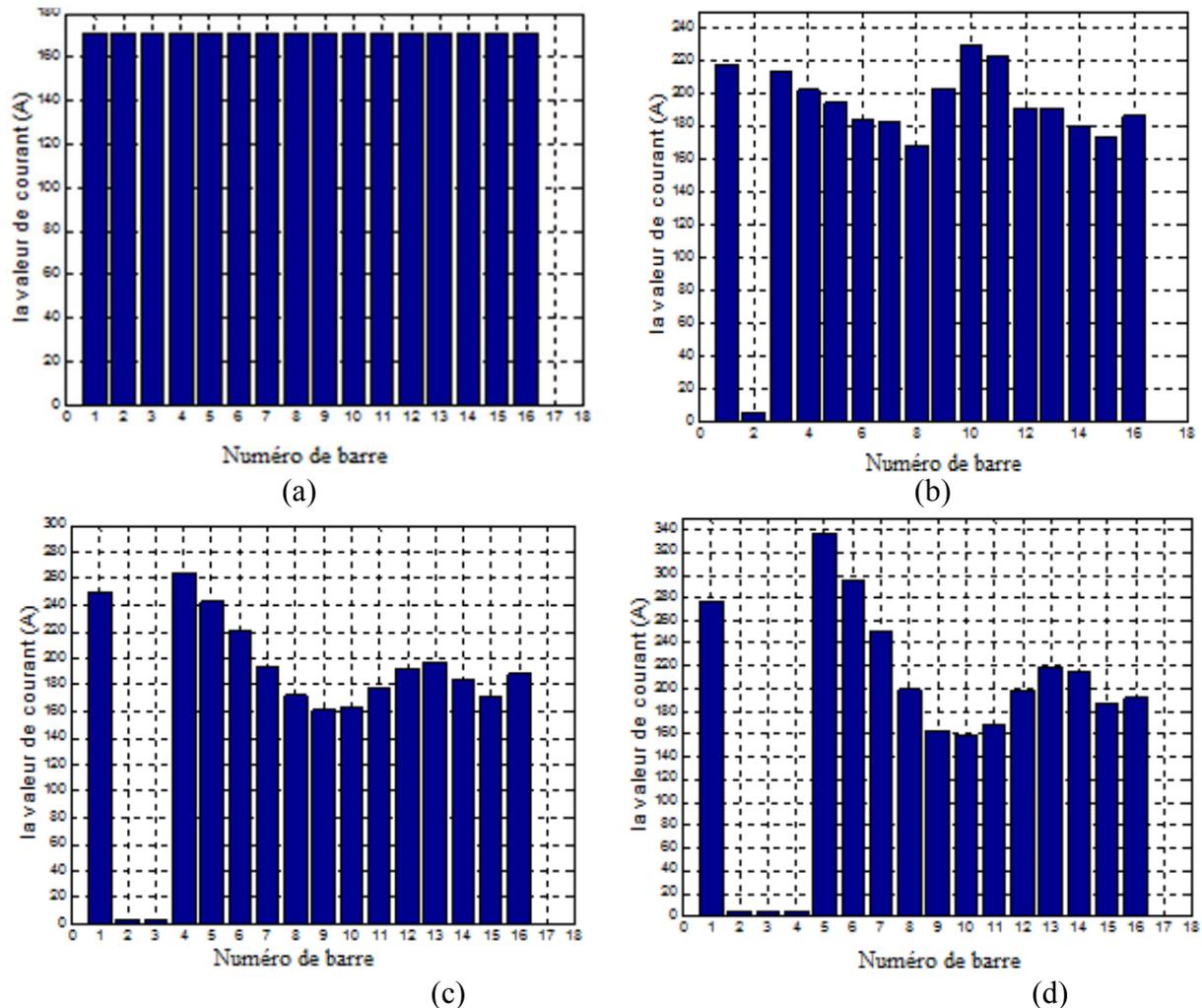


(c) Courant de la phase statorique « a »



(d) Courants des barres rotoriques 1,2,3,4 et 5

**Figure 2.13** Évolution des grandeurs électromécaniques de la MAS au démarrage, en charge et lors de cassure de trois barres adjacentes.



**Figure 2.14** Répartition du courant (valeur efficace) dans les barres du rotor : (a) saine ; (b) avec une barre cassée ; (c) avec deux barres adjacentes cassées ; (d) avec trois barres adjacentes cassées;

### 2.5.3. Discussion des résultats

#### ➤ Pour le modèle de Park (Machine1) :

Sur les figures (2.7), (2.8) et (2.9a) et (2.9b) sont représentées les évolutions des courants statoriques, flux rotoriques, couple électromagnétique et vitesse de rotation pour les deux modèles de la machine asynchrone (machine1). Selon la figure (2.7), (modèle lié au stator ( $\alpha$ ,  $\beta$ )) la vitesse de rotation se stabilise à 1491 tr/min en 0.26s. A l'application d'une charge de 10N.m entre  $t=0.6$  et 1.2s, la vitesse décroît du fait qu'elle est inversement proportionnelle à la charge, puis elle se stabilise à une valeur de 1408tr/min, inférieur à celle du synchronisme. En régime transitoire, les courants statoriques oscillent entre -30A et 30A, puis évoluent entre -5 A et +5A en régime permanent, cela est dû au fait que la vitesse du rotor s'approche de celle du champ tournant (synchronisme). Lors de l'application du couple résistant des ondulations sont apparues (les courants évoluent entre -7A et 7A). Au démarrage, le couple électromagnétique présente de fortes valeurs au début suivi d'oscillations (fort appel de courant) avant de se rétablir à une valeur qui compense les pertes par frottements et ventilation. Les flux rotoriques oscillent autour de zéro et l'amplitude de ces oscillations augmente jusqu'à atteindre les valeurs max (1Wb) en régime permanent. Dès qu'on applique le couple de charge, les oscillations sont légèrement réduites. Les résultats de la figure (2.8) et (2.9b) correspondant à la simulation des modèles de la MAS lié aux repères ( $\alpha$ ,  $\beta$ ) et (d, q) associés à un onduleur de tension. Dans ce

cas, de fortes oscillations sont constatées notamment sur le couple électromagnétique et les deux composantes du courants statorique ( $i_{ds}$ ,  $i_{qs}$ ) tant au régime transitoire qu'au permanent.

➤ **Pour le modèle multi-enroulements (Machine2) :**

Sur les figures 2.10 à 2.13 nous avons présenté l'évolution temporelle des grandeurs de la machine asynchrone en passant d'un fonctionnement sain à un fonctionnement défaillant lorsque celle-ci est alimentée par un réseau triphasé (trois tensions quasi-sinusoïdales). Lorsque la machine est saine (figure 2.10), les grandeurs de la machine (vitesse, couple et courant statorique) ne présentent pas d'oscillations remarquables. Le démarrage est effectué à vide et à partir de l'instant  $t=0.5s$  où le couple résistant nominal de  $3.5N.m$  est appliqué, on constate que la vitesse chute à  $2894 \text{ tr/mn}$ , et le couple électromagnétique vient équilibrer le couple résistant. Sur les figures 2.11 à 2.13 (cas a, b, c), à partir du moment où la rupture de barres est provoqué, nous constatons que ce défaut réduit la valeur moyenne du couple électromagnétique et fait apparaître des oscillations sur le couple et la vitesse de rotation.

Il est à noter que l'augmentation du nombre de barres cassées (voir figures (2.11e), (2.12e) et (2.13d)) provoque l'augmentation de l'amplitude des oscillations de la vitesse et du couple électromagnétique, ce qui a pour effet la détérioration des enroulements de la machine. L'amplitude des courants des phases statoriques est proportionnelle au nombre de barres cassées (figures 2.11c-2.12c-2.13c). On constate aussi que les courants dans les barres cassées chutent pratiquement à zéro, tandis que les courants dans les barres voisines deviennent déséquilibrés. En effet, les courants qui traversaient les barres cassées se répartissent dans les barres voisines [23,50]. D'après la figure 2.14a, la distribution du courant dans chaque barre est uniforme c'est-à-dire lorsque le rotor est sain, la valeur efficace du courant est approximativement la même dans chaque barre. Mais, lorsqu'une ou plusieurs barres sont cassées (voire anneau de court-circuit) (figures 2.14b, 2.14c, 2.14d), on constate que l'amplitude du courant des barres adjacentes augmente significativement par rapport au courant de la machine saine. Ce qui implique des contraintes supplémentaires sur les barres adjacentes, propageant potentiellement le défaut. Nous remarquons que les grandeurs de la machine (courants, vitesse et couple) présentent des oscillations dont l'amplitude évolue en fonction du nombre de barres cassées.

Notons que si on se base seulement sur l'analyse des signaux temporels notamment, lorsque la machine est alimentée par un onduleur MLI, la détection d'une ou plusieurs barres rotoriques défaillantes en analysant les courbes obtenues dans le domaine temporel, s'avère très difficile que celles obtenues avec une alimentation par trois tensions quasi-sinusoïdales. En effet, les signaux tels que le couple ou encore le courant statorique seront riches en harmoniques, alors pour effectuer un diagnostic fiable et précis de l'état de la cage rotorique, une analyse dans le domaine fréquentiel des grandeurs temporelles devient donc obligatoire pour visualiser les composantes, indicatives d'un défaut rotorique, présentes dans le spectre du signal (les raies). Cette étude sera arborée en détail dans le dernier chapitre.

## 2.6. Conclusion

Dans ce chapitre, deux types de modèles mathématiques de la machine asynchrone à cage ont été présentés. Le premier modèle est basé sur une représentation simple de la MAS. Ce dernier a été établi en passant du système réel triphasé au système biphasé via la transformation de Park et dont la complexité a été réduite en utilisant un certain nombre d'hypothèses simplificatrices. Le modèle de Park a été simulé et validé dans deux référentiels distincts : référentiel lié au stator ( $\alpha$ - $\beta$ ) et celui lié au synchronisme (d-q). Ensuite un second modèle qui utilise une formulation multi-enroulements a été établi. La cage est décrite par  $(N_r+1)$  circuits électriques, permettant ainsi, l'introduction des défauts et la connaissance des courants réels dans les barres rotoriques et dans les anneaux de court-circuit, ce qui est difficile à réaliser avec le premier modèle. La méthode de détection utilisée doit être capable de fournir un diagnostic rapide, en ligne et robuste. Ces contraintes nous ont amené à nous intéresser plus particulièrement aux méthodes de détection basées sur l'utilisation de modèles analytiques.

## ***Chapitre 3 Estimation d'état optimisée par le filtre de Kalman étendu***

### **3.1. Introduction**

L'estimation des paramètres représente l'art et la science de construction de modèles mathématiques des systèmes dynamiques à partir des données d'entrée-sortie mesurées. Elle peut être considérée comme l'interface entre le monde réel des applications et le monde mathématique du contrôle ou de diagnostic.

Généralement, la présence de capteurs rend les techniques d'estimation coûteuses et fragiles, ce qui contribue éventuellement à la dégradation de leurs performances. Ainsi, l'estimateur sans capteur peut être envisagé dans la plupart des applications utilisant des moteurs asynchrones afin de les affranchir surtout du capteur mécanique et codeur optique. Récemment, beaucoup de méthodes et techniques d'estimation des paramètres sans capteurs, ont été développées [8, 15, 73]. Celles-ci sont capables d'obtenir à partir des mesures de courants et de tensions avec l'adaptation des paramètres de réglages de l'estimateur, des résultats satisfaisants aussi bien du point de vue temps de réponse et erreur statique, que du point de vue taux de dépassement transitoire et d'éjection des bruits [68].

L'objectif de ce chapitre est d'évoquer dans un premier temps, un état de l'art sur les techniques d'estimation déterministes et stochastiques, sans capteurs, les plus répondues dans le domaine des machines asynchrones [68]. Ensuite, les méthodes d'optimisation adoptées pour le réglage des paramètres du filtre de Kalman étendu seront décrites.

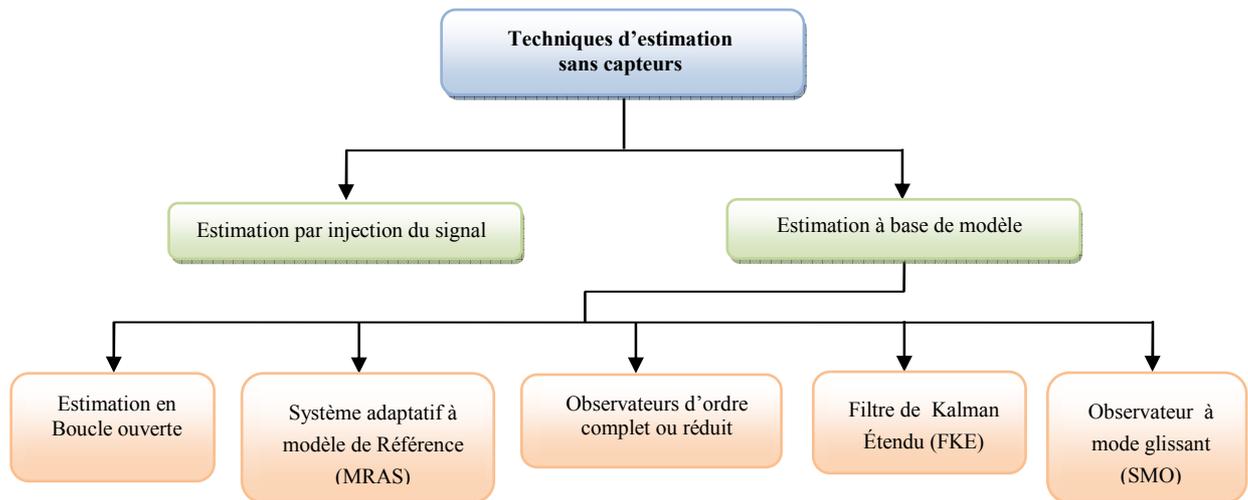
### **3.2. Techniques d'estimation des états et paramètres de la MAS**

Les grandeurs physiques caractéristiques d'un processus dont on ne peut ou ne désire pas mesurer l'état par une méthode directe seront le plus souvent reconstruites et estimées à partir d'un modèle d'état du système. En effet, la commande et le diagnostic des moteurs asynchrones sans capteurs de flux, de vitesse ou des encodeurs optiques montés sur l'arbre du moteur est une technique intéressante en raison de leurs maintes avantages notamment le moindre coût et la plus grande fiabilité [68].

La mesure de la vitesse est quelque chose d'essentiel dans le contrôle de la vitesse du moteur asynchrone. Le plus souvent, celle-ci peut être mesurée par un tachymètre ou un codeur optique. Néanmoins, le capteur de vitesse présente plusieurs inconvénients à savoir: la fragilité, l'encombrement, le coût du système d'entraînement, réduit la fiabilité et nécessite un entretien régulier. En outre, dans certaines applications, il est inapproprié de l'installer sur un arbre moteur en raison des contraintes physiques et de l'environnement. En conséquence, plusieurs tentatives, ont été faites ces dernières décennies pour éliminer ce capteur et de le remplacer par un estimateur (capteur logiciel), sans nuire aux performances du système. En effet, lorsque le capteur de vitesse est retiré, l'information de vitesse du rotor peut être obtenue par estimation en utilisant les grandeurs de mesure de tension de stator et des courants aux bornes du moteur.

Le principal objectif de cette partie est de passer en revue les différentes techniques d'estimation sans capteurs (voir figure 3.1) qui sont appliquées au moteur asynchrone pour estimer leur états et/ou paramètres en vu de sa commande ou de son diagnostic.

En général, les techniques d'estimation sans capteurs mécaniques (i.e. capteur de vitesse) sont nombreuses et peuvent être classées en deux grandes catégories, comme le montre la Figure 3.1 à savoir : l'estimation basée sur le modèle mathématique de la machine et l'estimation par injection du signal afin d'exploiter l'anisotropie de la machine [68].



**Figure 3.1** Techniques d'estimation sans capteurs pour moteur à induction [68].

### 3.2.1. Estimation à base de modèle mathématique

Les estimateurs sont généralement utilisés dans la synthèse des lois de commande des machines asynchrones. Ils sont sensés pour fonctionner dans le contexte d'un système sans défauts : ils sont donc choisis et calculés en fonction de critères de stabilité et de performance. Un défaut se traduisant par la rupture des hypothèses d'équilibre du modèle, il peut se révéler dans la rupture des grandeurs estimées par rapport aux grandeurs mesurées. La comparaison de la sortie réelle avec la sortie estimée peut donc fournir des informations exploitables pour la détection et la localisation des défauts. On utilise généralement les observateurs de Luenberger, de Kalman et les observateurs à entrées inconnues ou les observateurs à modes glissants, à grand gain ...etc. [29]

L'estimation sans capteur de vitesse se révèle nécessaire en particulier dans les applications où les performances du capteur ont tendance à être médiocres.

Dans les techniques d'estimation basées sur des modèles, ces derniers, peuvent être linéaires ou non linéaires, déterministes ou stochastiques. Ces techniques d'estimation sont regroupées en plusieurs catégories (voir Fig.3. 1) qui seront discutés dans ce qui suit.

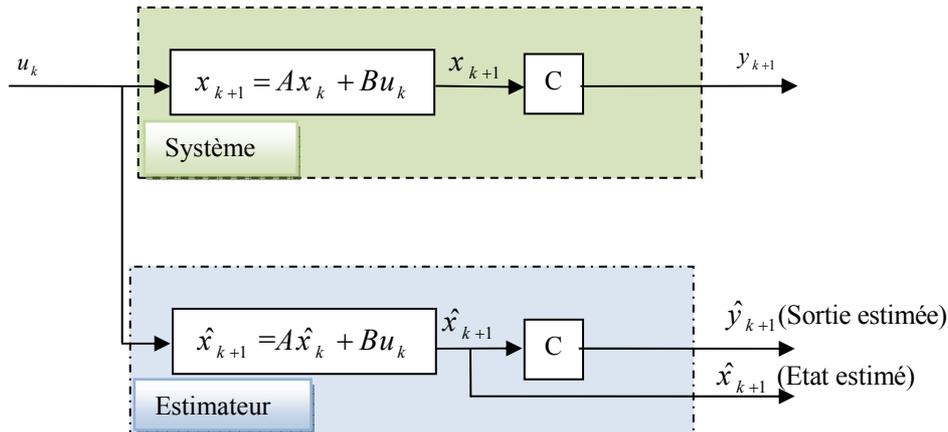
#### 3.2.1.1. Estimateurs en boucle ouverte

Un estimateur fonctionnant en boucle ouverte est caractérisé par la même dynamique que celle du système. Considérons par exemple, un système linéaire déterministe discret dont l'évolution dynamique est modélisé à l'aide de l'équation d'état suivante [6,79]:

$$\begin{cases} x_{k+1} = A_d x_k + B_d u_k \\ y_{k+1} = C_d x_{k+1} \end{cases} \quad (3.1)$$

Où  $A_d$ ,  $B_d$  et  $C_d$  sont respectivement les matrices de transition, de commande et de mesure. L'évaluation de l'état va être faite en reproduisant l'architecture du système (modèle connu). Ceci va nous permet d'obtenir une grandeur estimée de l'état  $x$  qui sera notée par  $\hat{x}$ , d'où l'observateur suivant (figure 3.2):

$$\begin{cases} \hat{x}_{k+1} = A_d \hat{x}_k + B_d u_k \\ \hat{y}_{k+1} = C_d \hat{x}_{k+1} \end{cases} \quad (3.2)$$



**Figure 3.2 :** Schéma de principe d'un estimateur en boucle ouverte.

Les estimateurs en boucle ouverte sont généralement sensibles aux variations des paramètres du moteur tels que les résistances du stator et du rotor ainsi que leurs inductances propres. La variation des résistances est due souvent à l'augmentation de la température, alors que celles des inductances, est causée par le flux principal de saturation [68].

Notons que, lorsque ces paramètres s'écartent de leurs valeurs nominales, les performances de ces estimateurs, également celles du système d'entraînement se trouvent dégradés. Cependant, cette sensibilité vis-à-vis les variations paramétriques peut être réduite en utilisant des estimateurs en boucle fermée, souvent connus sous le nom d'observateurs, comme l'observateur de Luenberger, observateur à modes glissants (SMO), système avec modèle de référence adaptatif (MRAS) et le filtre de Kalman standard et étendu (EKF).

### 3.2.1.2. Estimateurs en boucle fermée (observateurs)

L'objectif d'un estimateur est de reconstruire des grandeurs dont on ne peut ou ne désire pas mesurer l'état par une méthode directe. La structure d'un l'observateur est celle indiquée sur la figure (Figure 3.3). Elle fait intervenir tout d'abord un estimateur fonctionnant en boucle ouverte qui est caractérisé par la même dynamique que celle du système. La structure fonctionnant en boucle fermée obtenue par l'introduction d'une matrice de gains  $K$  permet d'imposer la dynamique propre à cet observateur.

Un observateur est un système auxiliaire qui permet d'estimer de façon dynamique l'état du système à partir des entrées et des sorties mesurées du système étudié. Les entrées d'un observateur sont donc les entrées ( $u$ ) et les sorties du système ( $y$ ), la sortie d'un observateur est l'état estimé. Un observateur peut estimer le vecteur d'état complet (observateur d'ordre complet) ou seulement une partie (observateur d'ordre réduit).

Notons, que certains observateurs donnent une estimation optimale des états en se basant sur des critères stochastiques. Ils se basent sur la présence de bruits ce qui est souvent le cas. L'algorithme du filtre Kalman illustre bien cette application [6].

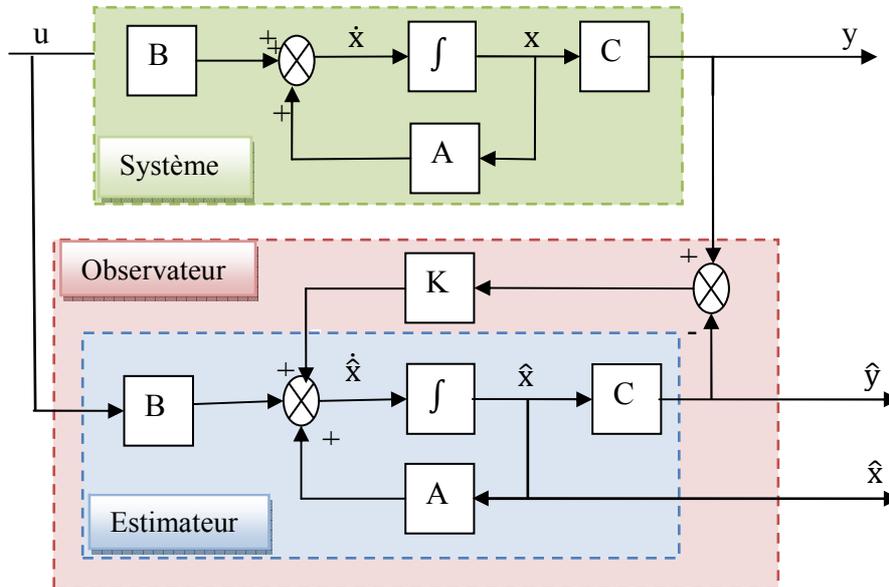


Figure 3.3 Schéma de principe d'un estimateur en boucle fermée (Observateur de Luenberger).

### 3.2.1.3. Système Adaptatif à Modèle de Référence (observateur MRAS)

Le Système Adaptatif avec Modèle de Référence (MRAS) est une méthode d'estimation déterministe des variables d'état de la machine asynchrone. En raison de ces exigences de mise en œuvre relativement simples, cette approche a attiré l'attention de plusieurs auteurs [80]. Comme nous le montre la Figure 3.4, son principe consiste en la comparaison entre les sorties du modèle de référence avec celles du modèle adaptatif. Les erreurs issues de cette comparaison pilotent un mécanisme d'adaptation permettant de générer la sortie (vitesse du rotor) qui est utilisée pour ajuster le modèle adaptatif [14,80]. Dans le cas où l'erreur est minimisée, la vitesse estimée sera égale à la vitesse réelle.

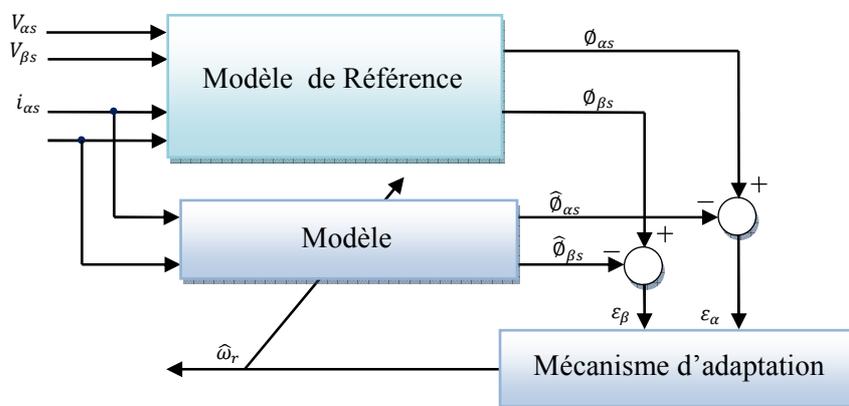


Figure 3.4 Principe de l'observateur MRAS [80]

### 3.2.1.4. Estimation par observateur à mode glissant

L'observateur à mode glissant (SMO) est un autre estimateur déterministe qui utilise aussi le modèle de la MAS. Il peut estimer les variables d'état de la machine à partir de la mesure des courants et des tensions de phase. Ce type d'observateur repose sur l'utilisation d'une commutation à haute fréquence permettant de forcer la trajectoire des variables estimées à rester dans la surface de glissement [82]. Le schéma de principe d'un observateur à mode glissant pour un système non linéaire (MAS) est représenté sur la Figure 3.5 ci-dessous. Il est basé sur la comparaison entre les sorties mesurées du système est celles estimées. Une fonction  $S(\cdot)$  est définie et qui dépend aussi bien de cet écart que des variables estimées, des entrées et des mesures. Le signe de cette fonction calculée à chaque instant est multiplié par une matrice de gain ( $K_S$ ) déterminée pour assurer une erreur d'estimation nulle [81, 20].

L'observateur à modes glissant est présenté comme un estimateur déterministe efficace en raison de ces avantages suivants: la simplicité, la mise en œuvre facile, robustesse aux variations des paramètres, conception moins restrictive, et pas de calcul importants [68].

L'auteur de [20] a implanté le filtre de Kalman étendu et l'OMG (SMO) pour l'estimation de la vitesse du moteur asynchrone puis il a effectué une comparaison entre les deux observateurs. Il a indiqué que le filtre de Kalman (EKF) s'avère plus performant que l'OMG. Ce dernier présente de réelles difficultés de réglage qui n'ont pas permis d'obtenir un fonctionnement satisfaisant en faible vitesse.

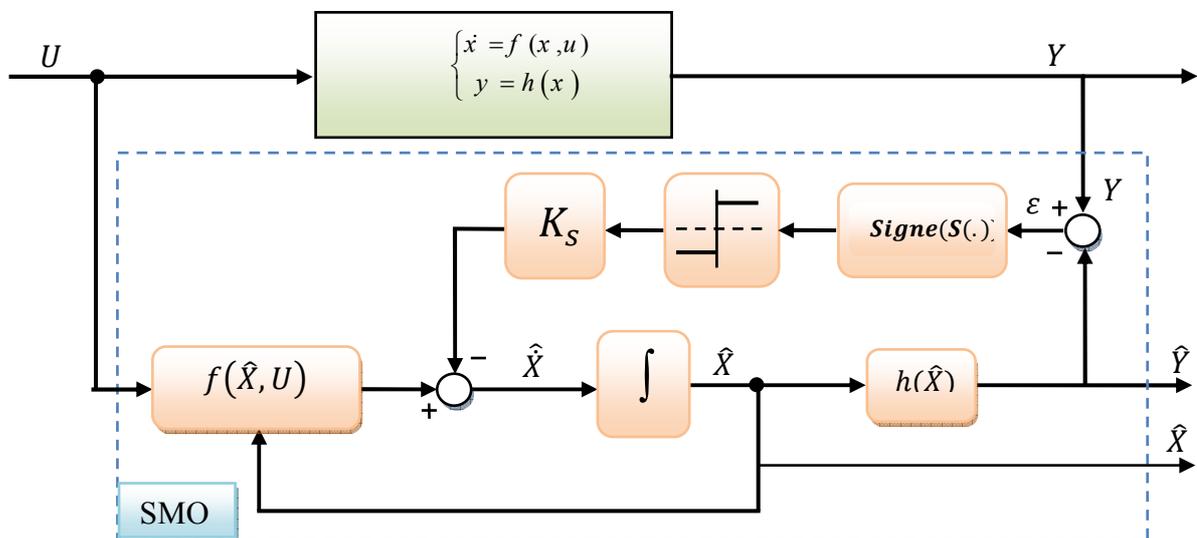
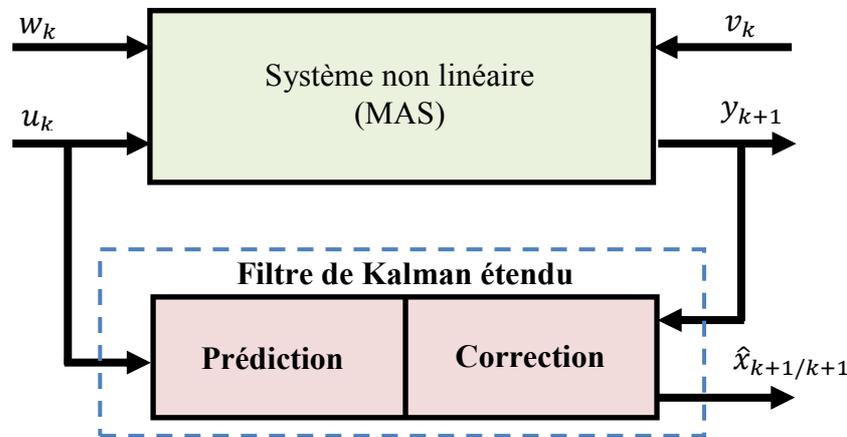


Figure 3.5 Principe de l'observateur à mode glissant

### 3.2.1.5. Filtre de Kalman

Pour résoudre certains problèmes de l'observation liés aux incertitudes dans la connaissance des paramètres du système ( $w_k$ ) et le bruit sur les mesures ( $v_k$ ) du vecteur de sortie ( $y_{k+1}$ ), outre les techniques d'estimations des systèmes déterministes susmentionnés pour la conception d'estimateurs en boucle fermée, il y a aussi des approches stochastiques utilisant le

filtre de Kalman (FK). Le FK est une technique d'estimation stochastique bien établie qui prend en compte de perturbations aléatoires, des erreurs de modélisation, de calcul des inexactitudes et des erreurs de mesure du problème à résoudre [15]. Ce filtre est capable d'estimer les grandeurs mesurables ou non d'un système dynamique linéaire. Cela peut être fait en minimisant la variance de l'erreur qui mènera à des états estimés optimaux [75].



**Figure 3.6** Schéma bloc d'un filtre de Kalman étendu

Pour les systèmes non linéaires, tels que le cas de la MAS, il est donc nécessaire de synthétiser des estimateurs qui prennent en compte cette non-linéarité. Le Filtre de Kalman étendu (FKE) figure 3.6, s'avère plus performant que l'observateur à modes glissants. En effet, ce dernier présentant de réelles difficultés de réglage qui ne permis pas d'obtenir un fonctionnement satisfaisant en faible vitesse [20].

Une autre comparaison a été faite entre le MRAS et le FKE dans [83], avait montré que le FKE est mieux adapté aux bruits de mesure, plus précis, moins sensible aux variations des paramètres du moteur et fonctionne mieux à faible vitesse. En plus, à la différence de MRAS qui ne peut estimer qu'une seule variable ou un paramètre à la fois, le FKE peut estimer plusieurs paramètres simultanément [81,84].

Dans la prochaine section 3.3, les deux variantes du filtre de Kalman à savoir la version standard et la version étendue, seront exposées beaucoup plus en détail,

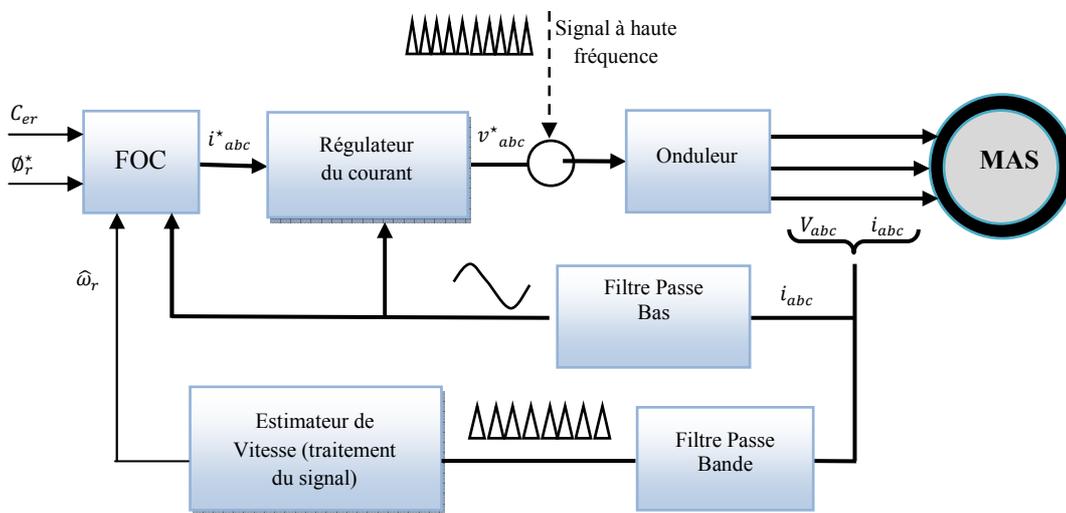
### 3.2.2. Estimation par injection du signal et des effets parasites

En raison des variations des paramètres du moteur ainsi que du problème de l'observabilité à basse vitesse de rotation dans les entraînements sans capteur basé sur le modèle mathématique de la machine, une approche relativement nouvelle basée sur l'injection des signaux (SI) est devenu de plus en plus populaire. Cette technique (voir figure 3.7), est basée sur l'injection d'un signal de tension externe généralement à haute fréquence superposée à la tension de référence d'alimentation issue des régulateur de courants d'une commande vectorielle de machine asynchrone. La tension résultante est appliquée par un onduleur de tension. La composante haute fréquence va interagir avec une éventuelle réductance de la machine aussi faible soit elle [50]. Par la suite, les informations sur la vitesse ou la position du rotor seront extraites depuis les tensions ou les courants mesurés en exploitant l'anisotropie de la machine [68]. Notons, qu'il existe un compromis dans le choix de l'amplitude et la fréquence des signaux injectés. En effet, si l'amplitude du signal injecté est importante, cela augmenterait les ondulations dans le couple et détériorent les performances de la

commande. En revanche, un signal porteur de faible amplitude créerait un petit SNR (signal to noise ratio) [68].

Ces techniques d'injection haute fréquence possèdent cependant un inconvénient notoire, elles perturbent la forme du couple qui possède une composante pulsatoire. De plus, elles nécessitent une modification de la commande, celle-ci étant chargée de gérer la fréquence et l'amplitude de l'injection. La puissance consommée par cette injection est également non négligeable pour une détection aisée et fiable.

Les matériaux magnétiques communément utilisés pour la construction des machines asynchrones ne sont généralement pas prévus pour fonctionner à haute fréquence, ce qui crée des échauffements du matériau magnétique [68]. Il faut également prendre en compte ces harmoniques dans la synthèse du correcteur pour en réduire les effets. Ces maintes difficultés nécessitent alors une attention particulière pour obtenir de bonnes performances statiques et dynamiques [20]. C'est pourquoi dans notre cas d'étude, on a préféré de s'orienter vers les méthodes d'estimation à base de modèles



**Figure 3.7** Principe d'estimation basée sur l'injection du signal et des effets parasites (Commande vectorielle sans capteur de vitesse de la MAS) [68]

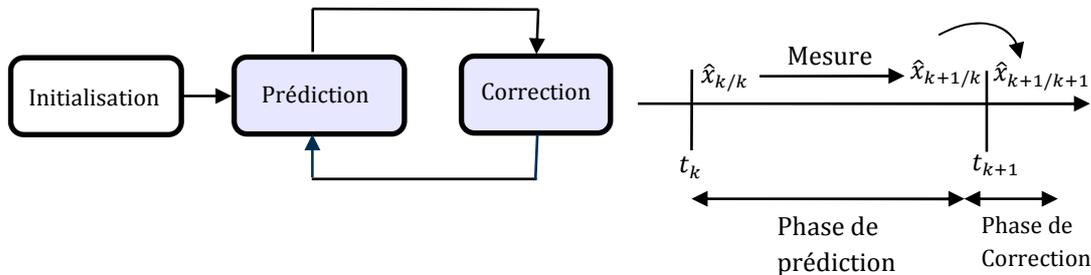
### 3.3. Principe du Filtrage de Kalman

Le filtre de Kalman (ou de Kalman-Bucy) a été introduit au début des années soixante [70]. Ce dernier est un estimateur d'état qui repose sur un certain nombre d'hypothèses, notamment les bruits. La présence naturelle de bruits lorsqu'une machine asynchrone est pilotée par un onduleur représente un argument pour ce choix. En effet, le FK suppose que les bruits qui affectent le modèle sont centrés et blancs et que ceux-ci sont décorrélés des états estimés ; en outre, les bruits d'état doivent être décorrélés des bruits de mesure. Grâce à ces hypothèses, le FK devient un algorithme d'identification que l'on peut en interpréter comme un algorithme des moindres carrés récursifs perfectionné [15]. Cet algorithme tend à minimiser la variance de l'erreur d'estimation. Les performances satisfaisantes du filtre de Kalman, associées à des algorithmes complexes, demandent en contrepartie des processeurs de calcul puissants comme les DSP (Digital Signal Processor) [75].

Le filtre de Kalman est très puissant grâce à l'utilisation d'un retour (feedback) : il estime l'état du système puis améliore son résultat en utilisant des informations bruitées (mesures)

fournies par les capteurs. Pour le principe de fonctionnement du filtre de Kalman, qu'il soit standard ou étendu on en distingue généralement deux phases principales (Figure 3.8):

- ✚ **Phase de prédiction** : à partir d'un modèle d'état, il effectue une prédiction  $\hat{x}_{k+1/k}$  de l'état du processus.
- ✚ **phase de correction** : à partir des mesures effectuées sur le processus réel à l'instant  $k+1$ , il corrige la valeur des variables d'état issues de la prédiction pour obtenir  $\hat{x}_{k+1/k+1}$ .



**Figure 3.8.** Principe du fonctionnement du filtre de Kalman [81]

La phase de prédiction est généralement assez précise. En effet, elle utilise le modèle du système. Cependant, la modélisation n'est qu'une approximation de la réalité, les paramètres pouvant varier au cours du temps. La deuxième étape corrige alors les résultats de la phase prédictive.

### 3.3.1. Concept des bruits d'état et de mesure

Le bruit d'état rend compte des imperfections du modèle par rapport à la machine réelle. Ces bruits sont dus essentiellement aux approximations relatives dues aux hypothèses simplificatrices et également aux variations des paramètres de la machine. En outre, il existe d'autres sources de bruits d'état qui affectent le système. Il s'agit du bruit introduit par l'onduleur. Quant au bruit de mesure, il peut être du à la chaîne de mesure des courants de ligne, c'est-à-dire les capteurs et les convertisseurs analogiques-numériques (CAN).

Cependant, il faut noter que la majorité de ces bruits d'état et de mesure sont prépondérants dans le cas des bancs expérimentaux et pas dans des essais de simulation par un ordinateur numérique. Les bruits d'état ont pour origine les erreurs de mesure sur les entrées et les erreurs de modélisation (dus aux hypothèses simplificatrices, à la discrétisation, aux incertitudes sur les paramètres...) alors que les bruits de mesure sont liés aux erreurs de mesure sur les sorties du système [19].

### 3.3.2. Filtre de Kalman standard

Le filtre de Kalman (FK) dans sa version standard a été proposé pour les systèmes linéaires. Il consiste en un algorithme mis en parallèle avec le système en utilisant son modèle sous forme d'équations d'état (voir figure 3.9). Cet algorithme permet de reconstruire ou d'estimer toutes les variables d'état, si le système est observable [15]. La sortie du FK est asservie à la sortie réelle du système. L'observateur de Kalman est donc équivalent à un asservissement et donc à un filtre passe-bas. Ainsi dans un environnement stochastique, on parle du filtre au lieu d'observateur et de filtrage au lieu de reconstruction du vecteur d'état.

Le réglage des gains du FK consiste à doser la correction à apporter aux variables d'état estimées en fonction des grandeurs mesurées. Une correction importante permet une grande vitesse de convergence mais rend le FK sensible à la précision des mesures (bruits). Tandis

qu'une correction douce permet d'être peu sensible aux bruits de mesure mais assure une faible vitesse de convergence [75].

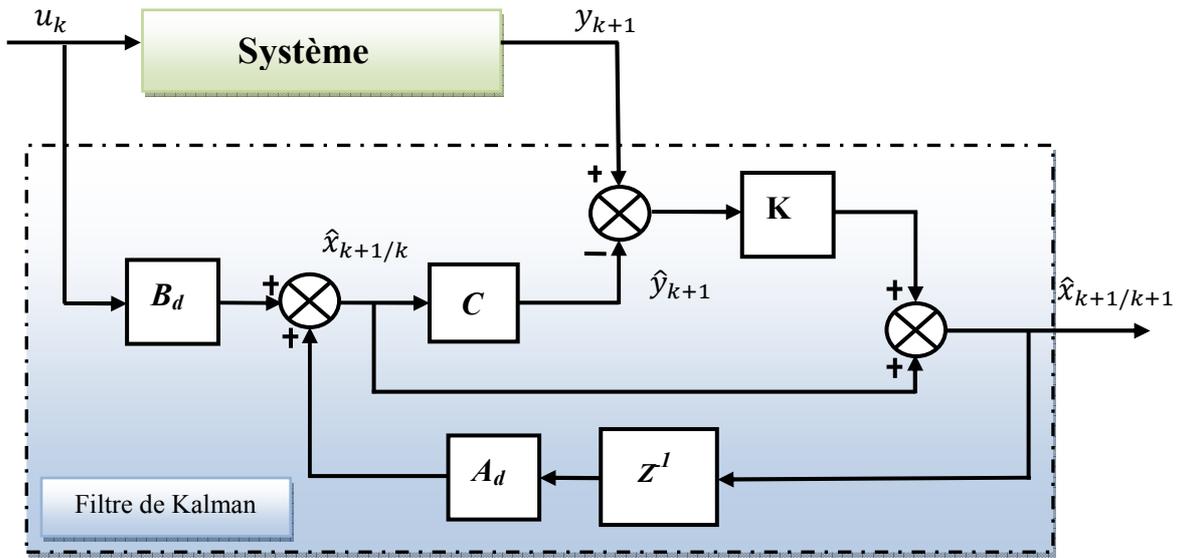


Figure 3.9 Schéma bloc d'un filtre de Kalman standard discret [75]

### 3.3.2.1. Equations du filtre de Kalman standard

Plusieurs formulations des équations du filtre de Kalman peuvent être recensées. Une de ces formulations est donnée dans la suite en considérant le cas général d'un système stochastique discret, linéaire dans l'état, multi-entrées, multi-sorties, non stationnaire, dont l'évolution est décrite par les relations suivantes [15,79]:

$$\begin{cases} x_{k+1} = A_d x_k + B_d u_k + w_k \\ y_k = C x_k + v_k \end{cases} \quad (3.3)$$

Les bruits d'état et de mesure sont supposés centrés, blancs et indépendants et de matrices de covariance  $Q$  et  $R$ . Ils sont censés avoir les propriétés statistiques suivantes [15,75]:

- Esperance mathématique nulle :

$$E[w_i] = 0 \text{ et } E[v_j] = 0 \quad \forall i, j \quad (3.4)$$

- Auto-corrélation : Les matrices de covariance des bruits d'état et de mesure sont définies respectivement par :

$$\begin{aligned} Q &= \text{Cov}(w) = E[w_k w_k^T] \\ R &= \text{Cov}(v) = E[v_k v_k^T] \end{aligned} \quad (3.5)$$

- Absence de corrélation entre les bruits :

$$E[v_i w_j^T] = 0 \quad \forall i, j, \quad E[w_i w_j^T] = 0 \quad \text{et} \quad E[v_i v_j^T] = 0 \quad \forall i \neq j \quad (3.6)$$

- Absence de corrélation entre les bruits et l'état initial :

$$E[x_0 w^T] = 0 \quad \text{et} \quad E[x_0 v^T] = 0 \quad (3.7)$$

- Nous supposons que l'état initial  $x_0$  vérifie les conditions suivantes :

$$E[x_0] = \hat{x}_{0/0} \quad (3.8)$$

$$E[(x_0 - \hat{x}_{0/0})(x_0 - \hat{x}_{0/0})^T] = P_{0/0} \quad (3.9)$$

Sous ces hypothèses, le filtre de Kalman est un observateur d'état optimal pour la minimisation de la variance de l'erreur d'estimation. La détermination des matrices de covariance  $Q$  et  $R$  est délicate mais nécessaire pour la bonne convergence du filtre de Kalman [15,19]. Nous détaillerons ce point dans la suite de ce chapitre.

Comme le montre la figure (3.9), la tâche principale du filtre de Kalman consiste à estimer le vecteur d'état  $\hat{x}_{k+1/k+1}$  du système en minimisant les effets des bruits  $w$  et  $v$ .

Soit  $x_k$  l'état exact du système et  $\hat{x}_{k/k}$  son estimation à l'instant  $k$ . On définit l'erreur d'estimation à l'instant  $k$  par :

$$e_k = x_k - \hat{x}_{k/k} \quad (3.10)$$

Et la variance de l'erreur d'estimation par :

$$P_{k/k} = E\{e_k e_k^T\} = E\{(x_k - \hat{x}_{k/k})(x_k - \hat{x}_{k/k})^T\} \quad (3.11)$$

On se propose de déterminer  $\hat{x}_{k+1/k+1}$  en minimisant la variance de l'erreur d'estimation. Alors, après la phase d'initialisation où le vecteur d'état  $x_{0/0}$  et la matrice de covariance de l'erreur d'estimation  $P_{0/0}$  sont définis, la procédure d'estimation par le filtre de Kalman se décompose en deux en deux étapes (l'étape de prédiction et l'étape de correction) qui sont exécutées à chaque période d'échantillonnage  $T$ .

#### ✚ Une phase de prédiction :

A partir de l'information  $\hat{x}_{k/k}$  disponible à l'instant  $k$  on peut en déduire la meilleure estimation de  $x_{k+1}$  qui égale à :

$$\hat{x}_{k+1/k} = A_d \hat{x}_{k/k} + B_d u_k \quad (3.12)$$

On cherche à déterminer sa variance :

$$P_{k+1/k} = E\{(x_{k+1} - \hat{x}_{k+1/k})(x_{k+1} - \hat{x}_{k+1/k})^T\} \quad (3.13)$$

Pour dériver les équations du filtre de Kalman, nous commençons par trouver une équation qui permet de calculer l'état estimé a posteriori  $\hat{x}_{k+1/k+1}$  comme combinaison linéaire de l'estimé a priori  $\hat{x}_{k+1/k}$ , et une différence pondérée entre la mesure réelle  $y_{k+1}$  et la mesure de prédiction  $\hat{x}_{k+1/k}$  comme le montre l'équation (3.15) :

$$\hat{x}_{k+1/k+1} = \hat{x}_{k+1/k} + K_{k+1}[y_{k+1} - C\hat{x}_{k+1/k}] \quad (3.14)$$

La différence  $[y_{k+1} - C\hat{x}_{k+1/k}]$  est appelée l'innovation de mesure ou résiduel [79]. L'innovation reflète l'anomalie entre la prédiction de mesure  $C\hat{x}_{k+1/k}$  et la mesure réelle  $y_{k+1}$ . Innovation nulle veut dire que les deux mesures sont en parfaite égalité. Nous pouvons alors définir les erreurs d'estimation à priori et à posteriori, respectivement comme suit :

$$e_{k+1/k} = x_{k+1} - \hat{x}_{k+1/k} \quad (3.15)$$

$$e_{k+1/k+1} = x_{k+1} - \hat{x}_{k+1/k+1} \quad (3.16)$$

La covariance de l'erreur d'estimation à priori est alors :

$$P_{k+1/k} = E\{(x_{k+1} - \hat{x}_{k+1/k})(x_{k+1} - \hat{x}_{k+1/k})^T\} = E\{e_{k+1/k}e_{k+1/k}^T\} \quad (3.17)$$

Et la covariance de l'erreur d'estimation à postérieure est alors :

$$P_{k+1/k+1} = E\{(x_{k+1} - \hat{x}_{k+1/k+1})(x_{k+1} - \hat{x}_{k+1/k+1})^T\} = E\{e_{k+1/k+1}e_{k+1/k+1}^T\} \quad (3.18)$$

La matrice  $K_{k+1}$  dans l'équation (3.14) est appelée gain de Kalman, et elle est choisie de telle sorte que la covariance d'erreur à posteriori dans l'équation (3.18) soit minimisée. Cette minimisation sera présentée dans les paragraphes qui suivent :

Pour trouver une relation récurrente entre  $P_{k+1/k}$  et  $P_{k/k}$  nous avons

$$P_{k+1/k} = E\{(x_{k+1} - \hat{x}_{k+1/k})(x_{k+1} - \hat{x}_{k+1/k})^T\} \quad (3.19)$$

Des équations (3.12) et (3.13) nous obtenons

$$x_{k+1} - \hat{x}_{k+1/k} = A.(x_{k+1} - \hat{x}_{k/k}) + w_k \quad (3.20)$$

En substituant l'équation (3.20) dans (3.19) on obtient

$$P_{k+1/k} = AP_{k/k}A^T + Q \quad (3.21)$$

Nous avons aussi :

$$P_{k+1/k+1} = E\{(x_{k+1} - \hat{x}_{k+1/k+1})(x_{k+1} - \hat{x}_{k+1/k+1})^T\} \quad (3.22)$$

### ✚ Une phase de correction :

A partir des équations (3.3) et (3.15) nous trouvons

$$x_{k+1} - \hat{x}_{k+1/k+1} = (I - K_{k+1}C)(x_{k+1} - \hat{x}_{k+1/k}) - K_{k+1}v_{k+1} \quad (3.23)$$

Le gain  $K_{k+1}$  est choisi de telle sorte à minimiser la covariance d'erreur d'estimation a posteriori. On montre que cela revient à minimiser la trace de  $P_{k+1/k+1} = E\{e_{k+1}e_{k+1}^T\}$ .

Après calcul, on obtient:

$$P_{k+1/k+1} = (I - K_{k+1}C)P_{k+1/k}(I - K_{k+1}C)^T + K_{k+1}RK_{k+1}^T \quad (3.24)$$

La valeur de  $K_{k+1}$  qui minimise la trace de  $P_{k+1/k+1}$   $P_{k+1/k}$

$\frac{\partial \text{Trace}(P_{k+1/k+1})}{\partial K_{k+1}} = 0$  est donnée par :

$$K_{k+1} = P_{k+1/k}C^T(CP_{k+1/k}C^T + R)^{-1} \quad (3.25)$$

En remplaçant l'équation (3.25) dans (3.24) nous obtenons la matrice de covariance de l'erreur d'estimation suivante :

$$P_{k+1/k+1} = P_{k+1/k} - K_{k+1}CP_{k+1/k} \quad (3.26)$$

Finalement, les formules (3.19), (3.21), (3.24), (3.25) et (3.26) représentent l'ensemble des équations caractéristiques du filtre de Kalman standard discret. Le filtre est initialisé alors par la variance des bruits d'état et de mesure, par l'état initial estimé ainsi que la matrice de covariance de l'erreur d'estimation associée.

La présente version du filtre de Kalman fournit l'estimé optimal de l'état ainsi que la variance de l'erreur d'estimation [15].

### 3.3.2.2. Algorithme du filtre de Kalman standard

L'ensemble des équations caractérisant le fonctionnement du filtre de Kalman standard développées précédemment peuvent être mises sous forme de la boucle suivante (Figure 3.10), formant ainsi, l'algorithme du filtre de Kalman standard.

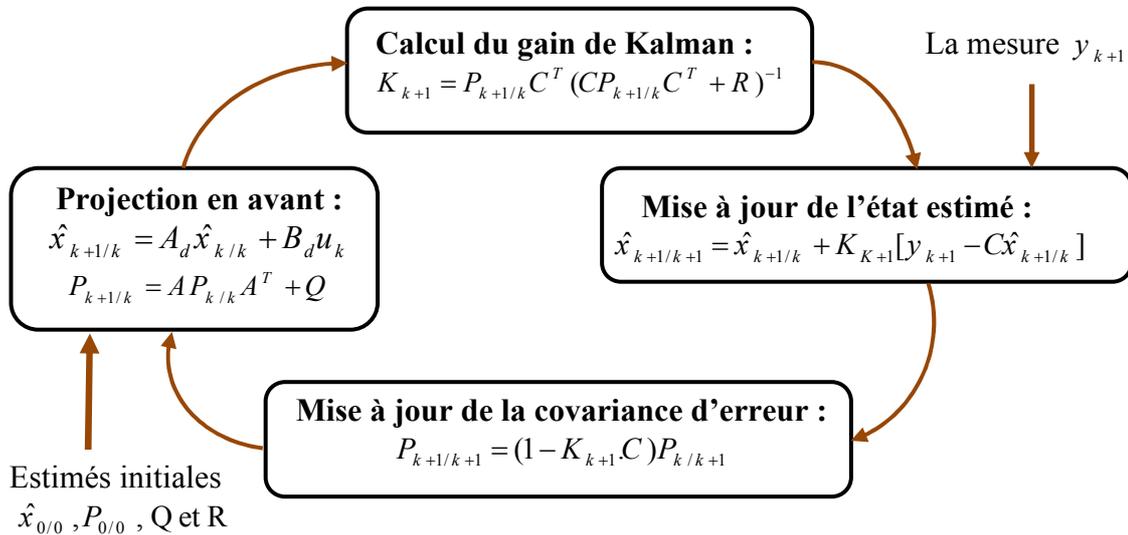


Figure 3.10 Algorithme du filtre de Kalman standard [79]

### 3.3.3. Filtre de Kalman Étendu

Une extension du FK, appelé filtre de Kalman étendu (FKE), a été proposée pour les systèmes non linéaires. Ce dernier, dans un contexte stochastique représente sans doute l'une des techniques d'observation de l'état des systèmes non linéaires les plus fréquemment utilisées. Il permet notamment d'ajouter, au vecteur d'état, une ou plusieurs autres variables que l'on désire estimer. Ce filtre est largement utilisé pour l'estimation simultanée des diverses grandeurs de la machine asynchrone, tels que : la vitesse rotorique, le couple de charge ainsi que les paramètres électriques et mécaniques.

Etant donné, que le FKE n'est que l'application du filtre de Kalman décrit précédemment dans le cas d'un système non linéaire, par conséquent, ce système doit être discrétisé et linéarisé autour du point de fonctionnement (vecteur d'état étendu estimé) actuel [19,75].

Tout d'abord, le système d'état doit être étendu en ajoutant les paramètres à estimer au vecteur d'état. Soit le système continu stochastique non linéaire donné par les équations suivantes :

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x_e, u) + w(t) \\ y &= h(x_e) + v(t) \end{aligned} \tag{3.27}$$

Avec:  $f$  et  $h$  des fonctions non linéaires

$x_e$  est le vecteur d'état étendu aux paramètres à estimer tel que :  $x_e = [x \quad \lambda]^T$

Où  $\lambda$  représente le vecteur des paramètres à estimer ;

Ainsi, le modèle non linéaire stochastique discret étendu s'écrit sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} x_{e,k+1} &= f(x_k, \lambda_k, u_k) + w_k \\ y_{k+1} &= h(x_{e,k}) + v_k \end{aligned} \tag{3.28}$$

Afin d'utiliser le filtre de Kalman étendu pour estimer le vecteur  $x_e$ , il convient de linéariser le système à chaque instant. Ainsi, l'application du filtre de Kalman étendu dans le cas du système donné par les équations (3.28) consiste à exécuter les étapes successives suivantes:

#### ✚ Initialisation du filtre

Les valeurs initiales doivent être affectées au vecteur d'état  $x_{e0/0}$  ainsi que les matrices de covariances  $P_0$ ,  $Q$  et  $R$ . Ces valeurs initiales reflètent le degré de connaissance concernant l'état initial du système. Une grande valeur de  $P_0$ , signifie une moindre information concernant les états suscités et ceci peut créer une divergence de l'estimation et même des oscillations des états estimés [75].

#### ✚ Phase de prédiction

- **Prédiction des états et des paramètres** : C'est la prédiction du vecteur d'état étendu à l'instant  $(k+1)$ . Elle permet aussi de prédire la sortie  $\hat{y}_{k+1}$ .

$$\begin{aligned}\hat{x}_{e\ k+1/k} &= f(\hat{x}_{e\ k/k}, u_k) \\ \hat{y}_{k+1/k} &= h(\hat{x}_{e\ k/k})\end{aligned}\quad (3.29)$$

- **Prédiction de la matrice de covariance d'erreur de prédiction**

$$P_{k+1/k} = F_k P_k F_k^T + Q \quad (3.30)$$

$$\text{Où : } F_k = \left. \frac{\partial f(x_{e\ k}, u_k)}{\partial x} \right|_{x_{e\ k} = \hat{x}_{e\ k/k}} \quad (3.31)$$

#### ✚ Phase de correction de l'état et des paramètres :

La phase de prédiction permet d'avoir un écart entre la sortie mesurée  $y_{k+1}$  et la sortie prédite  $\hat{y}_{k+1/k}$ . Pour améliorer l'état, on le corrige par l'intermédiaire du gain du filtre  $k_{k+1}$ . En minimisant la variance de l'erreur, on obtient les relations suivantes :

- **Calcul du gain de Kalman à l'instant (k+1)**

$$k_{k+1} = P_{k+1/k} H_k^T [H_k P_{k+1/k} H_k^T + R]^{-1} \quad (3.32)$$

Où

$$H_k = \left. \frac{\partial h(x_{e\ k})}{\partial x_{e\ k}} \right|_{x_{e\ k} = \hat{x}_{e\ k/k}} \quad (3.33)$$

- **Calcul de la matrice de covariance de l'estimation optimale**

$$P_{k+1/k+1} = P_{k+1/k} - K_{k+1} H_k P_{k+1/k} \quad (3.34)$$

- **Correction des états et paramètres**

$$\hat{x}_{e\ k+1/k+1} = \hat{x}_{e\ k+1/k} + K_{k+1} [y_{k+1} - h_k \hat{x}_{e\ k+1/k}] \quad (3.35)$$

Ainsi, l'algorithme du FKE peut être représenté par la figure (3.11) suivante :

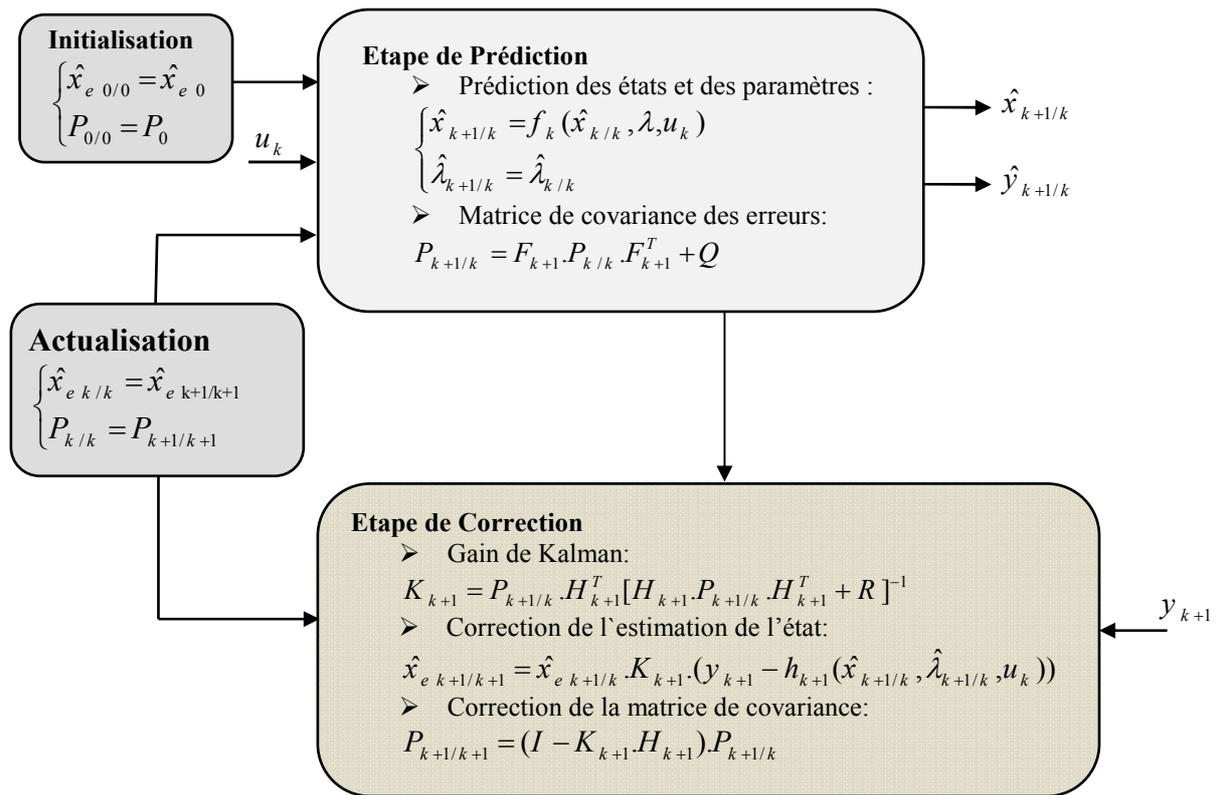


Figure 3.11: Algorithme du filtre de Kalman étendu [19]

La mise en œuvre effective du filtre de Kalman étendu suppose une bonne connaissance a priori du système sur lequel on veut l'appliquer, à la fois sur les bruits affectant l'état et sur la connaissance de son état paramétrique [15].

### 3.4. Influence des paramètres du FKE sur les performances de l'estimation

Pour la mise en œuvre appropriée du FK, quatre paramètres de réglage doivent être déterminés au préalable. Ce sont l'estimation de l'état initial  $x_{0/0}$  et les trois incertitudes ou matrices de covariance, à savoir la covariance d'erreur  $P_{0/0}$ , la covariance du bruit d'état  $Q$  et la covariance du bruit de mesure  $R$ . L'expérience pratique montre que le choix de  $x_{0/0}$  et  $P_{0/0}$ , n'a pas une grande influence sur la convergence de l'estimation [5]. Par contre, ce choix affecte principalement la partie initiale de l'estimation (figure 3.12) qui n'est généralement pas très critique à moins que l'estimation initiale dépasse les limites acceptables [14].

Cependant, le choix des matrices de covariance  $Q$  et  $R$  qui tiennent compte des approximations du modèle et les erreurs de mesure, respectivement, s'avère très délicat puisque les caractéristiques stochastiques des bruits ne sont généralement pas connues. En effet, ce sont via ces matrices que passeront les différents états mesurés, prédits et estimés. Leur but est de minimiser les erreurs liées à une modélisation approchée et à la présence de bruits sur les mesures. Alors, quelques grandes lignes vont nous permettre de comprendre l'influence du réglage de ces matrices sur la dynamique et la convergence de l'estimation obtenue par le filtre de Kalman [75].

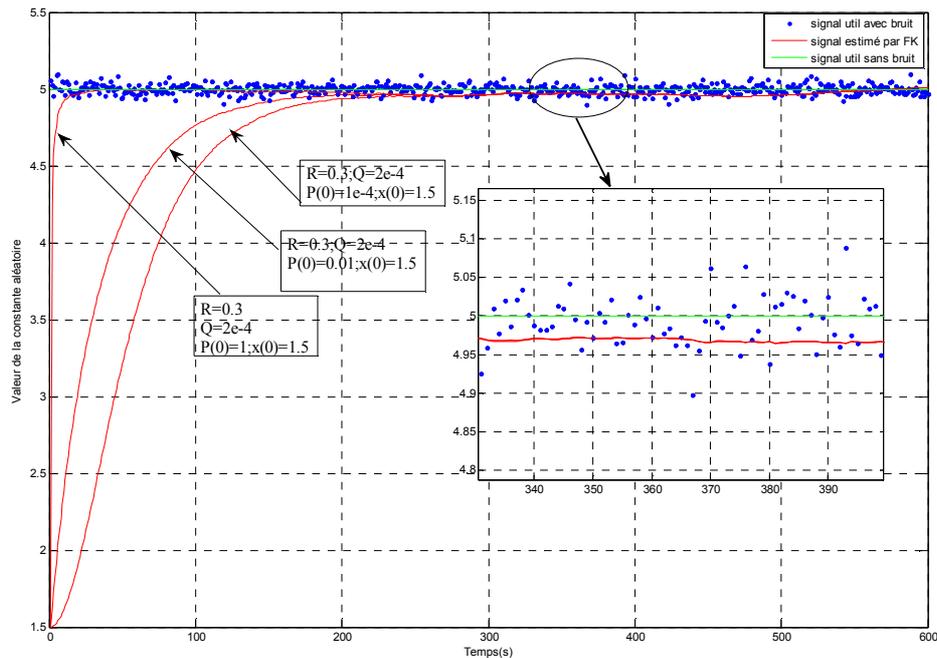


Figure 3.12 Influence de la valeur initiale de P sur l'estimation d'une constante, aléatoire

D'après [75] la qualité de l'estimation par FKE peut être améliorée davantage si un bon choix des matrices de covariance Q et R est effectué. Nous présenterons ci-après, quelques résultats de simulation mettant en évidence l'impact du choix de ces matrices d'une part sur l'estimation d'une constante aléatoire (tension) et ensuite sur la vitesse de rotation d'un MAS. Dans ce qui suit, les éléments de la matrice diagonale P sont pris égaux à l'unité.

### 3.4.1. Impact de la matrice de covariance de mesure R

La matrice R est liée au bruit de mesure comme les imperfections des capteurs de courant. Les résultats de simulation de la figure (3.13), d'une constante aléatoire, noyée dans un bruit blanc et gaussien dont la variance est prise égale à 0.1. La figure (3.14) montre aussi l'influence de cette matrice sur l'estimation de la vitesse de rotation du MAS.

Selon les figures (3.13) et (3.14a), on constate, que les grandes valeurs de la matrice R, donnent une estimation bien filtré (lisse). Cela se traduit par une petite valeur du gain de Kalman  $k$  ce qui donne plus de précision à l'estimation mais avec une correction très lente. En revanche, dans le cas où les valeurs de R sont faibles (voir figure (3.14a)), on obtient des dépassements et des agitations dans la réponse, car le gain de Kalman  $k$  devient plus grand et la correction se fait d'une manière rapide.

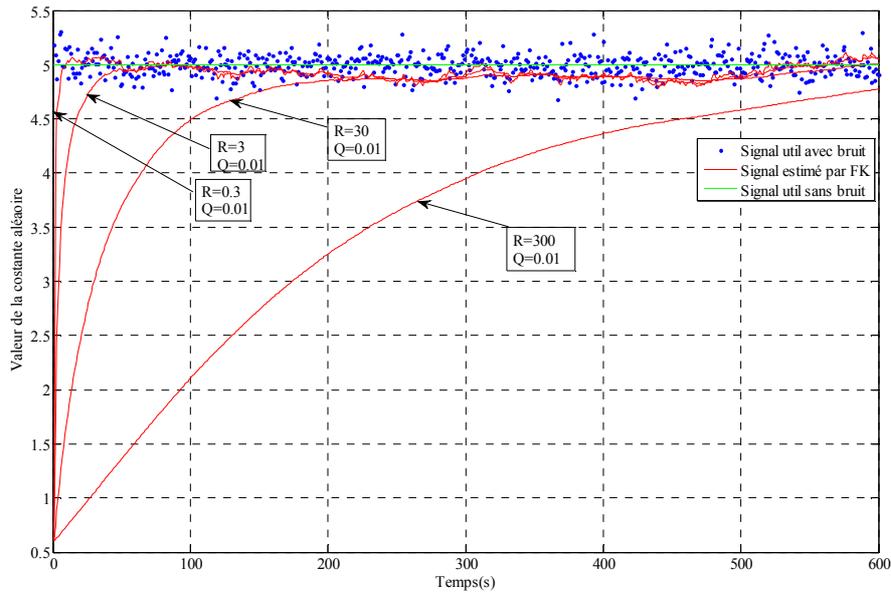


Figure 3.13 Influence de variation de R sur l'estimation d'une constante, aléatoire

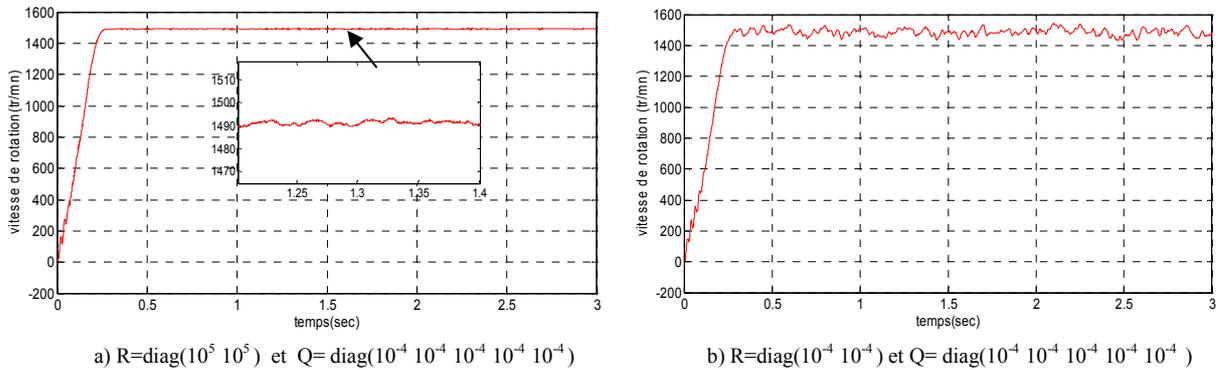


Figure 3.14 Influence de R sur l'estimation de la vitesse de rotation d'un MAS.

### 3.4.2. Impact de la matrice de covariance du système $Q$

La matrice de covariance  $Q$  est liée au bruit du système comme les erreurs de modélisation. Les résultats de simulation obtenus dans le cas de l'estimation aussi bien d'une constante aléatoire que de la vitesse de rotation du MAS figures (3.15) et (3.16) mettent en évidence l'influence du choix de cette matrice sur les performances de l'estimation par FK.

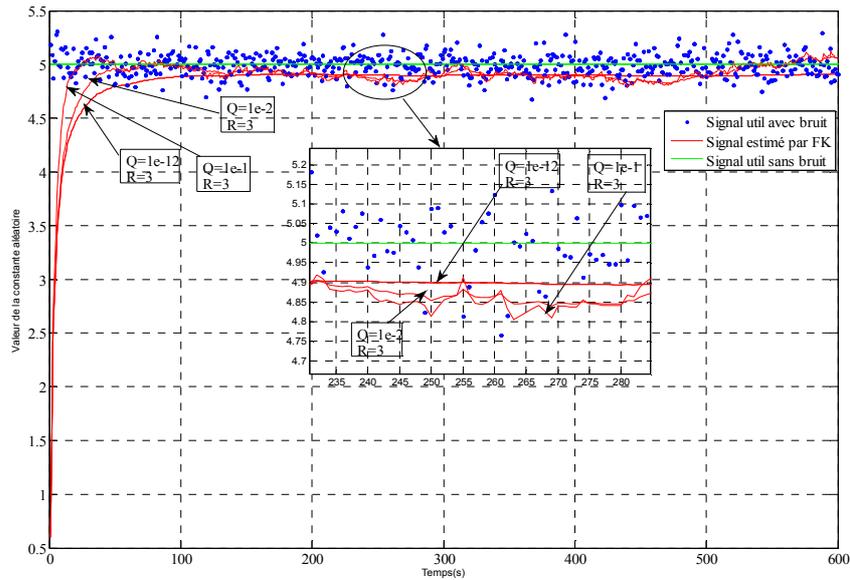


Figure 3.15 Influence de variation de Q sur l'estimation d'une constante aléatoire noyée dans un bruit de variance=0.1.

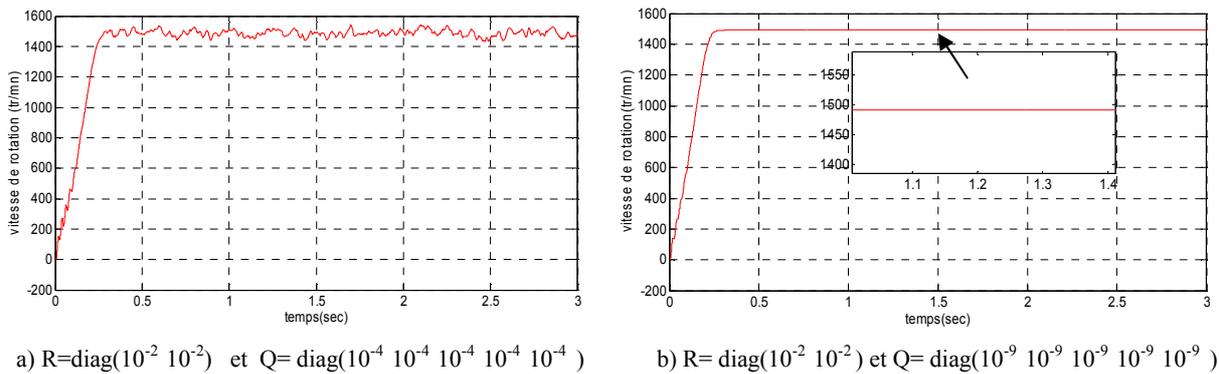


Figure 3.16 Influence de Q sur l'estimation de la vitesse de rotation d'un MAS.

Notons que la présence du bruit en régime permanent est proportionnelle aux valeurs de  $Q$ . A partir des équations (3.30) et (3.32), nous remarquons que la matrice  $K$  est proportionnelle à  $Q$ . Si la valeur de  $Q$  est grande, le FKE considère que la grandeur estimée est mal connue (erreur de modélisation), dans ce cas, le gain de Kalman devient plus grand, ce qui permet d'avoir une mauvaise précision sur l'estimation figures (3.16a). On obtient un cas inverse si  $Q$  est faible (figure 3.16b).

Ces résultats nous permettent de bien maîtriser l'influence de ces matrices sur le fonctionnement du FKE. Donc, le choix de chaque valeur de ces matrices doit se faire en fonction de la dynamique de la variable à estimer. D'autre part, nous avons constaté que si le bruit de mesure est faible, le paramètre du FKE ( $R$ ) doit être grand et si le modèle du système est mieux connu, le paramètre du FKE ( $Q$ ) doit être faible, et par conséquent, le FKE devient plus précis. Notons qu'une trop forte valeur de  $Q$  peut cependant créer une instabilité de l'observation.

### 3.5. Paramétrage des matrices de covariance du FKE

Le paramétrage du filtre de Kalman est un point essentiel afin d'assurer la stabilité et la rapidité de convergence de l'algorithme [75]. Une attention particulière doit être apportée au réglage des matrices de covariance  $Q$  et  $R$  qui contiennent respectivement la valeur de la covariance des bruits d'état et de mesure.

En général, pour définir ces matrices, deux méthodes sont possibles :

- ✚ La première méthode consiste à analyser les erreurs de modélisation et de mesure. Elle suppose que ces erreurs puissent être représentées par des bruits blancs, centrés et décorrélés des états estimés, hypothèse rarement vérifiée en pratique. Une évaluation adéquate de ces erreurs permet d'obtenir un réglage quasi optimal du filtre [40]. Ajouté au fait que l'origine des bruits d'état est diverse et donc difficile à appréhender, cette méthode de détermination des matrices  $Q$  et  $R$  est donc délicate à mettre en œuvre [19,75].
- ✚ A l'inverse, la seconde méthode consiste à choisir  $Q$  et  $R$  pour régler la dynamique de convergence des estimations. La plupart du temps, cela est fait de manière empirique (par essais successifs). Une approche équivalente repose sur l'automatisation du réglage de  $Q$  et  $R$  par la minimisation d'un critère déterministe [75,81].

Comme les performances d'estimation basée sur l'utilisation du FKE, dépendent notamment de la bonne sélection des matrices de covariance des bruits. Alors, dans le cadre de la seconde méthode citée ci-dessus. Récemment, plusieurs méthodes d'optimisation évolutive et stochastiques ont été proposées dans la littérature pour assurer le bon réglage de ces paramètres, tels que la méthode de Recuit Simulé (SA), les Algorithmes génétiques (AG) et l'optimisation d'essaim de particules (PSO), qui contribuent de façon satisfaisante sur les performances du FKE, pour une large plage de vitesse. Néanmoins, les méthodes d'essai et d'erreur sont encore principalement utilisées [68].

Avant d'appliquer la méthode d'ajustement des paramètres  $Q$  et  $R$  adoptée dans notre cas. Nous allons, tout d'abord, passer en revue les méthodes d'optimisation les plus usuellement utilisées dans le domaine de Génie électrique, avec une attention particulière à la technique métaheuristiques (PSO) sur laquelle est basée notre approche.

### 3.6. Généralités sur les méthodes d'optimisation

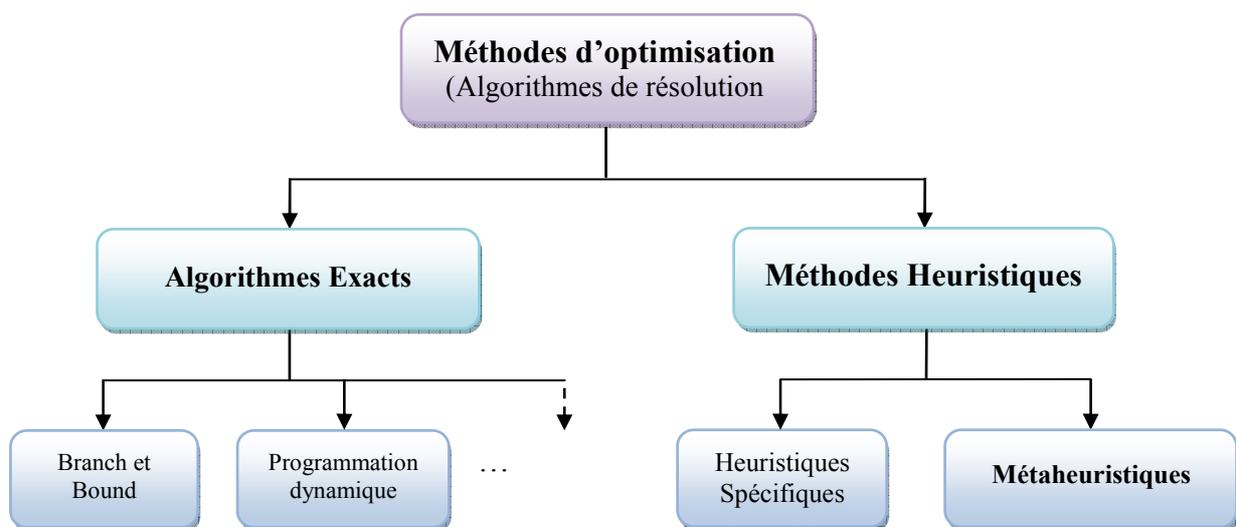


Figure 3.17 Classes des méthodes de résolution [85]

Les problèmes d'optimisation présentent souvent un grand nombre de solutions non optimales. En pratique, l'objectif n'est pas d'aboutir à un optimum absolu, mais seulement à une bonne solution, et la garantie de l'inexistence d'une solution sensiblement meilleure. Pour atteindre cet objectif au bout d'un temps de calcul raisonnable, il est nécessaire d'avoir recours à des méthodes appelées "heuristiques", [85,86].

Un grand nombre de méthodes heuristiques, produisent des solutions proches de l'optimum, ont été développées pour les problèmes d'optimisation combinatoire difficiles. La plupart d'entre elles sont conçues spécifiquement pour un type de problème donné. D'autres, au contraire, désormais appelées "métaheuristiques", sont capables de s'adapter à différents types de problèmes, combinatoires ou même continus et permettent la résolution de problèmes pour lesquels il est difficile de trouver un optimum global ou de bons optimums locaux par des méthodes plus classiques (voir figure 3.17) [86,87,88].

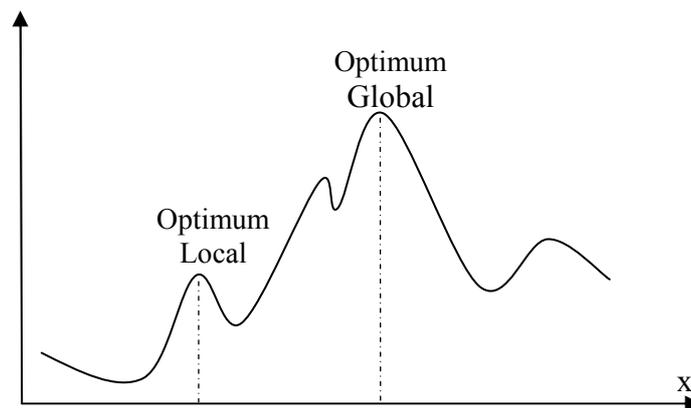


Figure 3.18 Optimums local et global

Parmi les différentes méthodes stochastiques d'optimisation globale, nous allons nous intéresser aux méthodes heuristiques (ou méthodes approchées).

Contrairement aux méthodes dites exactes, ces heuristiques ne procurent pas forcément une solution optimale, mais seulement une bonne solution en fonction du temps disponible. Une méthode heuristique peut être conçue pour résoudre un type de problème donné, ou bien comme une méthode générale applicable à divers problèmes d'optimisation (métaheuristiques) [89,90]. Parmi ces dernières on peut distinguer: méthode de colonie de fourmis, algorithmes génétiques et optimisation par essaim de particules (voir figure 3.19).

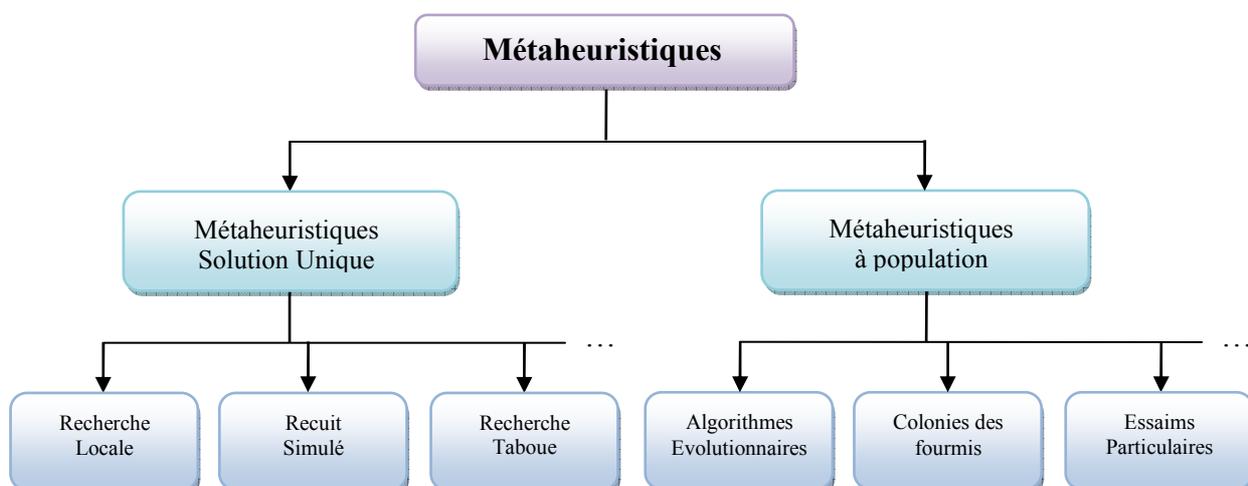


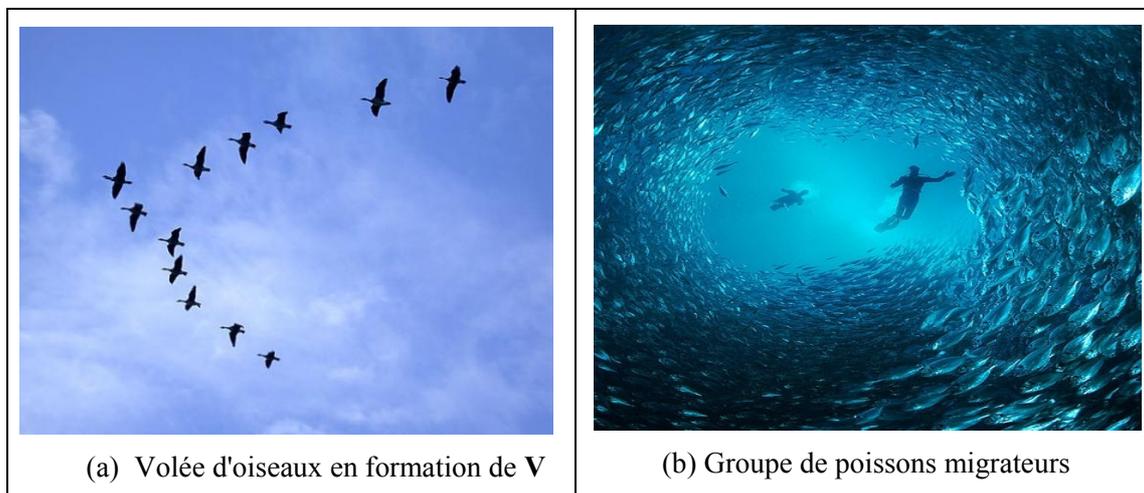
Figure 3.19 Différentes classes des métaheuristiques [85]

### 3.6.1. Méthode d'optimisation d'essaim de particules (PSO)

L'optimisation par essaim de particules est une technique stochastique relativement récente, puisque les premiers articles la concernant datent de 1995 [91]. L'appellation d'origine étant, en anglais : Particle Swarm Optimization (PSO).

Les algorithmes d'optimisation par essaim de particules introduits pour la première fois grâce à la collaboration de deux personnes de profils très différents, Russel Eberhart (ingénieur en électricité) et Jim Kennedy (socio-psychologue) sont inspirés des déplacements collectifs observés chez certains animaux sociaux tels que les poissons et les oiseaux migrateurs voir figure (3.20). En effet, il est étonnant de voir comment ces animaux se déplacent en groupe dans une seule direction, et se divisent parfois en plusieurs groupes afin d'éviter un obstacle ou un prédateur, puis reforment un groupe compact. Avec des règles locales très simples comme « rester proche des autres individus », « aller dans la même direction », « aller à la même vitesse », ces animaux sont capables d'éviter un prédateur par des mouvements d'explosion puis reforment le groupe original, tout en maintenant la cohésion du banc [90,91].

Comme on le verra, par rapport à d'autres heuristiques de la même famille, l'algorithme PSO présente quelques particularités intéressantes, entre autres la notion que l'efficacité est due à la collaboration plutôt qu'à la compétition. En fait, cette technique est souvent décrite comme une sorte d'algorithme évolutionnaire, avec une population d'individus (agents ou particules), dans laquelle, à chaque pas de temps, les meilleurs (selon un critère prédéfini) sont plus ou moins imités par les autres. Un aspect essentiel, qui la différencie, par exemple, des algorithmes génétiques classiques, est l'existence d'une mémoire, à laquelle ne contribuent que les meilleurs éléments. Le modèle est censé expliquer et reproduire certains comportements sociaux, mais s'est révélé un peu simpliste.



**Figure 3.20** Exemple de modèles observables chez certains animaux sociaux

### 3.6.2. Principe de base de la méthode PSO

Dans cette partie, on présentera le principe de base de la technique d'optimisation par essaim de particules (PSO). En fait, dans l'algorithme à essaim de particules, les individus de l'algorithme, sont dites 'Particules', alors que la population est connue sous le nom d'essaim (Swarm). Cette méthode d'optimisation se base sur la collaboration des individus entre eux. L'idée de base de cette dernière veut dire qu'un groupe d'individus peu intelligents puisse posséder une organisation globale complexe. Ainsi, grâce à des règles de déplacement très simples (dans l'espace des solutions), les particules peuvent converger progressivement vers un optimum local. Chaque individu n'a qu'une vision locale de son environnement et de son comportement, va être le résultat d'une somme d'attractions et de répulsions engendrées par son environnement direct, codées par des règles très simples [88,90] à savoir :

- ✚ Chaque individu doit éviter de heurter ses voisins ;
- ✚ Chaque individu tend à s'approcher des vitesses et directions générales du groupe local, c'est-à-dire des voisins immédiats ;
- ✚ Chaque individu cherche à s'approcher du centre de gravité du groupe local.

### 3.6.3. Algorithme de la méthode PSO

Grâce à des règles de déplacement très simples (dans l'espace des solutions), les particules peuvent converger progressivement vers un minimum global.

Suivant cet algorithme, à chaque itération les particules bougent en fonction de 3 composantes comme le montre la figure 3.21 à savoir:

1. sa vitesse actuelle,
2. sa meilleure solution  $P_{bi}$ ,
3. la meilleure solution obtenue dans son voisinage  $P_g$ .

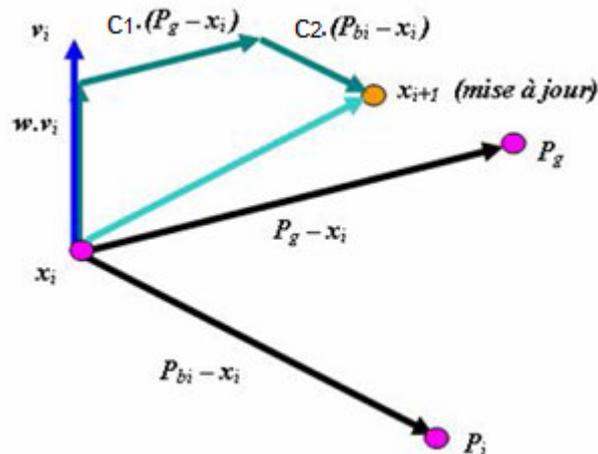


Figure 3.21 Schéma vectoriel de déplacement d'une particule

Cela donne les équations de mouvement suivantes:

$$\begin{cases} V_i(t+1) = w V_i(t) + c_1 r_1(t) \cdot (P_{bi}(t) - X_i(t)) + c_2 r_2(t) \cdot (P_g(t) - X_i(t)) \\ X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t) \end{cases} \quad (3.36)$$

Avec :

$X_i(t+1)$  : Position actuelle ;

$V_i(t+1)$  : vitesse actuelle ;

$w$  : Facteur d'inertie ;

$c_1$  et  $c_2$  : constantes d'accélération régulant les vitesses relatives par rapport aux meilleures positions locales et globales. Ces paramètres déterminent le degré d'influence des positions passées de la particule elle mêmes et celles des autres particules dans la population (swarm).

$r_1(t)$  et  $r_2(t)$  sont deux variables aléatoires uniformément distribuées dans l'intervalle  $[0, 1]$ .

Le paramètre d'inertie  $w$  contrôle l'influence de l'ancienne vitesse sur la vitesse courante, afin de permettre aux particules d'éviter les minima locaux. De la même façon,  $c_1$  contrôle le comportement de la particule dans sa recherche autour de sa meilleure position et  $c_2$  contrôle l'influence de l'essaim sur le comportement de la particule [86].

$P_{bi}(t)$  : Meilleure position identifiée par une particule durant sa trajectoire antécédente (best local).

$P_g(t)$  : Meilleure position globale identifiée dans le processus de recherche par toutes les particules dans la population (best global).

Les différentes étapes de l'algorithme PSO sont présentées comme suit:

### Début

- Initialiser les paramètres (nombre de particules, nombre d'itérations).
- Fixer les coefficients  $c_1$  et  $c_2$  et  $w$
- Initialiser aléatoirement la population de particules avec des positions ( $X_i, P_{bi}$  et  $P_g$ ) et vitesses aléatoires.

### Répéter

Evaluer la fonction objectif pour chaque particule  $f(X_i)$  .

Mettre à jour toutes les meilleures positions locales  $P_{bi}$  .

**Si**  $f(P_{bi}) < f(P_g)$

**Alors**  $P_g = P_{bi}$

**Fin Si**

Actualiser les positions des particules en utilisant les équations (3.36)

**Jusqu'à ce que** (le critère de convergence choisi soit vérifié)

### Fin

(La position enregistrée dans  $P_g$  est la solution optimale)

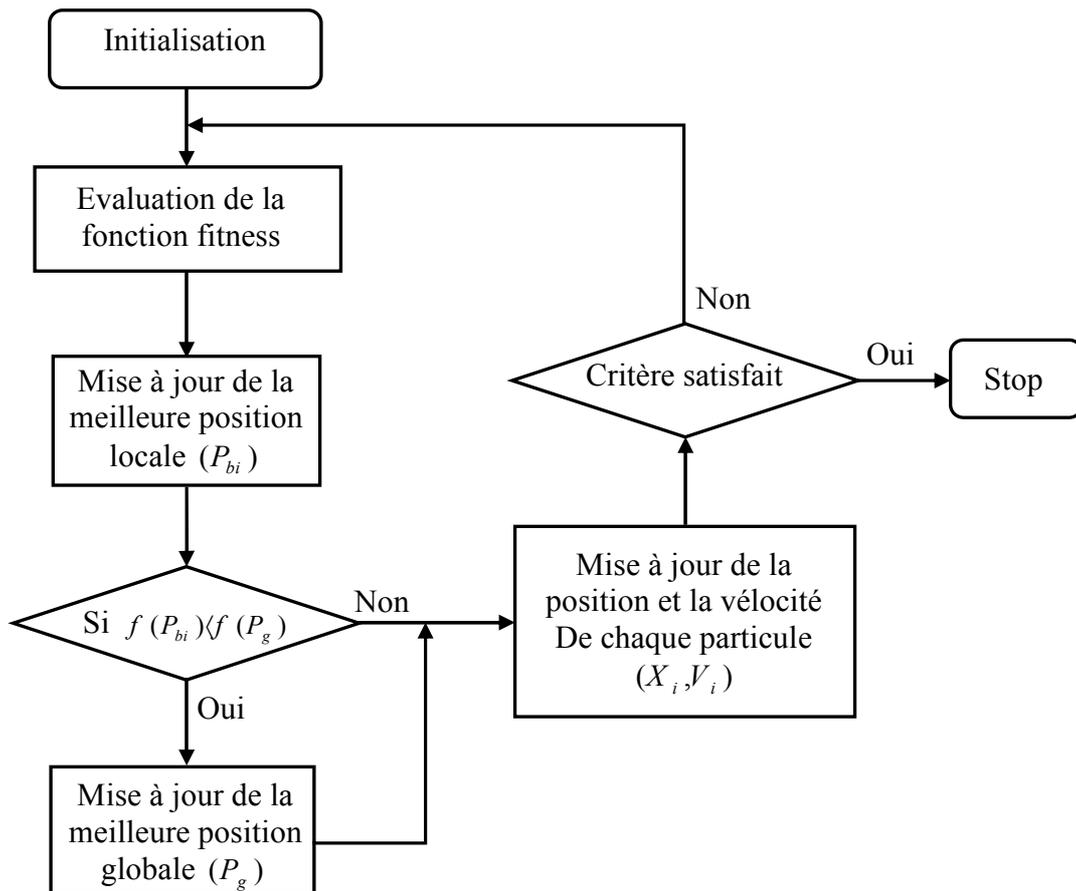


Figure 3.22 Organigramme de la technique d’optimisation par essaim de particules (PSO)

Exemple d’application : Afin d’illustrer la capacité et le pouvoir du traitement des problèmes d’optimisation, nous proposons de chercher l’optimum global de la fonction de teste de Shubert (voir figure 3.23) définie par :

$$f(x,y) = \left( \sum_{i=1}^5 i * \cos((i+1)x + i) \right) \left( \sum_{i=1}^5 i * \cos((i+1)y + i) \right) \tag{3.37}$$

Où  $-10 \leq x \leq 10$  et  $-10 \leq y \leq 10$

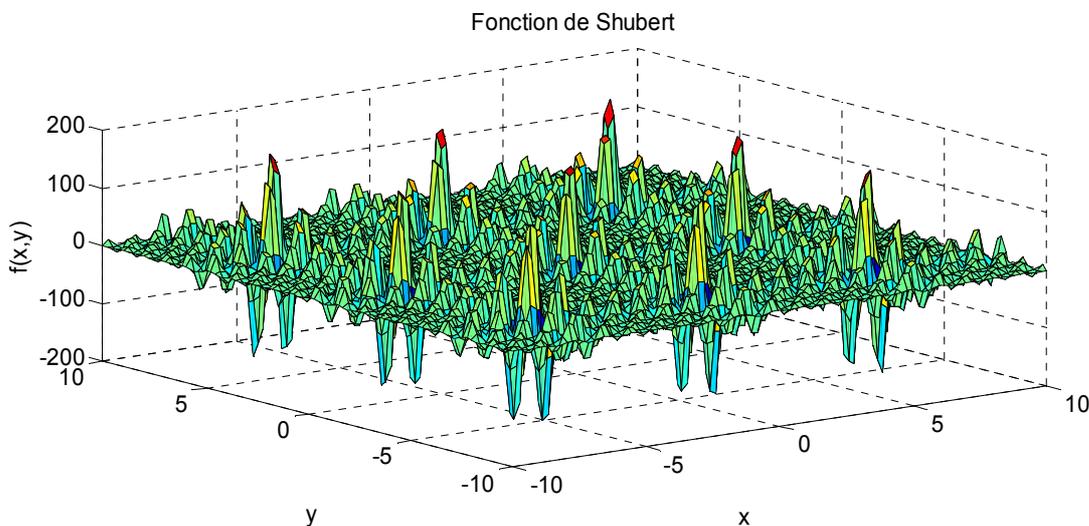


Figure 3.23 : Fonction de Shubert avec plusieurs optimums locaux et 18 optimums globaux.

A l'optimum global :  $f(x^*, y^*) = -186.7309$

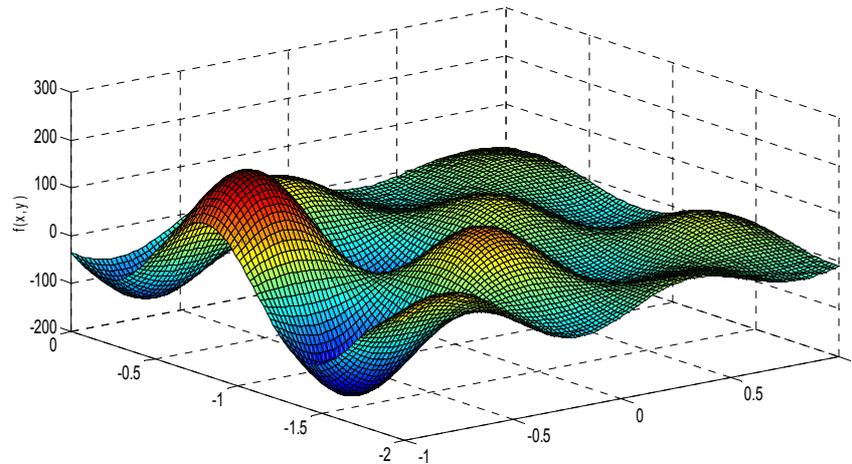


Figure 3.24 Illustration d'un optimum global où  $f(x^*, y^*) = -186.7309$

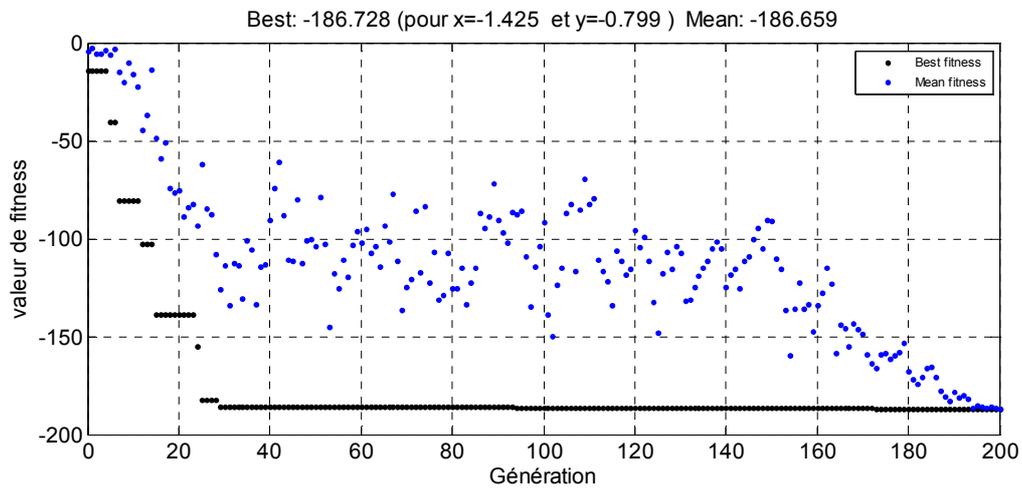


Figure 3.25 Convergence de la fonction objectif vers l'optimum global (AG).

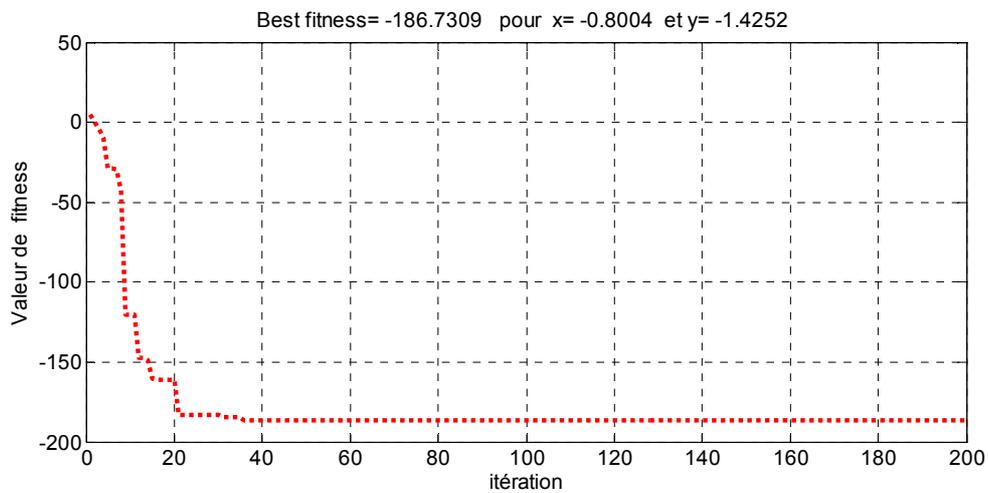


Figure 3.26 Convergence de la fonction objectif vers l'optimum global (PSO).

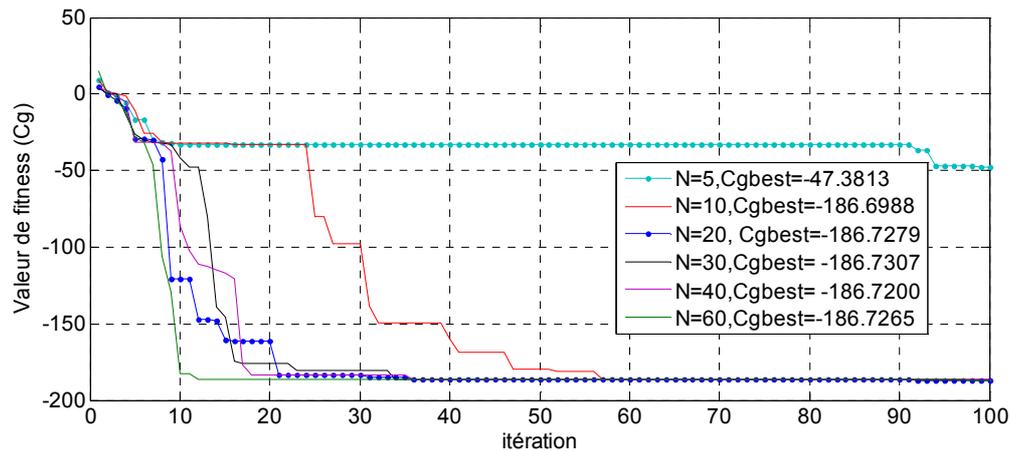


Figure 3.27 Impact du nombre de particules  $N$  sur la convergence de la fonction objectif.

### • Interprétation des résultats obtenus

Comme nous le remarquons les résultats de simulation sur les figures (3.25) et (3.26), la courbe d'évolution de la fonction fitness est décroissante. Pour chaque cas, elle se stabilise, à une certaine valeur minimale de la fonction fitness à partir d'une certaine itération. L'application des deux approches d'optimisation (PSO et AG) aux deux exemples précédents (pour un même nombre d'itérations (itéra=200) et même taille de la population ( $N=20$ )), montrent via les résultats obtenus que la méthode des PSO est meilleure de point de vue convergence vers la solution optimale, par rapport aux AG (appliquée par Gatoool de la boîte outils toolbox de Matlab) et dont les paramètres sont données au référence [74].

En outre, nous avons aussi arboré l'influence du nombre de particules  $N$  sur les performances du PSO. En fixant les paramètres de l'algorithme PSO :  $w = 0.8$ ,  $c1 = 1$  et  $c2 = 1.5$ , nous avons varié le nombre de particules  $N$  de 5 à 60, et relevons l'évolution, au cours des itérations, de la fonction fitness pour chaque valeur de  $N$ , les courbes de variation obtenues sont données par la figure (3.27). Nous constatons que, pour un nombre faible de particules ( $N = 5$ ), la convergence est atteinte rapidement, mais avec une fitness assez élevée. En effet, des particules peu nombreuses n'ont pas la chance d'explorer tout l'espace de recherche, d'où l'arrivée rapidement, à une solution non optimale. Et pour un nombre élevé de particule, la vitesse de convergence est variable et la fitness l'est aussi.

### 3.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit les méthodes d'estimation sans capteurs mécaniques qui peuvent être appliquées à la MAS. La technique basée sur l'utilisation du filtre de Kalman étendu s'avère la mieux adaptée en milieu stochastique. Grâce à ce filtre, l'estimation peut être étendue à un ou plusieurs paramètres du moteur. Alors le FKE se prête particulièrement pour notre application dans la mesure où il est possible de régler sa convergence et sa tolérance aux bruits en définissant les matrices de covariance  $Q$  et  $R$  appropriées. A cet effet, nous avons exposé un aperçu sur les méthodes d'optimisation. Puis on a opté pour la technique d'optimisation d'essaim de particules dont l'efficacité est confirmée via un exemple d'application (fonction teste de Shubert). L'application de l'algorithme du FKE optimisé aux deux modèles de la MAS, précédemment développés au chapitre 2, fait l'objet du chapitre suivant.

## ***Chapitre 4 Estimation d'état et paramétrique par FKE: Application au diagnostic du moteur asynchrone.***

### **4.1. Introduction**

Le diagnostic à base d'estimation paramétrique est une technique ayant fait l'objet de très nombreux développements [15]. Ce type de diagnostic consiste, sur la base d'un modèle de bon fonctionnement d'un système, à effectuer une estimation d'état à partir de la connaissance des entrées et des sorties du système et à utiliser l'erreur d'estimation de la sortie comme indicateur de défaut (résidu). L'idée fondamentale est que les paramètres caractérisant ce modèle sont sensibles aux défauts affectant la machine, et vont donc permettre par leurs variations de caractériser ces défauts [8]. En fonctionnement normal, ces résidus doivent être sensiblement nuls (dus aux erreurs de mesures et de modélisation près) et s'écarter significativement de zéro lors de l'occurrence d'un défaut [32].

La méthode de détection des défauts par estimation paramétrique via un modèle analytique de la MAS en utilisant le Filtre de Kalman Etendu (FKE), sera décrite dans ce présent chapitre. Nous avons également, abordé le problème du réglage des paramètres du filtre de Kalman Q et R en se basant sur l'utilisation d'un algorithme d'optimisation heuristique [92] qui permet le calcul des valeurs optimaux des éléments de ces deux matrices Q et R. Cette méthodologie est validée tout d'abord sur le modèle de base de la MAS (état sain), puis sur un second modèle mieux adapté au cas défaillant, qui est le modèle multi-enroulements. Ces deux modèles seront mis à profit pour définir une stratégie de détection des défauts électriques de la machine asynchrone, notamment la rupture de barres.

### **4.2. Détection de défauts par estimation paramétrique**

Les différents paramètres et grandeurs caractéristiques de la machine asynchrone (courants, flux, résistance et vitesse...etc.) peuvent servir de très bons indicateurs de défauts voir tableau (1.1). L'une des défaillances les plus couramment étudiées dans la machine asynchrone à cage d'écurie est la rupture des barres rotoriques [14].

La détection simple et rapide de ces défauts est possible, grâce à l'estimation et à la surveillance de l'évolution de certains paramètres de la MAS notamment, la variation de la résistance rotorique  $R_r$ . Cependant, afin de pouvoir localiser précisément les barres affectés et quantifié le degré de sévérité de défaut, il est indispensable d'adopter des modèles plus fins et plus pertinents que le modèle de Park [15]. C'est pourquoi, nous avons envisagé d'enrichir la modélisation du rotor par un modèle multi-enroulements voir figure (4.1) qui permet d'introduire d'autres paramètres supplémentaires (i.e. les résistances équivalentes des barres  $S_1$  et  $S_2$ ) pour une meilleure caractérisation de ce type d'anomalie de fonctionnement. En effet, la variation de ces résistances est d'autant plus importante que le nombre de barres cassées est élevé.

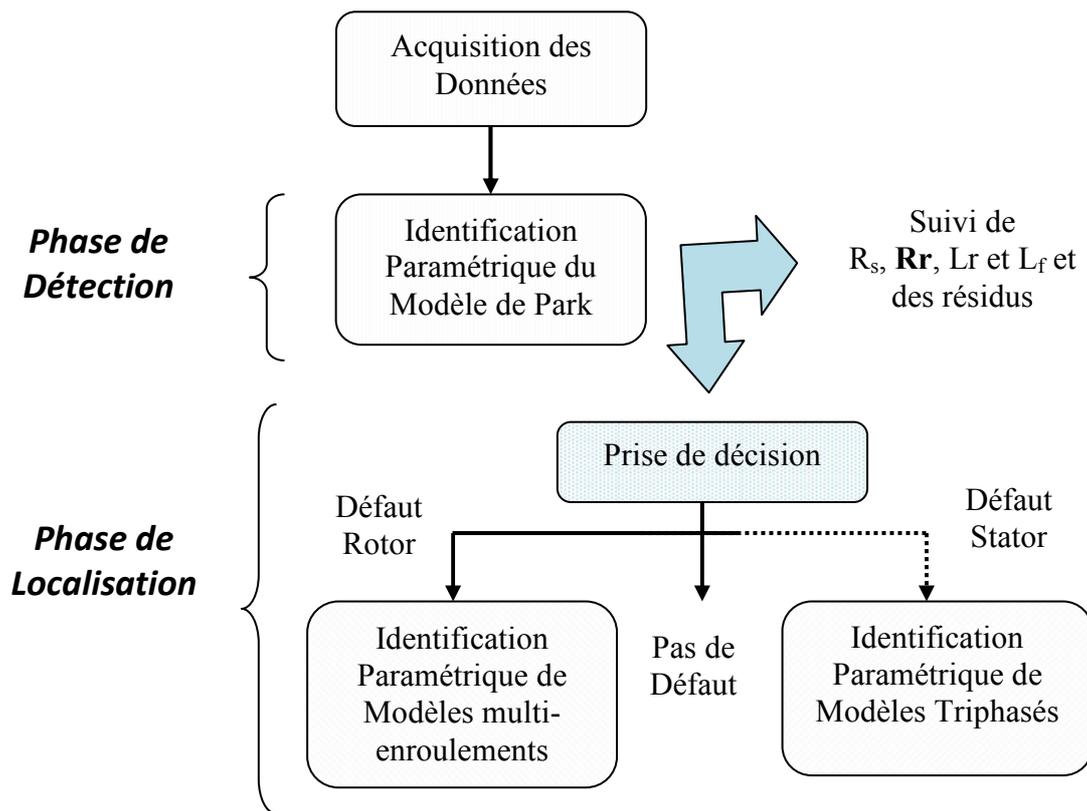


Figure 4.1 Organigramme de recherche de défauts [15]

### 4.3. Application du filtre de Kalman étendu aux modèles de la MAS

Le filtre de Kalman standard permet l'estimation de l'état d'un système linéaire, ce qui restreint son application. Ainsi, nous allons utiliser une autre formulation du filtre de Kalman, le filtre de Kalman étendu, qui permet d'estimer simultanément les états et les paramètres d'un système non linéaire [20,75].

Pour cela, à chaque instant, les équations du système sont linéarisées autour d'un point de fonctionnement, correspondant à l'état estimé. Tout d'abord, le système d'état doit être étendu en ajoutant les paramètres à estimer au vecteur d'état en formant ainsi, un vecteur d'état augmenté.

En se basant sur la présence des bruits, quelque soit le modèle d'état original linéaire ou non linéaire, le modèle d'état augmenté est non linéaire. En général, les étapes utilisées pour l'estimation du vecteur d'état étendu sont les suivantes [92]:

- Sélection du modèle de la MAS;
- Discrétisation du modèle adopté de la MAS;
- Détermination des matrices de covariances des bruits  $\mathbf{Q}$ ,  $\mathbf{R}$  et d'état  $\mathbf{P}$  ;
- Application de l'algorithme du FKE à l'estimation du vecteur d'état.

L'estimation des variables internes d'un système en se basant sur un modèle approché (modèle de Park), comme par exemple l'estimation de la vitesse, flux ou des courants rotoriques dans la machine asynchrone, peuvent dans certains cas nous informer sur la présence de défauts .

### 4.3.1. Modèle basé sur une structure de la MAS « saine »

Le premier modèle utilisé correspond à une structure de la machine saine. La machine asynchrone est souvent exploitée en régime triphasé. Cependant sous certaines hypothèses simplificatrices et en appliquant la transformation de Park, nous pouvons adopter, pour représenter son comportement, un modèle mathématique diphasé qui peut être exprimée dans des repères particuliers (voir figure 2.3). Le choix d'un repère se fait selon les objectifs de commande, d'observation ou d'identification. Les modèles mathématiques continus (2.26) et (2.27) développés précédemment dans le chapitre I, doivent être discrétisés afin d'être utilisés par le FKE discret pour l'estimation simultanée des états et paramètres de la MAS en vue de diagnostic.

### 4.3.2. Discrétisation du modèle de base continu de la MAS

Le modèle discret de la MAS se déduit du modèle continu. Le choix de la méthode et le pas de discrétisation est le résultat d'un compromis entre la précision, la stabilité du modèle discret ainsi que le temps de calcul [27].

Etant donné, que les deux modèles de la MAS développés précédemment (voire chapitre 2) sont continus et que le filtre de Kalman est un algorithme discret, alors une étape de discrétisation de ces modèles sera nécessaire. Dans cette section le modèle continu exprimé dans le repère  $(\alpha, \beta)$  donné par les relations (2.26) et (2.27), va être discrétisé par la méthode d'Euler. Cette dernière, est la méthode la plus simple du point de vue résolution numérique d'équations différentielles. En effet, elle possède une bonne interprétation géométrique et son emploi est facile [79]. Pour appliquer la méthode d'Euler, soient les approximations suivantes:

$$\begin{cases} \frac{di_{\alpha s}}{dt} = \frac{i_{\alpha s}(k+1) - i_{\alpha s}(k)}{T_e} \\ \frac{di_{\beta s}}{dt} = \frac{i_{\beta s}(k+1) - i_{\beta s}(k)}{T_e} \\ \frac{d\Phi_{\alpha r}}{dt} = \frac{\Phi_{\alpha r}(k+1) - \Phi_{\alpha r}(k)}{T_e} \\ \frac{d\Phi_{\beta r}}{dt} = \frac{\Phi_{\beta r}(k+1) - \Phi_{\beta r}(k)}{T_e} \\ \frac{d\Omega}{dt} = \frac{\Omega(k+1) - \Omega(k)}{T_e} \end{cases} \quad (4.1)$$

Avec  $T_e$  est le pas d'échantillonnage.

Remplaçant maintenant (4. 1) dans (2.2) comme suit :

$$\frac{i_{\alpha s}(k+1) - i_{\alpha s}(k)}{T_e} = -\left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right) i_{\alpha s}(k) + \frac{1-\sigma}{\sigma L_m T_r} \Phi_{\alpha r}(k) + \frac{1-\sigma}{\sigma L_m} P\Omega \Phi_{\beta r}(k) + \frac{1}{\sigma L_s} V_{\alpha s}(k) \quad (4.2)$$

Ce qui nous conduit après simplification à :

$$i_{\alpha s}(k+1) = \left(1 - T_e \left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right)\right) i_{\alpha s}(k) + T_e \frac{1-\sigma}{\sigma L_m T_r} \Phi_{\alpha r}(k) + T_e \frac{1-\sigma}{\sigma L_m} P\Omega \Phi_{\beta r}(k) + T_e \frac{1}{\sigma L_s} V_{\alpha s}(k) \quad (4.3)$$

On fait la même chose pour les autres grandeurs, d'où l'obtention du modèle d'état discret complet dans un référentiel  $(\alpha, \beta)$  lié au stator (repère stationnaire) suivant:

$$\begin{cases} i_{\alpha s}(k+1) = \left(1 - T_e \left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right)\right) i_{\alpha s}(k) + T_e \frac{1-\sigma}{\sigma L_m T_r} \Phi_{\alpha r}(k) + T_e \frac{1-\sigma}{\sigma L_m} P\Omega \Phi_{\beta r}(k) + T_e \frac{1}{\sigma L_s} V_{\alpha s}(k) \\ i_{\beta s}(k+1) = \left(1 - T_e \left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right)\right) i_{\beta s}(k) - T_e \frac{1-\sigma}{\sigma L_m} P\Omega(k) \Phi_{\alpha r}(k) + T_e \frac{1-\sigma}{\sigma L_m T_r} \Phi_{\beta r}(k) + T_e \frac{1}{\sigma L_s} V_{\beta s}(k) \\ \Phi_{\alpha r}(k+1) = T_e \frac{L_m}{T_r} i_{\alpha s}(k) + \left(1 - T_e \frac{1}{T_r}\right) \Phi_{\alpha r}(k) - T_e P\Omega(k) \Phi_{\beta r}(k) \\ \Phi_{\beta r}(k+1) = T_e \frac{L_m}{T_r} i_{\beta s}(k) + T_e P\Omega(k) \Phi_{\alpha r}(k) + \left(1 - T_e \frac{1}{T_r}\right) \Phi_{\beta r} \\ \Omega(k+1) = T_e \frac{PL_m}{JL_r} (\Phi_{\alpha r}(k) i_{\beta s}(k) - \Phi_{\beta r}(k) i_{\alpha s}(k)) + \left(1 - T_e \frac{f}{J}\right) \Omega(k) - T_e \frac{C_r}{J} \end{cases} \quad (4.4)$$

Pour tenir compte des incertitudes et des perturbations du système, nous considérons les bruits d'état  $w$  et de mesure  $v$ . Le modèle de la MAS peut être mis sous la forme générale non linéaire discrète stochastique suivante :

$$\begin{cases} x(k+1) = f(x(k), u(k), w(k)) \\ y(k) = h(x(k), v(k)) \end{cases} \quad (4.5)$$

$$\text{Où } w(k) = [w_1 \ w_2 \ w_3 \ w_4 \ w_5]^T, \quad v(k) = [v_1 \ v_2]$$

$$x = [i_{\alpha s} \ i_{\beta s} \ \phi_{\alpha r} \ \phi_{\beta r} \ \Omega]^T, \quad u = [v_{\alpha s} \ v_{\beta s}]^T \quad \text{et} \quad y = [i_{\alpha s} \ i_{\beta s}]^T$$

$$f = \begin{bmatrix} \left(1 - T_e \left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right)\right) i_{\alpha s}(k) + T_e \frac{1-\sigma}{\sigma L_m T_r} \Phi_{\alpha r}(k) + T_e \frac{1-\sigma}{\sigma L_m} P\Omega \Phi_{\beta r}(k) + T_e \frac{1}{\sigma L_s} V_{\alpha s}(k) + w_1 \\ \left(1 - T_e \left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right)\right) i_{\beta s}(k) - T_e \frac{1-\sigma}{\sigma L_m} P\Omega(k) \Phi_{\alpha r}(k) + T_e \frac{1-\sigma}{\sigma L_m T_r} \Phi_{\beta r}(k) + T_e \frac{1}{\sigma L_s} V_{\beta s}(k) + w_2 \\ T_e \frac{L_m}{T_r} i_{\alpha s}(k) + \left(1 - T_e \frac{1}{T_r}\right) \Phi_{\alpha r}(k) - T_e P\Omega(k) \Phi_{\beta r}(k) + w_3 \\ T_e \frac{L_m}{T_r} i_{\beta s}(k) + T_e P\Omega(k) \Phi_{\alpha r}(k) + \left(1 - T_e \frac{1}{T_r}\right) \Phi_{\beta r} + w_4 \\ T_e \frac{PL_m}{JL_r} (\Phi_{\alpha r}(k) i_{\beta s}(k) - \Phi_{\beta r}(k) i_{\alpha s}(k)) + \left(1 - T_e \frac{f}{J}\right) \Omega(k) - T_e \frac{C_r}{J} + w_5 \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

$$h = \begin{bmatrix} i_{\alpha s}(k) + v_1 \\ i_{\beta s}(k) + v_2 \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

### 4.3.3. Paramétrage du filtre de Kalman étendu

Le choix des éléments des matrices de covariance  $Q$  et  $R$ , constitue une étape critique dans l'utilisation de l'algorithme du FKE (voir section 3.2.2). En effet, un bon choix de ces éléments contribue d'une manière significative à l'amélioration des performances de l'estimation.

Le plus souvent, le réglage du filtre de Kalman par choix de  $Q$  et  $R$  se fait d'une façon empirique jusqu'à l'obtention d'un comportement optimal du filtre. Cependant, cette méthode ne garantit pas la bonne robustesse et la bonne convergence du filtre face aux variations paramétriques et aux perturbations [93]. Ainsi, pour surmonter ce problème, nous avons proposé dans notre travail, une nouvelle approche basée sur l'utilisation de la technique (PSO) afin d'obtenir les valeurs les plus appropriées (optimales) aux éléments de ces matrices [93].

Notons que, la matrice de covariance de l'erreur d'état renseigne sur la variance de l'état estimé, donc sur la qualité de l'estimation et sa précision, ce qui nous permet de conclure que le bon choix de  $Q$  et  $R$  reflétera le bon choix de l'estimateur [73,81]. Dans le cas du modèle (4.1), la matrice de covariance de bruit d'état  $Q$  est de dimension  $5 \times 5$  et celle du bruit de mesure  $R$  est de dimension  $2 \times 2$ . En général ceci exige la connaissance de 29 éléments, dont seulement 07 ne sont pas nuls. Comme les courants ont la même dynamique, les deux premiers éléments de la diagonale de  $Q$  sont choisis égaux  $q_{ias} = q_{ibs} = q_i$ ,  $q_{ids} = q_{iqs} = q_i$  de même pour les composantes du flux  $q_{\phi ar} = q_{\phi br} = q_\phi$ ,  $q_{\phi dr} = q_{\phi qr} = q_\phi$ . La même chose pour les deux éléments diagonaux de  $R$   $r_{ias} = r_{ibs} = r_i$ ,  $r_{ids} = r_{iqs} = r_i$ . Ce qui nous permet d'écrire les matrices  $Q$  et  $R$  sous les formes suivantes :

$$Q = \text{diag}([q_i \quad q_i \quad q_\phi \quad q_\phi \quad q_\Omega]) = \begin{bmatrix} q_i & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q_i & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_\phi & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q_\phi & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_\Omega \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

$$R = \text{diag}([r_i \quad r_i]) = \begin{bmatrix} r_i & 0 \\ 0 & r_i \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

Afin de rechercher les valeurs des éléments des matrices  $R$  et  $Q$  les plus appropriées pour minimiser l'erreur d'estimation, nous avons adopté le critère de la moyenne des erreurs aux carrées (MSE) basé sur le calcul de l'erreur entre la valeur réelle de la grandeur considérée et son estimé. Ce critère nous donne une mesure du module de l'erreur. Si l'erreur est grande le MSE sera grand, par contre si le MSE est petit, l'approximation sera bonne. Mathématiquement, le MSE est donnée par l'expression suivante:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y_i^{est})^2 \quad (4.10)$$

Avec:  $y_i$  la valeur réelle (actuelle) à l'instant  $i$ , et  $y_i^{est}$  la valeur estimée à l'instant  $i$  ;

$N$  le nombre total des échantillons.

L'ajustement des paramètres  $Q$  et  $R$  qui peut être effectué par tâtonnement manuelle (essais-erreurs par exemple) ou d'une manière automatique par une méthode d'optimisation (Optimisation d'essai particulière, Algorithmes génétiques,...etc.) [93,99], fera l'objet des sections suivantes.

### 4.3.3.1. Ajustement manuel par essais-erreurs (trial-and-error)

Dans ce cas, les éléments des matrices de covariance Q et R sont déterminés manuellement par essais successifs, c'est-à-dire on les choisit par tâtonnement, puis voir si les résultats sont bons, alors on s'arrête, si non on passe à un autre choix et ainsi de suite [93,98].

Considérons le modèle de Park (4.1) de la MAS, où les matrices de covariance Q et R sont définies comme suit :

$$Q = \begin{bmatrix} q_1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q_1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_2 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad R = \begin{bmatrix} r_1 & 0 \\ 0 & r_1 \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

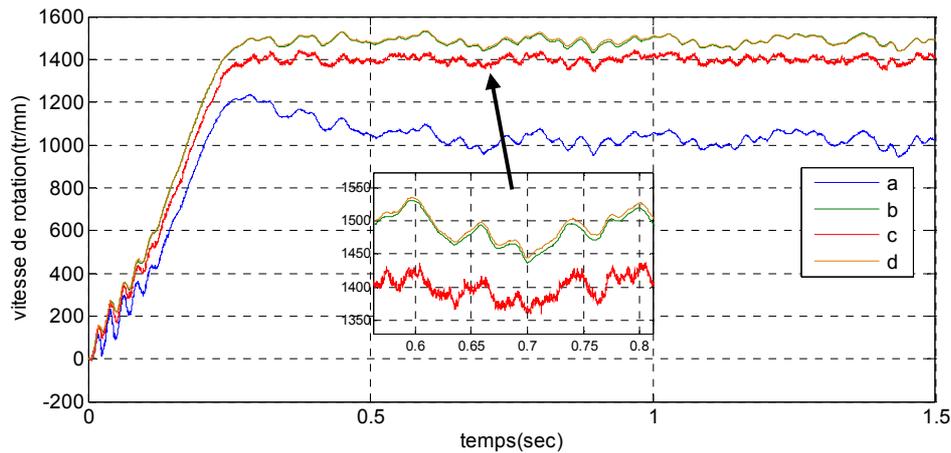
Supposons que :  $q_i = q_\phi = q_1$  ,  $q_\Omega = q_2$  et  $r_i = r_1$

Les paramètres Q et R ( $q_1, q_2, r_i$ ) proposés sont donnés dans le tableau (4.1) (8 cas), où nous constatons que nous nous avons de bonnes performances en MSE que pour certaines valeurs de Q et R. Un mauvais choix de ces valeurs peut créer une divergence de l'estimation et même des oscillations des états estimés comme le montre la figure (4.2). Notons la concordance entre le tableau (4.1) et la figure (4.2), où nous remarquons que pour la meilleure valeur MSE (cas 8) dans le tableau (4.1) correspond à la meilleure estimation (courbe b) donnée sur la figure (4.2).

**Tableau 4.1** Performances du FKE pour un réglage manuel des matrices Q et R [93].

Cas	Valeurs de Q et R	MSE	Qualité de l'estimation
1	$q_1=0.1, q_2=0.1$ et $r_1=0.1$	4.5909e+004	Très Mauvaise
2	$q_1=0.01, q_2=0.01$ et $r_1=0.1$	1.8125e+003	Très Mauvaise
3	$q_1=1e-4, q_2=1e-2$ et $r_1=1e-2$	75.5508	Mauvaise
4	$q_1=1e-4, q_2=1e-3$ et $r_1=1e-2$	51.8864	Mauvaise
5	$q_1=1e-5, q_2=1e-2$ et $r_1=1e-1$	4.7287	Bonne
6	$q_1=1e-4, q_2=1e-2$ et $r_1=1e-1$	1.2198	Bonne
7	$q_1=1e-6, q_2=1e-2$ et $r_1=1e-2$	0.4398	Très bonne
8	$q_1=1e-6, q_2=1e-6$ et $r_1=1e-2$	0.2983	Très bonne

D'après les résultats obtenus ci-dessus (tableau 4.1), on conclut que le réglage manuel en utilisant la méthode essais-erreurs est simple à réaliser, mais le processus est très long en termes du temps. Alors, l'obtention de performances d'estimation satisfaisantes ne peut être obtenue qu'avec un grand effort d'un opérateur expérimenté (expert). En effet, il n'est pas possible d'en déduire aisément un compromis entre les valeurs des éléments des matrices Q et R. La figure (4.3) montre l'évolution des composantes du Gain de Kalman et de la covariance d'erreur d'estimation du cas 8 (tableau 4.1).



a, b et c : estimés de la vitesse pour les cas 2,3 et 8 (tableau 4.1). d- vitesse réelle.

Figure 4.2 Résultats d'estimation par FKE avec ajustement manuel des matrices Q et R.

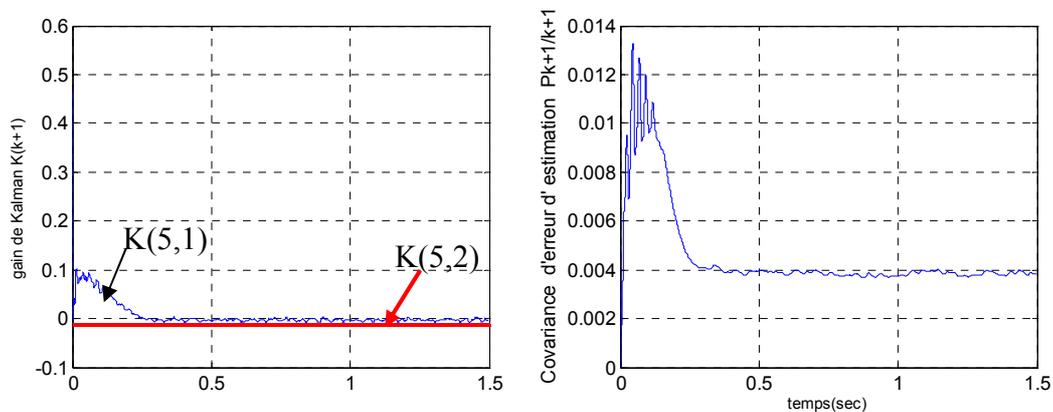


Figure 4.3 Evolution des composantes du Gain de Kalman et de la covariance d'erreur d'estimation (Cas 8 du tableau 4.1).

#### 4.3.3.2. Ajustement par la technique PSO

Le choix des valeurs des matrices Q et R, par ajustement manuel (essais-erreurs) abordé précédemment nécessite un effort considérable d'un manipulateur expert (i.e. beaucoup du temps) à cause de la complexité des systèmes considérés. Alors, pour remédier à ce problème, nous avons adopté, pour la détermination des éléments des matrices R et Q, une nouvelle approche basée sur l'utilisation de la technique d'optimisation par essaim de particules (PSO). Cette solution, permet d'obtenir une estimation de grande précision par rapport à la méthode de tâtonnement manuel couramment utilisée [93,98].

Le principe de notre approche d'ajustement utilisé est présenté sur la figure (4.4). Le réglage des paramètres R et Q se fait au sein du bloque PSO. Le fonctionnement global se fait comme suit : Initialement le bloque PSO envoie des valeurs initiales de Q et R au FKE, ensuite une comparaison est effectuée entre la vitesse réelle fourni par le modèle MAS et la vitesse estimée par FKE. Le résultat de comparaison qui est un vecteur d'erreur sera utilisé pour évaluer la valeur de la fonction objectif (MSE : moyenne des erreurs aux carrés).

L'MSE sera injectée au bloque PSO afin de réajuster les paramètres Q et R. Les nouvelles valeurs de Q et R (après réajustement) seront ensuite envoyées au bloque FKE, et la boucle se répète jusqu'à ce qu'on obtient la plus faible valeur de l'MSE qui correspond aux valeurs optimales de Q et de R.

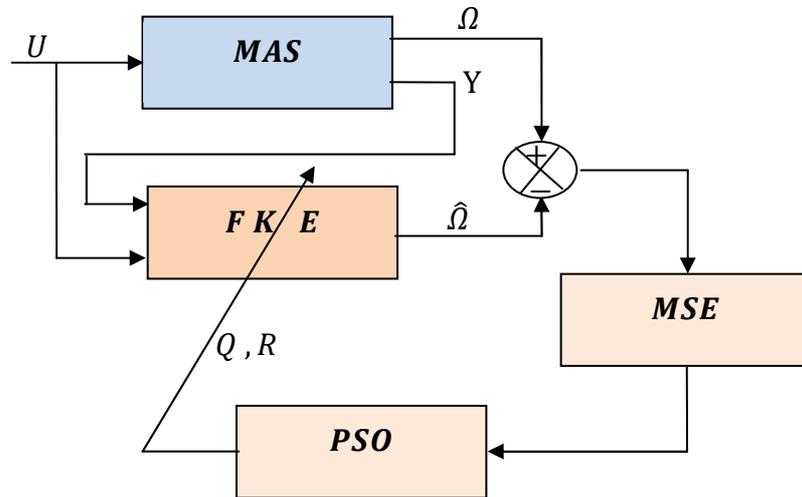


Figure 4.4 Principe d'ajustement des paramètres du FKE (Q et R) par la technique PSO [93].

Il est à noter que la convergence de la méthode PSO vers la solution optimale dépend des paramètres prédéfinis de l'algorithme à savoir  $c_1$ ,  $c_2$  et  $w$ . Selon [51], les meilleures valeurs de ces paramètres sont définies comme suit : les variables de confiance  $c_1 \in [1.5 \ 2]$ ,  $c_2 \in [2 \ 2.5]$  et le facteur d'inertie  $w \in [0.4 \ 1.4]$ . Notant que pour des valeurs de  $w$  supérieures à 1.2, l'algorithme tend à avoir certaines difficultés à converger [48].

Plusieurs cas de simulation ont été traités pour différentes valeurs de  $c_1$ ,  $c_2$  avec  $w=0.8$ . Les résultats de simulation obtenus sont présentés dans le tableau 4.2 et ce pour un modèle lié au repère  $(\alpha, \beta)$ .

Tableau 4.2 Performances du FKE ajusté par PSO avec les paramètres :  $c_1=1$ ,  $c_2=1.5$  et  $w=0.8$  [93].

Nombre d'itérations	$R = \begin{bmatrix} r_i & 0 \\ 0 & r_i \end{bmatrix}$ et $Q = \begin{bmatrix} q_i & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q_i & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_\phi & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q_\phi & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_\Omega \end{bmatrix}$	MSE
5	$r_i=2.5894$ ; $q_i=1.4595$ ; $q_\phi=0.2593$ ; $q_\Omega=0.3105$	31.6626
10	$r_i=1.7776$ ; $q_i=1.3677$ ; $q_\phi=0.0119$ ; $q_\Omega=0.1103$	0.9474
20	$r_i=21.6156$ ; $q_i=3.8509$ ; $q_\phi=0.1454$ ; $q_\Omega=2.3832$	1.2197
30	$r_i=15.8244$ ; $q_i=3.2488$ ; $q_\phi=0.3083$ ; $q_\Omega=0.0341$	0.0945

### 4.3.4. Algorithme du FKE appliqué au modèle discret de la MAS

A ce stade, et après la discrétisation des deux modèles de la MAS à cage développés au chapitre 2, et après avoir déterminé les valeurs optimales des paramètres Q et R, le filtre de Kalman étendu peut être ensuite appliqué à la machine asynchrone pour estimer le vecteur des états étendu aux paramètres, comme le montre la figure (4.5) [93].

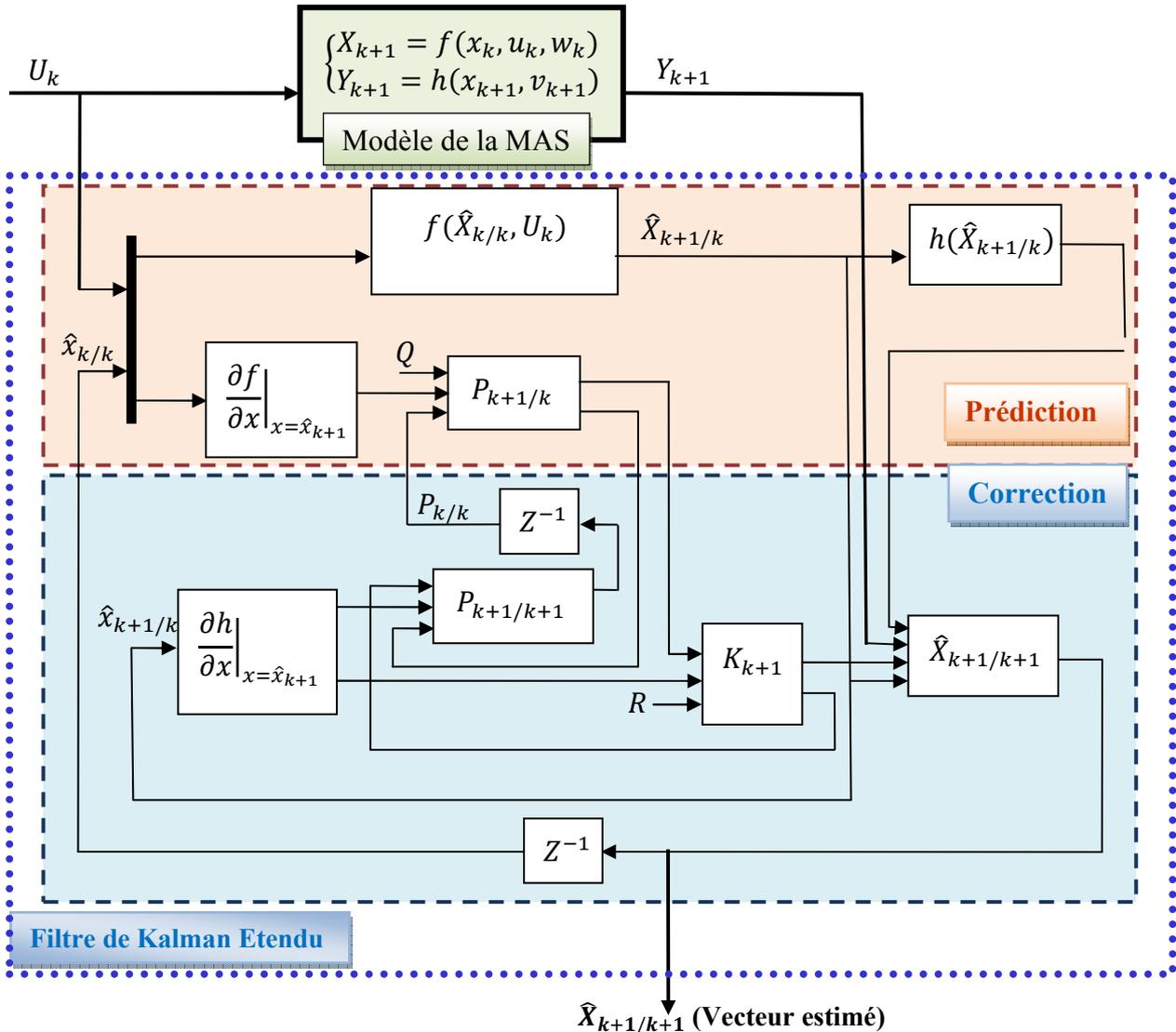


Figure 4.5 Schéma structurel d'un filtre de Kalman étendu associé à la MAS.

$F_k, W_k, H_k$  et  $V_k$  sont les matrices Jacobiennes définies par:

$$F_k = \left. \frac{\partial f(x, 0)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_k}, W_k = \left. \frac{\partial f(\hat{x}_k, w)}{\partial w} \right|_{w=0}, H_k = \left. \frac{\partial h(x, 0)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_k}, V_k = \left. \frac{\partial h(\hat{x}_k, v)}{\partial v} \right|_{v=0} \quad (4.12)$$

Pour appliquer l'algorithme du FKE aux équations (4.6) et (4.7) du modèle stochastique non linéaire, une étape de linéarisation autour du point de fonctionnement ( $\hat{x}_k, \hat{w}_k = 0, \hat{v}_k = 0$ ), devient nécessaire. En suite l'algorithme développé dans le chapitre 3, appliqué à l'ensemble des équations récurrentes suivantes:

$$\begin{aligned}
\hat{x}_{k+1/k} &= f(\hat{x}_{k/k}, u_k, 0) \\
P_{k+1/k} &= F_k P_{k/k} F_k^T + W_k Q W_k^T \\
K_k &= P_{k+1/k} H_k^T (H_k P_{k+1/k} H_k^T + V_k \mathfrak{R} V_k^T)^{-1} \\
\hat{x}_{k+1/k+1} &= \hat{x}_{k+1/k} + K_k (y_k - h(\hat{x}_{k+1/k}, 0)) \\
P_{k+1/k+1} &= P_{k+1/k} - K_k H_k P_{k+1/k}
\end{aligned} \tag{4.13}$$

Où les matrices de linéarisation Jacobiennes sont données par :

$$F(k) = \begin{bmatrix} (1-\gamma T_e) & 0 & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r T_r} T_e & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} p x_5 T_e & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} p T_e x_4 \\ 0 & (1-\gamma T_e) & -\frac{L_m}{\sigma L_s L_r} p x_5 T_e & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r T_r} T_e & -\frac{L_m}{\sigma L_s L_r} p x_3 T_e \\ \frac{L_m}{T_r} T_e & 0 & (1-\frac{1}{T_r} T_e) & -p x_5 T_e & -p x_4 T_e \\ 0 & \frac{L_m}{T_r} T_e & p x_5 T_e & (1-\frac{1}{T_r} T_e) & p x_3 T_e \\ -\frac{p L_m}{J L_r} x_4 T_e & \frac{p L_m}{J L_r} x_3 T_e & \frac{p L_m}{J L_r} x_2 T_e & -\frac{p L_m}{J L_r} x_1 T_e & (1-\frac{f}{J} T_e) \end{bmatrix} \tag{4.14}$$

$$H(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{4.15}$$

et

$$W(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad V(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{4.16}$$

#### 4.3.4.1. Résultats de simulation (Machine 1)

##### a) Estimation par FKE non adaptatif (Sans ajustement de Q et R)

La simulation de l'ensemble Machine1 et FKE est effectuée par programmation sous Matlab. Les paramètres de la machine 1, sont donnés dans l'annexe A. Les figures (4.6) et (4.7) montrent respectivement les résultats de simulation du modèle biphasé exprimé dans les deux repères  $(d, q)$  et  $(\alpha, \beta)$ , lors d'un démarrage à vide suivi d'application d'un couple de charge nominal  $C_r=10\text{N.m}$  entre  $t=0.8\text{s}$  et  $t=1.2\text{s}$ . Le bruit d'état est caractérisé par une variance  $q=10^{-4}$  et le bruit de mesure par une variance  $r= \sigma_i^2=10^{-2}$ .

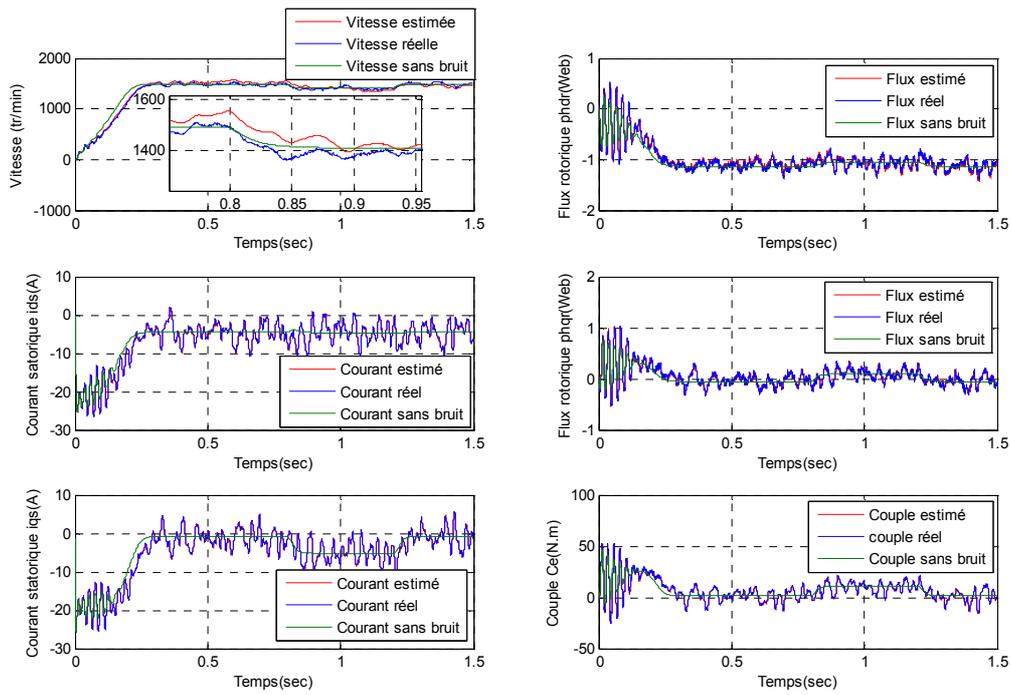


Figure 4.6 Résultats de simulation dans le repère  $(d, q)$  avec FKE non adaptatif.

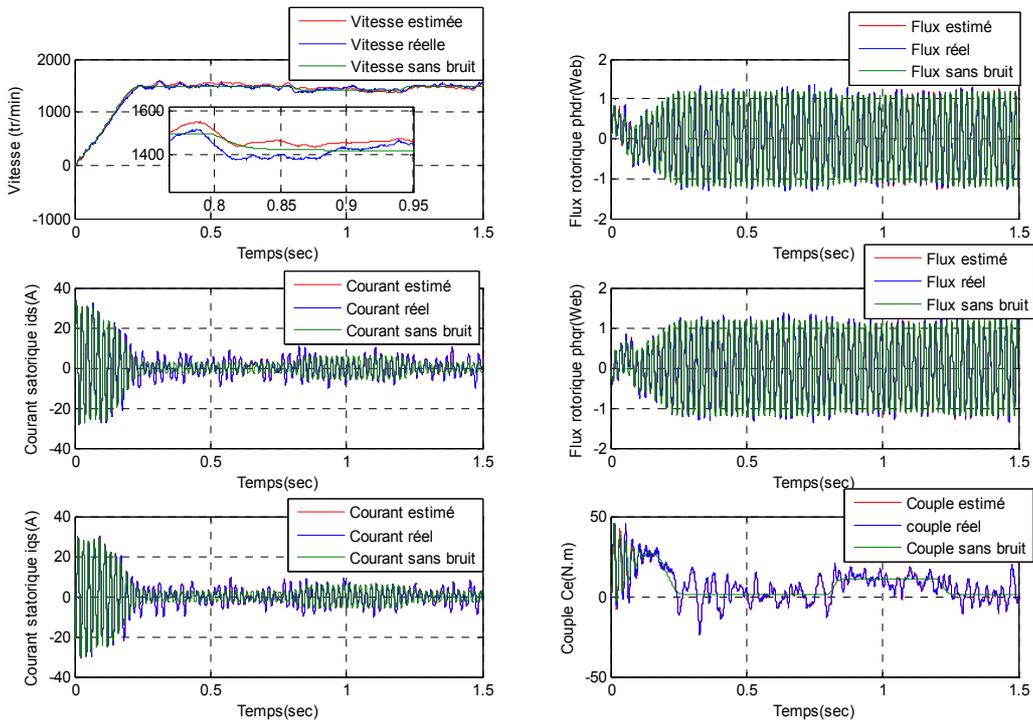


Figure 4.7 Résultats de simulation dans le repère  $(\alpha, \beta)$  avec FKE non adaptatif.

b) Estimation par FKE adaptatif (avec ajustement manuel de Q et R)

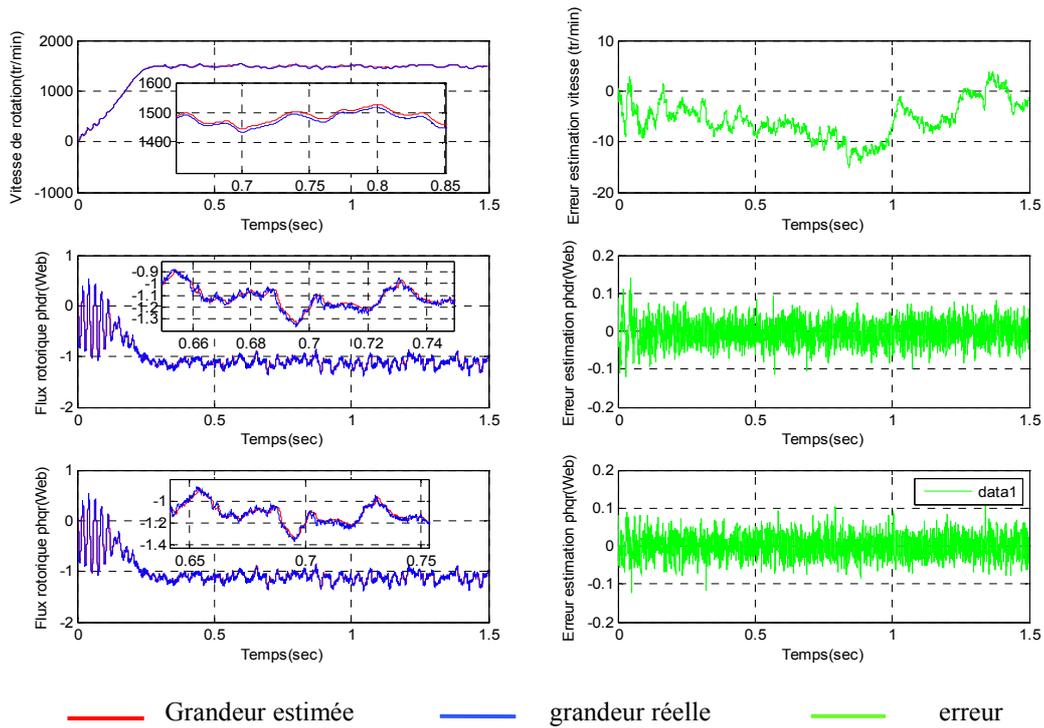


Figure 4.8 Résultats de simulation dans le repère (d, q) avec FKE ajusté manuellement (Cas 8 : le meilleur résultat du tableau 4.1)

c) Estimation par FKE adaptatif (avec ajustement évolutif de Q et R)

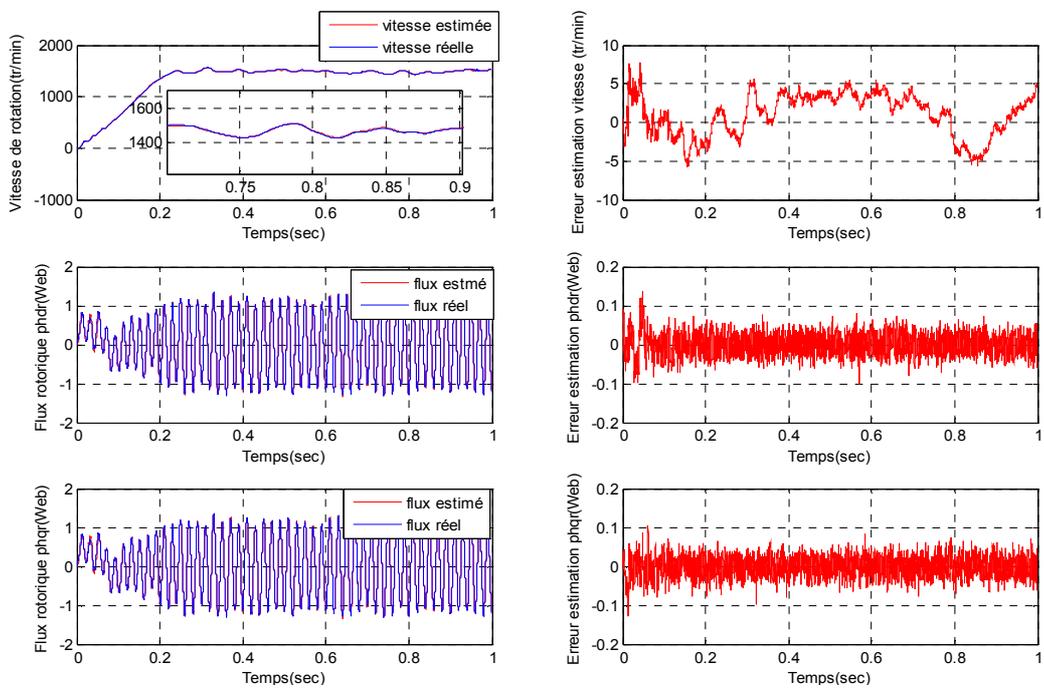


Figure (4.9a) Résultats de simulation (repère  $(\alpha, \beta)$ ) relatifs au tableau 4.2 (Cas de 30 itérations)

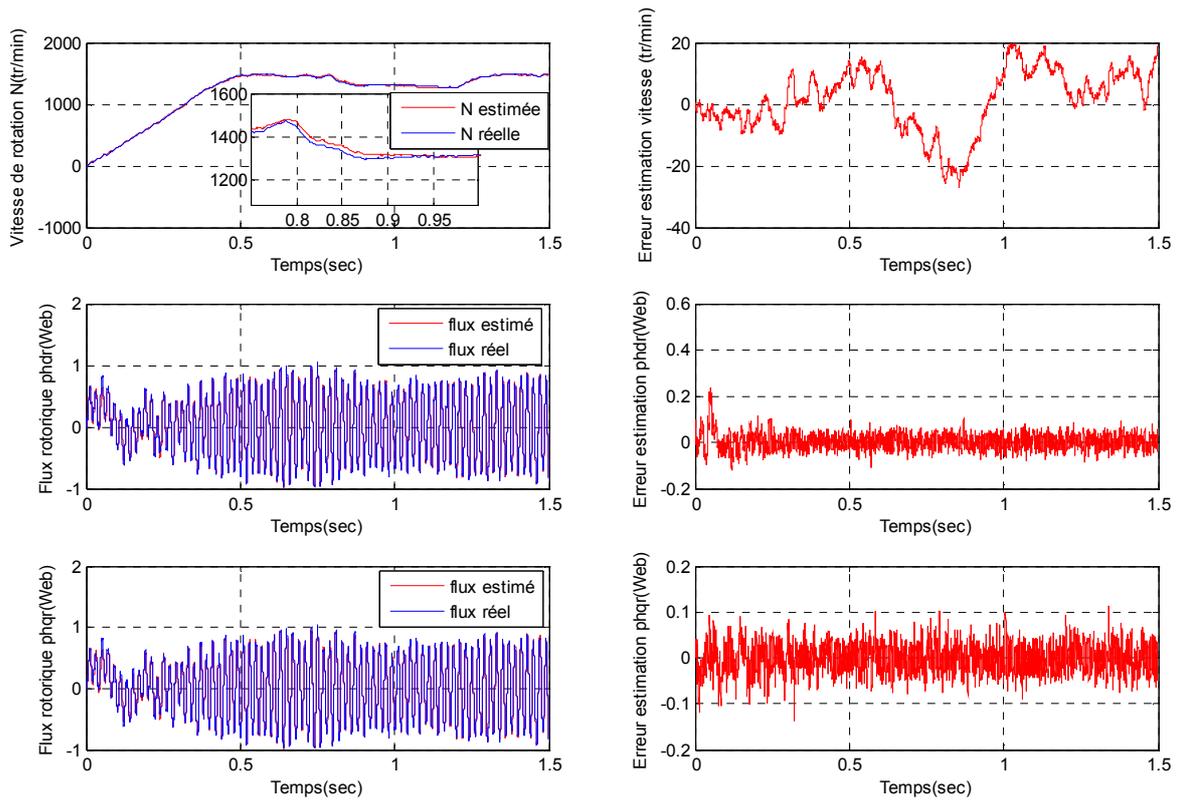


Figure (4.9b) Résultats obtenus après 30 itérations, pour MAS (repère  $(\alpha, \beta)$ ) alimentée par un onduleur avec application d'un couple de charge  $Cr=10N.m$  entre  $t=0.8$  et  $1.2s$ .

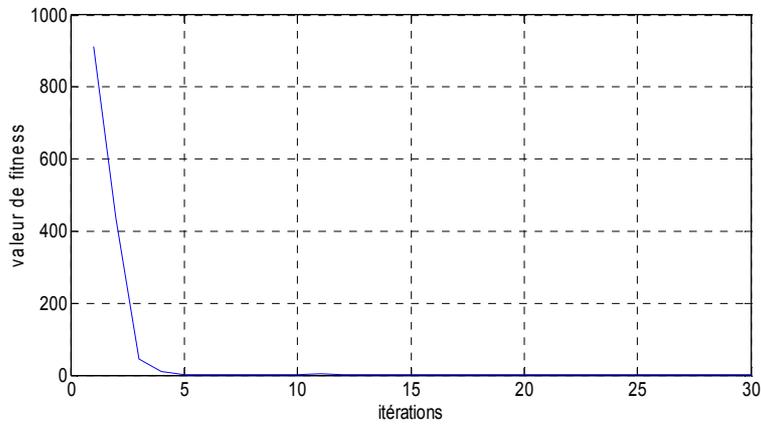


Figure (4.10) Evolution de la valeur de fitness ( $MSE$ ) en fonction du nombre d'itérations (Cas de 30 itérations sur tableau 4.2)

Les résultats de simulation obtenus par utilisation du FKE sans et avec ajustement manuel (voir figures (4.6), (4.7) et (4.8)) sont insuffisants du point de vue qualité d'estimation. Mais l'ajustement des paramètres  $R$  et  $Q$  par la technique d'optimisation PSO (voir figures 4.9a) et (4.9b) a permis d'obtenir des résultats très encourageants et très précis ( $MSE$  très petit) par rapport à ceux trouvés par la méthode des essais-erreurs, notamment dans les cas relatifs aux résultats indiqués sur les tableaux (4.1) et (4.2). Notons que dans ce dernier cas les éléments de la matrice de covariance  $Q$  sont pris différents (c'est-à-dire  $q_i \neq q_\phi \neq q_\Omega$ ).

La figure (4.10) montre la courbe d'évolution de la fonction objectif (*MSE*) qui décroît à partir d'un certain nombre d'itérations puis se stabilise à une certaine valeur minimale. On constate bien qu'après 30 itérations le *MSE* converge à une valeur minimale égale à 0.0945. En outre, on peut remarquer que la convergence de l'algorithme des PSO vers la meilleure solution est très rapide par rapport à la méthode manuelle qui nécessite l'intervention d'un expert et/ou beaucoup du temps pour obtenir une solution satisfaisante.

Les nombreux cas traités dans notre étude, nous ont permis de constater que le nombre de particules influe beaucoup sur le temps de calcul de l'algorithme. En revanche, les valeurs des paramètres ( $c_1$ ,  $c_2$  et  $\omega$ ) et le nombre d'itérations affectent directement la qualité du résultat, c'est-à-dire la convergence de cet algorithme vers la solution optimale, mais ils influent moins sur le temps d'exécution. Un nombre de 30 itérations avec un essaim de 20 particules (tableaux 4.2) nous a permis d'obtenir un bon compromis entre l'erreur d'estimation et le temps d'exécution, chose indispensable dans le cas de l'estimation en temps réel.

#### 4.3.4.2. Modèle non linéaire continu de la MAS étendu à la résistance rotorique $R_r$

Le FKE comme n'importe quel observateur est basé sur le modèle du système. Dans cette partie nous présenterons le modèle dynamique de la MAS étendu à la résistance rotorique décrit par des équations différentielles non linéaires, avec 5 variables électriques (courants, flux et résistance du rotor), une variable mécanique (vitesse de rotation) et deux variables de contrôle (tensions statoriques). Puisque  $\Omega$  et  $R_r$  sont les paramètres à estimer, les équations du moteur seront non linéaires. Alors, le filtre de Kalman étendu (EKF) est utilisé pour prédire simultanément l'état et les paramètres de la machine, en traitant les paramètres sélectionnés comme états auxiliaires et formant ainsi un nouveau vecteur d'état augmenté défini par [100] :

$$x = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4 \ x_5 \ x_6]^T = [i_{as} \ i_{\beta s} \ \phi_{ar} \ \phi_{\beta r} \ \Omega \ R_r]^T \tag{4.17}$$

Ainsi, le modèle dynamique non linéaire (4.6) obtenu précédemment devient :

$$f(x, u) = \begin{cases} \dot{x}_1 = -\left(\frac{1}{\sigma T_s} + (1-\sigma)\frac{1}{\sigma T_r}x_6\right)x_1 + \frac{(1-\sigma)}{\sigma L_m L_r}x_6x_3 + \frac{(1-\sigma)}{\sigma L_m}x_6x_4 + \frac{1}{\sigma L_s}v_{as} \\ \dot{x}_2 = -\left(\frac{1}{\sigma T_s} + (1-\sigma)\frac{1}{\sigma T_r}x_6\right)x_2 - \frac{(1-\sigma)}{\sigma L_m}x_5x_3 - \frac{(1-\sigma)}{\sigma L_m L_r}x_6x_4 + \frac{1}{\sigma L_s}v_{\beta s} \\ \dot{x}_3 = \frac{L_m}{L_r}x_6x_1 - \frac{1}{L_r}x_6x_3 - x_4x_5 \\ \dot{x}_4 = \frac{L_m}{L_r}x_6x_2 + x_3x_5 - \frac{1}{L_r}x_6x_4 \\ \dot{x}_5 = \frac{pL_m}{JL_r}(x_3x_2 - x_4x_1) - \frac{\lambda}{J}x_5 - \frac{C_r}{J} \\ \dot{x}_6 = 0 \end{cases} \tag{4.18}$$

### 4.3.4.3. Discrétisation et linéarisation du modèle étendu à la résistance rotorique $R_r$

Le modèle résultant (4.14) est un modèle non linéaire continu, alors sa discrétisation est nécessaire. En utilisant la méthode d'Euler comme pour le système (4.6) et en tenant compte des bruits d'état et de mesure, on obtient la représentation non linéaire stochastique discrète suivante [100]:

$$f = \begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \\ x_3(k+1) \\ x_4(k+1) \\ x_5(k+1) \\ x_6(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left(1-T\left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma L_r} x_6(k)\right)\right) x_1(k) + T \frac{1-\sigma}{\sigma L_m L_r} x_6(k) x_3(k) + T \frac{1-\sigma}{\sigma L_m} p x_5(k) x_4(k) + T \frac{1}{\sigma L_s} v_{\alpha s} + w_1 \\ \left(1-T\left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma L_r} x_6(k)\right)\right) x_2(k) - T \frac{1-\sigma}{\sigma L_m} p x_3(k) x_5(k) + T \frac{1-\sigma}{\sigma L_m L_r} x_6(k) x_4(k) + T \frac{1}{\sigma L_s} v_{\beta s} + w_2 \\ T \frac{L_m}{L_r} x_6(k) x_1(k) + (1-T) \frac{1}{L_r} x_6(k) x_3(k) - T p x_5(k) x_4(k) + w_3 \\ T \frac{L_m}{L_r} x_6(k) x_2(k) + h p x_5(k) x_3(k) + (1-T) \frac{1}{L_r} x_6(k) x_4(k) + w_4 \\ T \frac{p L_m}{J L_r} (x_3(k) x_2(k) - x_4(k) x_1(k)) + (1-T) \frac{\lambda}{J} x_5(k) - T \frac{C_r}{J} + w_5 \\ x_6(k) + w_6 \end{bmatrix} \quad (4.19)$$

$$h = \begin{bmatrix} x_1(k) + v_1 \\ x_2(k) + v_2 \end{bmatrix} \quad (4.20)$$

Avec T est la période d'échantillonnage.

La linéarisation revient à calculer à chaque instant k les matrices Jacobiennes F et H comme suit :

$$F_k = \begin{bmatrix} 1-T\left(\frac{1}{\sigma T_s} + (1-\sigma)\frac{1}{\sigma L_r} x_6\right) & 0 & T\frac{(1-\sigma)}{\sigma L_m L_r} x_6 & T\frac{(1-\sigma)}{\sigma L_m} x_5 & T\frac{(1-\sigma)}{\sigma L_m} x_4 & T\left[\frac{(1-\sigma)}{\sigma L_r} x_1 + \frac{(1-\sigma)}{\sigma L_m} x_3\right] \\ 0 & 1-T\left(\frac{1}{\sigma T_s} + (1-\sigma)\frac{1}{\sigma L_r} x_6\right) & -T\frac{(1-\sigma)}{\sigma L_m} x_5 & -T\frac{(1-\sigma)}{\sigma L_m L_r} x_6 & -T\frac{(1-\sigma)}{\sigma L_m} x_3 & -T\left[\frac{(1-\sigma)}{\sigma L_r} x_2 + \frac{(1-\sigma)}{\sigma L_m L_r} x_4\right] \\ T\frac{L_m}{L_r} x_6 & 0 & 1-T\frac{1}{L_r} x_6 & -T x_5 & -T x_4 & T\left[\frac{L_m}{L_r} x_1 - \frac{1}{L_r} x_3\right] \\ 0 & T\frac{L_m}{L_r} x_6 & T x_5 & 1-T\frac{1}{L_r} x_6 & -T x_3 & T\left[\frac{L_m}{L_r} x_2 - \frac{1}{L_r} x_4\right] \\ -T\frac{p L_m}{J L_r} x_4 & T\frac{p L_m}{J L_r} x_3 & T\frac{p L_m}{J L_r} x_2 & -T\frac{p L_m}{J L_r} x_1 & 1-T\frac{\lambda}{J} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.21)$$

$$H_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

Après discrétisation et linéarisation du modèle (4.18) de la MAS, on applique l'algorithme discret du FKE (figure 4.1) aux équations résultantes (4.19) et (4.20) comme l'illustre la figure (4.11) ci-dessous:

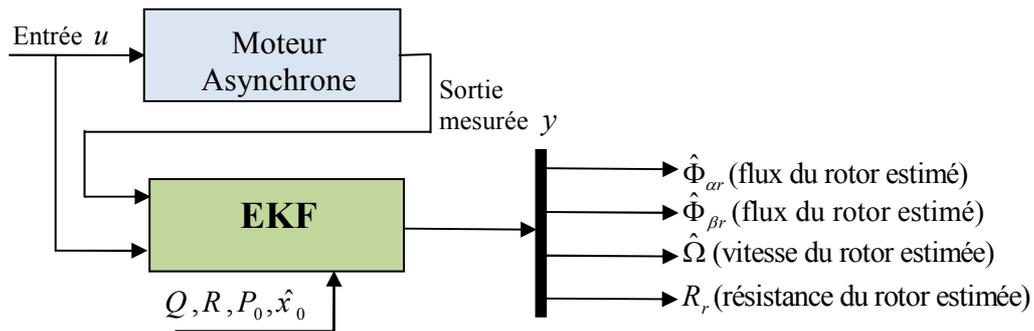


Figure 4.11 Schéma bloc d'estimation par FKE appliqué à la MAS

#### 4.3.4.4. Paramétrage de matrices de covariances (Q et R)

Concernant le paramétrage FKE une attention particulière est apportée au réglage des éléments des matrices de covariance Q et R. Selon le principe d'ajustement évoquée précédemment (voir figure 4.4), le choix des éléments des matrices Q et R est effectuée par un ajustement offline, en utilisant la technique d'optimisation PSO. En effet, cette approche, permet d'obtenir d'une manière précise et rapide, les éléments de matrices Q et R assurant la stabilité et la rapidité de convergence de l'algorithme. [75, 93,98].

Finalement, le paramétrage du FKE pour l'estimation de la résistance rotorique  $R_r$  est résumé ci-dessous :

$$Q = \begin{bmatrix} 3.3923 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 3.3923 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.3077 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.3077 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.2121 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.00020 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad R = \begin{bmatrix} 11.9236 & 0 \\ 0 & 11.9236 \end{bmatrix}$$

#### 4.3.4.4. Résultats de simulation (Machine1)

Lors du fonctionnement en charge, pour un modèle de la MAS (état défaillant) étendu à la résistance rotorique et exprimé dans le repère  $(\alpha, \beta)$ , les résultats obtenus sont donnés sur les figures (4.12-15) suivantes :

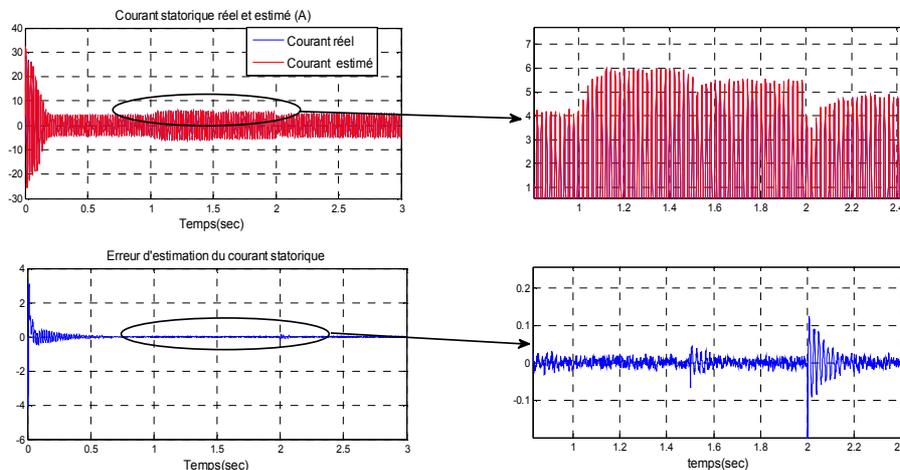


Figure 4.12 Evolution du courant réel et estimé par FKE lors d'un défaut rotorique

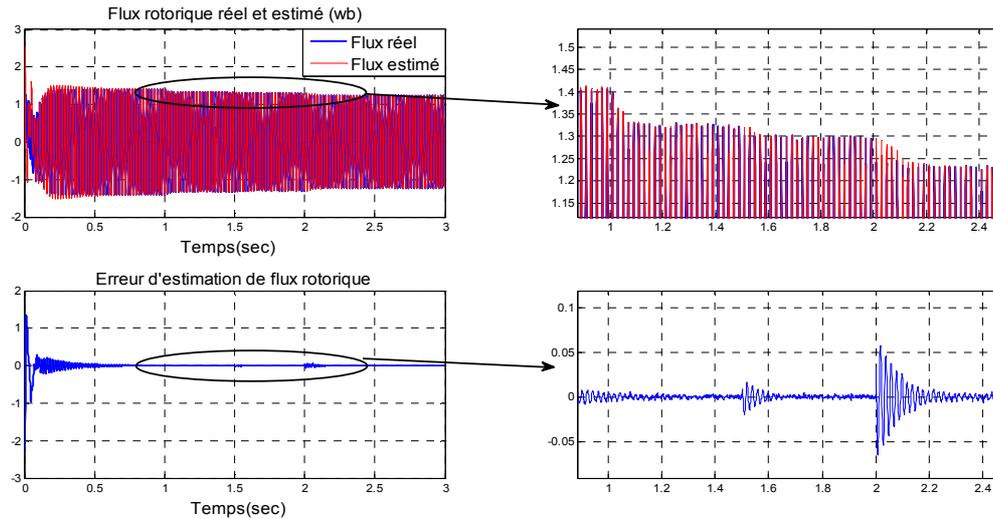


Figure 4.13 Evolution du flux réel et estimé par FKE lors d'un défaut rotorique

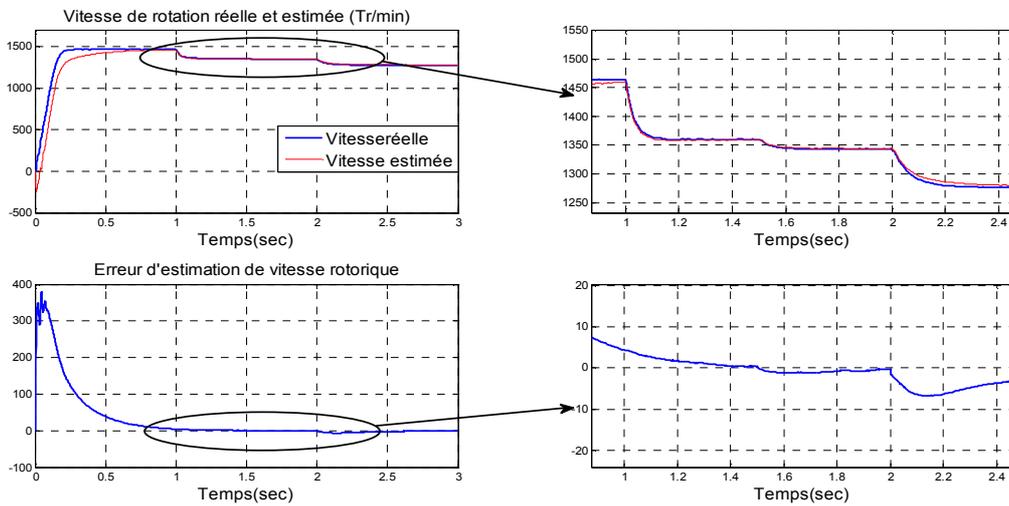


Figure 4.14 Evolution de la vitesse réelle et estimée par FKE lors d'un défaut rotorique

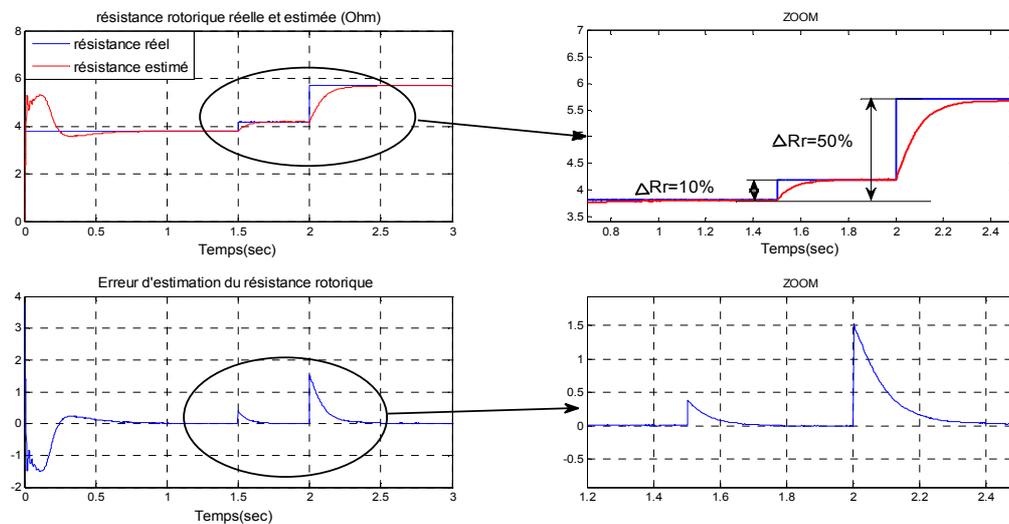


Figure 4.15 Evolution de la résistance réelle et estimée par FKE lors d'un défaut rotorique

### 4.4. Modèle continu étendu basé sur une structure multi-enroulements

Dans ce cas, nous utiliserons le modèle des circuits électriques magnétiquement couplés (voir système d'équation 2.1), développé au chapitre 2, pour simuler le fonctionnement de la machine asynchrone. La représentation de la dynamique de la machine, avec un repère lié au rotor ( $\omega_{obs}=\omega$ ), est donnée par les équations suivantes:

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s I_{ds} + \frac{d\Phi_{ds}}{dt} - \omega \cdot \Phi_{qs} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + \frac{d\Phi_{qs}}{dt} - \omega \cdot \Phi_{ds} \\ 0 = R_r I_{dr} + \frac{d\Phi_{dr}}{dt} \\ 0 = R_r I_{qr} + \frac{d\Phi_{qr}}{dt} \end{cases} \quad (4.23)$$

Si on choisit comme vecteur d'état  $x(t) = [i_{ds}(k) \ i_{qs}(k) \ i_{dr}(k) \ i_{qr}(k) \ i_e(k)]^T$  et comme vecteur de commande  $u(t) = [V_{ds} \ V_{qs} \ 0 \ 0 \ 0]^T$  le modèle réduit du schéma multi-enroulements de la machine asynchrone peut être défini par [8, 17,23]:

$$[L] \frac{d[I]}{dt} = [V] - [R][I] \quad (4.24)$$

Où le calcul de l'inverse de la matrice inductance  $[L]^{-1}$  (voir Annexe 2), nous permet d'écrire sous forme d'état, le modèle étendu aux résistances rotoriques équivalentes  $S_1$  et  $S_2$  comme suit :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} id_s \\ iq_s \\ id_r \\ iq_r \\ I_e \\ S_1 \\ S_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\gamma_1 & \gamma_2 \omega & -\gamma_3 S_1 & (\gamma_3 S_2 - \gamma_4 \omega) & 0 & 0 & 0 \\ -\gamma_2 \omega & -\gamma_1 & -(\gamma_3 S_3 - \gamma_4 \omega) & -\gamma_3 S_4 & 0 & 0 & 0 \\ -\gamma_5 & \gamma_6 \omega & -\gamma_7 S_1 & -(\gamma_7 S_2 + \gamma_8 \omega) & 0 & 0 & 0 \\ -\gamma_6 \omega & -\gamma_5 & -(\gamma_7 S_3 - \gamma_8 \omega) & -\gamma_7 S_4 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \gamma_9 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} id_s \\ iq_s \\ id_r \\ iq_r \\ I_e \\ S_1 \\ S_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{10} & 0 \\ 0 & \gamma_{10} \\ \gamma_{11} & 0 \\ 0 & \gamma_{11} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \end{bmatrix} \quad (4.25)$$

$$\begin{bmatrix} id_s \\ iq_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} id_s \\ iq_s \\ id_r \\ iq_r \\ I_e \\ S_1 \\ S_2 \end{bmatrix} \quad (4.26)$$

Où :

$$\gamma_1 = \frac{R_s}{\sigma L_{sc}}, \gamma_2 = \frac{1}{\sigma}, \gamma_3 = \frac{N_r M_{sr}}{2\sigma L_{sc} L_{rc}}, \gamma_4 = \frac{N_r M_{sr}}{2\sigma L_{sc}}, \gamma_5 = \frac{3M_{sr} R_s}{2\sigma L_{sc} L_{rc}}, \gamma_6 = \frac{3M_{sr}}{2\sigma L_{rc}}, \gamma_7 = \frac{1}{\sigma L_{rc}}$$

$$\gamma_8 = \frac{3N_r M_{sr}^2}{4\sigma L_{sc} L_{rc}}, \gamma_9 = \frac{R_e}{L_e \sigma}, \gamma_{10} = \frac{1}{\sigma L_{sc}}, \gamma_{11} = \frac{3M_{sr}^2}{2\sigma L_{sc} L_{rc}}, \sigma = 1 - \frac{3N_r M_{sr}^2}{4L_{sc} L_{rc}}$$

#### 4.4.1. Discrétisation du modèle multi-enroulements continu étendu

Le filtre de Kalman nécessite un modèle discret de la machine qui se déduit du modèle continu. Le modèle de la machine asynchrone résultant précédemment (4.25) et (4.26) est un modèle d'état continu non linéaire, alors il est important d'obtenir le modèle d'état discrétisé du système. En utilisant la méthode d'Euler comme pour le système (4.6), on obtient la représentation non linéaire discrète suivante:

$$\begin{bmatrix} i_{ds}(k+1) \\ i_{qs}(k+1) \\ i_{dr}(k+1) \\ i_{qr}(k+1) \\ I_e(k+1) \\ S_1(k+1) \\ S_2(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1-T\gamma_1 & \gamma_2\omega T & -\gamma_3S_1T & (\gamma_3S_2+\gamma_4\omega)T & 0 & 0 & 0 \\ -\gamma_2\omega T & 1-T\gamma_1 & -(\gamma_3S_3-\gamma_4\omega)T & -\gamma_3S_4T & 0 & 0 & 0 \\ -\gamma_3T & a_6\omega T & 1-T\gamma_7S_1 & -(\gamma_7S_2-\gamma_8\omega)T & 0 & 0 & 0 \\ -\gamma_6\omega T & -\gamma_5T & -(\gamma_7S_3-\gamma_8\omega)T & 1-T\gamma_7S_4 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1-T\gamma_9 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds}(k) \\ i_{qs}(k) \\ i_{dr}(k) \\ i_{qr}(k) \\ I_e(k) \\ S_1(k) \\ S_2(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T\gamma_{10} & 0 \\ 0 & T\gamma_{10} \\ T\gamma_{11} & 0 \\ 0 & T\gamma_{11} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \end{bmatrix} \quad (4.27)$$

$$\begin{bmatrix} i_{ds}(k+1) \\ i_{qs}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds}(k) & i_{qs}(k) & i_{dr}(k) & i_{qr}(k) & I_e(k) & S_1(k) & S_2(k) \end{bmatrix}^T \quad (4.28)$$

Où (pour Nr=16 barres)

$$S_1 = \frac{2}{16} \left[ \left( 2 \frac{\text{Re}}{Nr} + R_{b0} + R_{b15} \right) \cos^2 0\alpha + \left( 2 \frac{\text{Re}}{Nr} + R_{b1} + R_{b0} \right) \cos^2 1\alpha + \dots + \left( 2 \frac{\text{Re}}{Nr} + R_{b14} + R_{b15} \right) \cos^2 15\alpha \right] \\ + \frac{4}{16} \left[ (R_{b0} \cos 0\alpha \cos 1\alpha) + (R_{b1} \cos 1\alpha \cos 2\alpha) + \dots + (R_{b15} \cos 15\alpha \cos 0\alpha) \right] \quad (4.29)$$

$$S_2 = -\frac{2}{16} \left[ \left( 2 \frac{\text{Re}}{Nr} + R_{b0} + R_{b15} \right) \cos 0\alpha \sin 0\alpha - \left( 2 \frac{\text{Re}}{Nr} + R_{b1} + R_{b0} \right) \cos 1\alpha \sin 1\alpha - \dots \right. \\ \left. - \left( 2 \frac{\text{Re}}{Nr} + R_{b14} + R_{b15} \right) \cos 15\alpha \sin 15\alpha \right] + \frac{2}{16} \left[ (R_{b0} \sin 0\alpha \cos 1\alpha) + (R_{b1} \sin 1\alpha \cos 2\alpha) + \dots \right. \\ \left. + (R_{b15} \sin 15\alpha \cos 0\alpha) \right] + \frac{2}{16} \left[ (R_{b0} \cos 0\alpha \cos 1\alpha) + (R_{b1} \cos 1\alpha \sin 2\alpha) + \dots \right. \\ \left. + (R_{b15} \cos 15\alpha \sin 0\alpha) \right] + \quad (4.30)$$

#### 4.4.2. Application de l'algorithme du FKE au modèle multi-enroulements

On distingue deux étapes principales pour l'application de l'algorithme du FKE. La première est la prédiction, la seconde est la correction (ou le filtrage). Ces deux étapes sont introduites après une initialisation du vecteur d'état et des matrices de covariances [19].

##### ➤ Initialisation du vecteur d'état et des matrices de covariance

Les valeurs initiales reflètent le degré de connaissance des états initiaux. Les valeurs trop élevées indiquent peu d'informations sur les états et peut engendrer des problèmes de divergence, ainsi que de grandes oscillations autour d'une valeur vraie des évaluations d'état peuvent se produire. Avec des valeurs basses la convergence peut diminuer [73.75].

➤ Phase de prédiction

• Calcul de la prédiction du vecteur d'état

Cette étape permet d'établir une première estimation du vecteur d'état à l'instant (k+1) :

$$\hat{x}_{k+1/k} = f(\hat{x}_k, u_k, w_k) = [f_1 \ f_2 \ f_3 \ f_4 \ f_5 \ f_6 \ f_7]^T \quad (4.31)$$

Où :

$$\begin{cases} f_1 = (1 - \gamma_1 T) \hat{i}_{ds}(k) + \gamma_2 \omega T \hat{i}_{qs}(k) + \gamma_2 \omega T \hat{i}_{dr}(k) + (\gamma_3 \hat{S}_2 + \gamma_4 \omega) T \hat{i}_{qr}(k) + T \gamma_{10} V_{ds}(k) + w_1 \\ f_2 = -\gamma_2 \omega T \hat{i}_{ds}(k) + (1 - \gamma_1 T) \hat{i}_{qs}(k) - (\gamma_3 \hat{S}_3 + \gamma_4 \omega) T \hat{i}_{dr}(k) - \gamma_3 \hat{S}_4 T \hat{i}_{qr}(k) + T \gamma_{10} V_{qs}(k) + w_2 \\ f_3 = -\gamma_5 T \hat{i}_{ds}(k) - \gamma_6 \omega T \hat{i}_{qs}(k) + (1 - T \gamma_7 \hat{S}_1) \hat{i}_{dr}(k) - (\gamma_7 \hat{S}_2 + \gamma_8 \omega) T \hat{i}_{qr}(k) + T \gamma_{11} V_{ds}(k) + w_3 \\ f_4 = -\gamma_6 \omega T \hat{i}_{ds}(k) + \gamma_5 T \hat{i}_{qs}(k) - (\gamma_7 \hat{S}_3 - \gamma_8 \omega) T \hat{i}_{qr}(k) + T \gamma_{11} V_{qs}(k) + w_4 \\ f_5 = (1 - T \gamma_9) \hat{I}_e(k) + w_5 \\ f_6 = \hat{S}_1(k) + \omega_6 \\ f_7 = \hat{S}_2(k) + \omega_7 \end{cases} \quad (4.32)$$

Ainsi, cette première estimation de l'état permet de prédire la sortie

$$\hat{y}_{k+1/k} = H_{k+1} \hat{x}_{k+1/k} \quad (4.33)$$

• Calcul de la matrice de prédiction de covariance du filtre

L'équation de prédiction de covariance de l'erreur d'estimation est réactualisée par la formule suivante :

$$P_{k+1/k} = F(k) P_{k+1/k} F^T + Q_k \quad (4.34)$$

Où  $Q = \text{diag}(q_1 \ q_2 \ q_3 \ q_4 \ q_5 \ q_6 \ q_7)$  : est la matrice de covariance de bruit d'état dont la valeur est déterminée par la technique PSO.

$$F_k = \left. \frac{\partial f(\hat{x}_k, u_k)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}(k/k)} \quad (4.35)$$

Après un long calcul on obtient la matrice Jacobienne suivante :

$$F(k) = \begin{bmatrix} 1 - \gamma_1 T & \gamma_2 \omega T & -\gamma_3 \hat{S}_1 T & -(\gamma_3 \hat{S}_2 + \gamma_4 \omega) T & 0 & -\gamma_3 T \hat{i}_{dr} & 0 \\ -\gamma_2 \omega T & 1 - \gamma_1 T & -(\gamma_3 \hat{S}_3 - \gamma_4 \omega) T & \gamma_3 \hat{S}_4 T & 0 & 0 & -\gamma_3 T \hat{i}_{qr} \\ -\gamma_5 T & \gamma_6 \omega T & 1 - \gamma_7 \hat{S}_1 T & -(\gamma_7 \hat{S}_2 + \gamma_8 \omega) T & 0 & -\gamma_7 T \hat{i}_{dr} & 0 \\ \gamma_6 \omega T & a_5 T & -(\gamma_7 \hat{S}_3 - \gamma_8 \omega) T & 1 - \gamma_7 \hat{S}_4 T & 0 & 0 & -\gamma_7 \hat{S}_1 T \hat{i}_{qr} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 - \gamma_9 T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.36)$$

➤ **Phase de correction**

• **Calcul du Gain de Kalman à l'instant (k+1)**

Le gain de filtre de Kalman est donné par :

$$K_{k+1} = P_{k+1/k} H_{k+1}^T [H_{k+1} P_{k+1/k} H_{k+1}^T + R_k]^{-1} \tag{4.37}$$

Ce gain est choisi pour réduire au minimum la variance d'erreur d'estimation des états à estimer.

• **Estimation du vecteur d'état à l'instant (k+1)**

La phase de prédiction permet d'avoir un écart entre la sortie mesurée  $y_{k+1}$  et la sortie prédite  $y_{k+1/k}$ . Pour améliorer l'état il faut donc tenir compte de cet écart et le corriger par l'intermédiaire du gain de filtre de Kalman  $K_{k+1}$ . En minimisant la variance de l'erreur, on obtient l'expression du nouveau vecteur d'état estimé à l'instant (k + 1) [28].

$$x_{k+1/k+1} = \hat{x}_{k+1/k} + K_{k+1} [y_{k+1} - \hat{y}_{k+1/k}] \tag{4.38}$$

• **Equation de correction d'état estimé**

$$\hat{x}_{k+1/k+1} = \hat{x}_{k+1/k} + K_{k+1} [y_{k+1} - H_{k+1} \hat{x}_{k+1/k}] \tag{4.39}$$

• **Equation de correction de la covariance de l'erreur d'estimation**

$$P_{k+1/k+1} = [I - K_{k+1} H_{k+1}] P_{k+1/k} \tag{4.40}$$

Où :

$$H_k = \left. \frac{\partial h(\hat{x}_k, 0)}{\partial x_k} \right|_{x=\hat{x}_{k+1/k}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{4.41}$$

La dernière étape est la réactualisation de la matrice de covariance du filtre comme suit :

$$P_{k+1/k+1} = \{I - K_{k+1} C\} P_{k+1/k} \tag{4.42}$$

L'étape de correction consiste à mettre à jour l'estimation de l'état  $\hat{x}_{k+1/k+1}$  à partir des nouvelles mesures  $y_{k+1}$  à l'instant (k + 1) et de l'estimation a priori  $\hat{x}_{k+1/k}$ .

### 4.4.4. Résultats de simulation (Machine2)

#### a) Estimation par FKE des résistances équivalentes S1 et S2 (cas de rupture d'une barre)

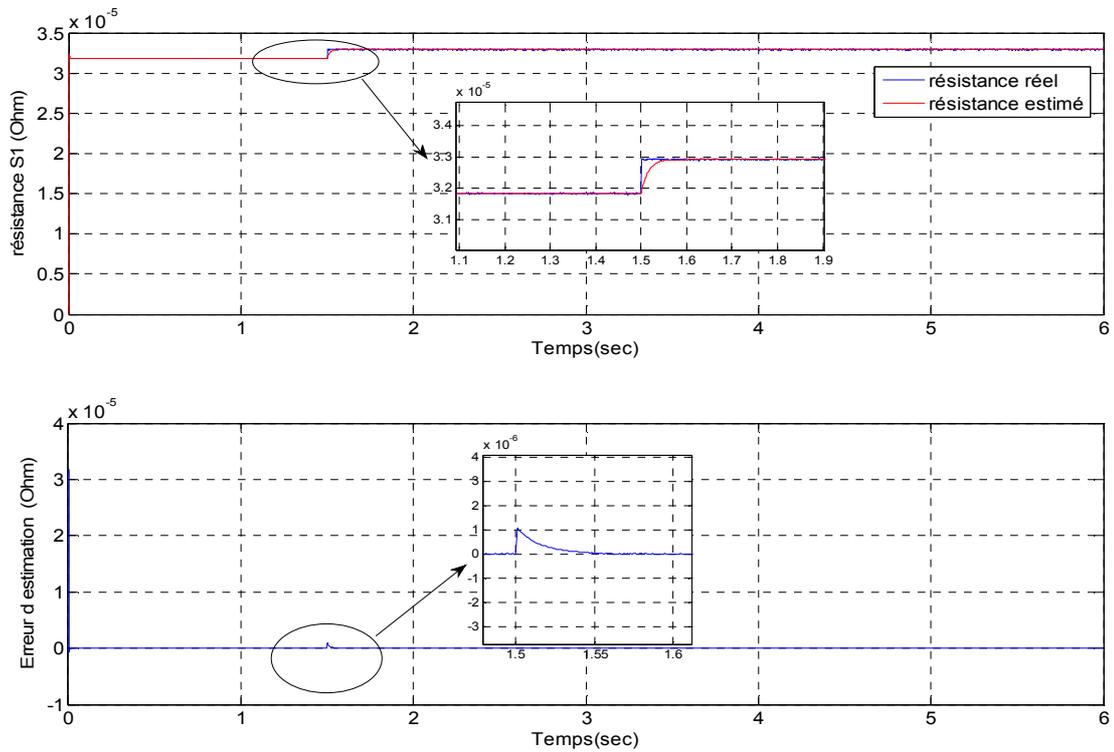


Figure 4.16 Evolution des valeurs (réelle et estimée) de la résistance S1 et de l'erreur d'estimation

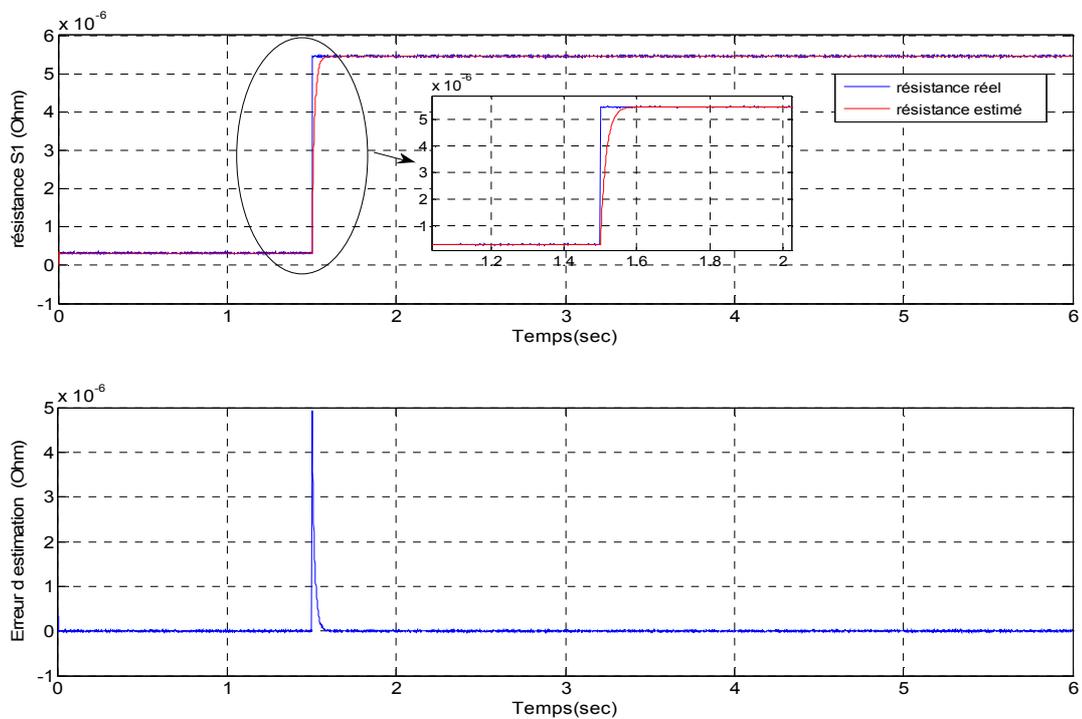
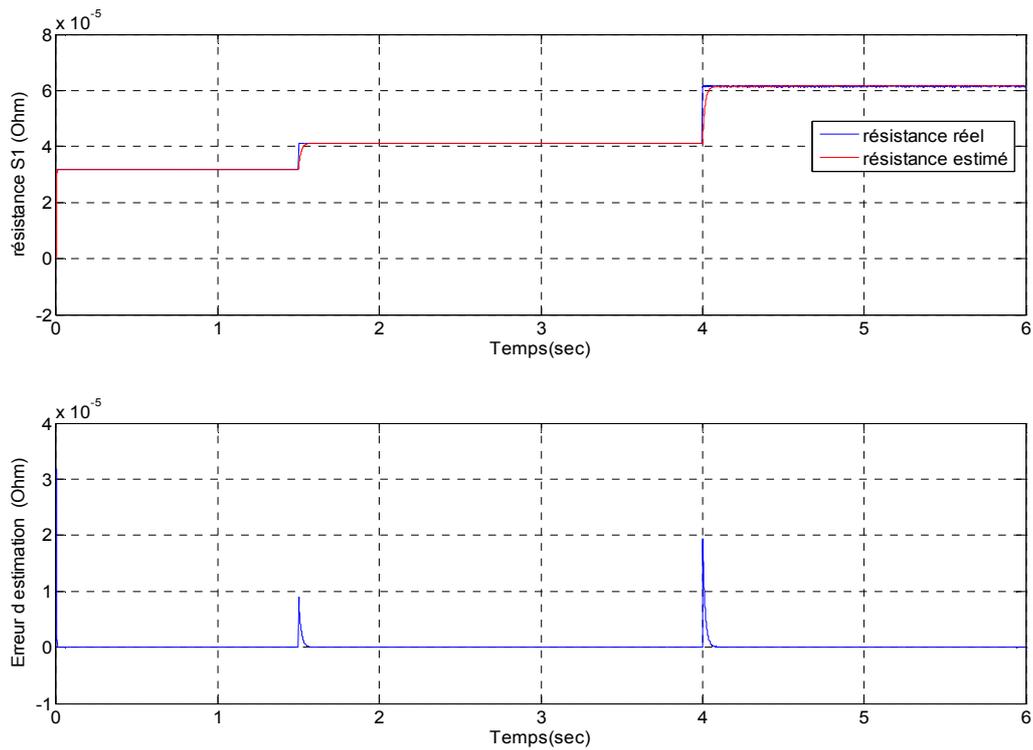
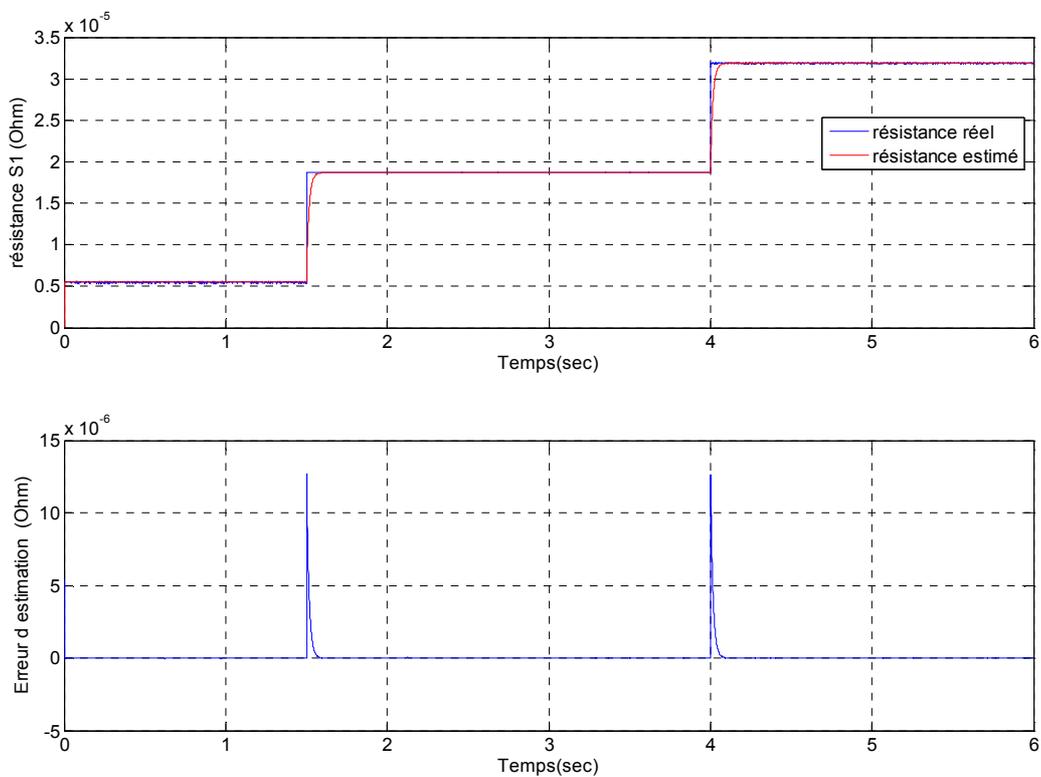


Figure 4.17 Evolution des valeurs (réelle et estimée) de la résistance S2 et de l'erreur d'estimation

**b) Estimation des résistances équivalentes S1 et S2 (rupture de deux barres suivi de trois barres)**



**Figure 4.18** Evolution des valeurs (réelle et estimée) de la résistance S1 et de l'erreur d'estimation



**Figure 4.19** Evolution des valeurs (réelle et estimée) de la résistance S1 et de l'erreur d'estimation

c) Estimation des résistances équivalentes S1 et S2 (cas de rupture de trois barres)

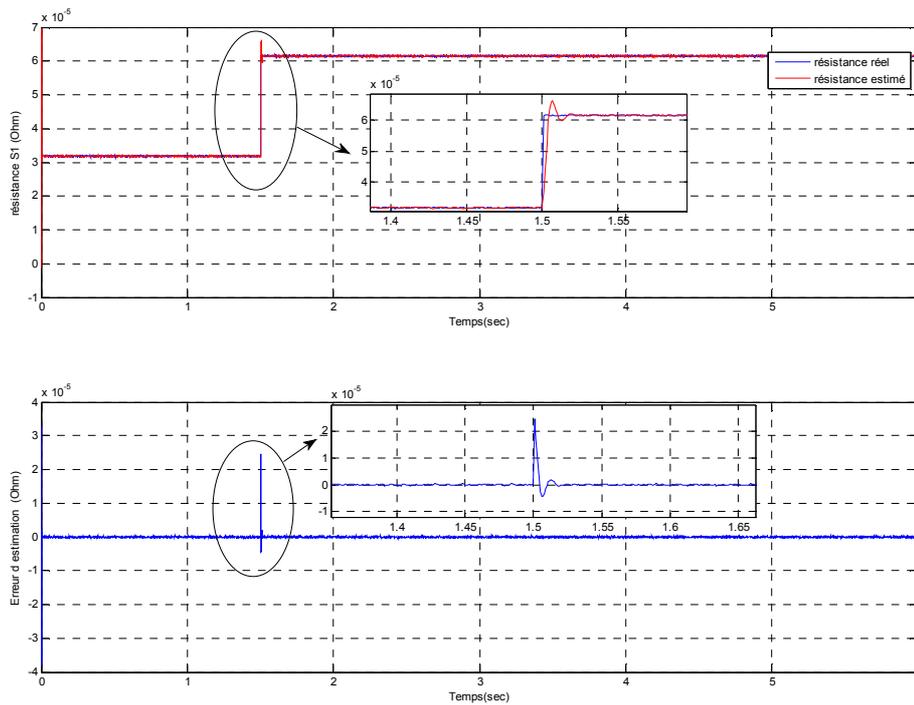


Figure 4.20 Evolution des valeurs (réelle et estimée) de la résistance S1 et de l'erreur d'estimation

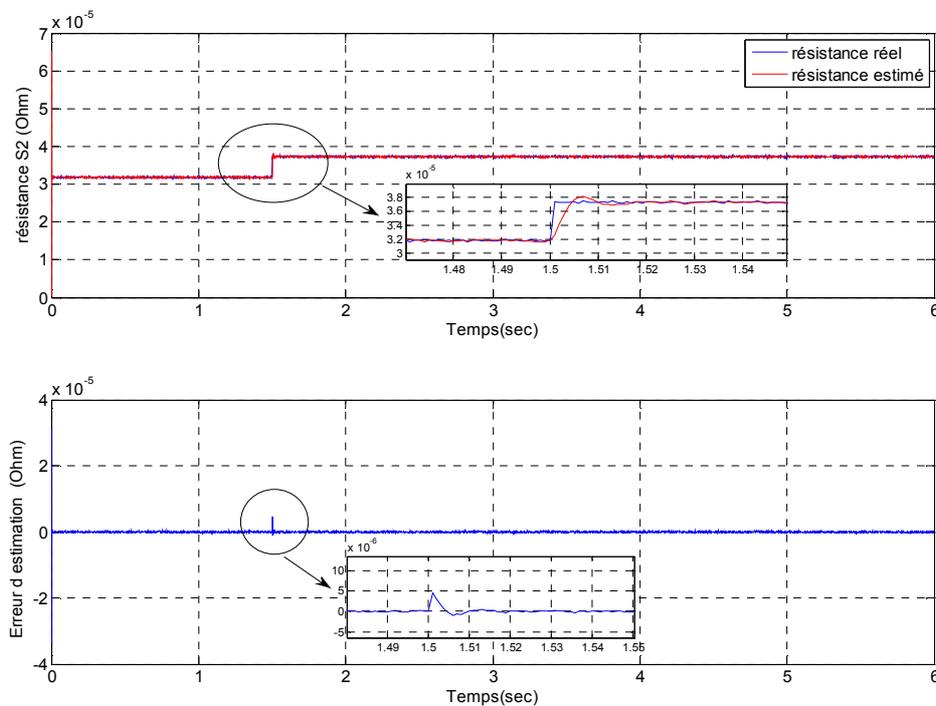
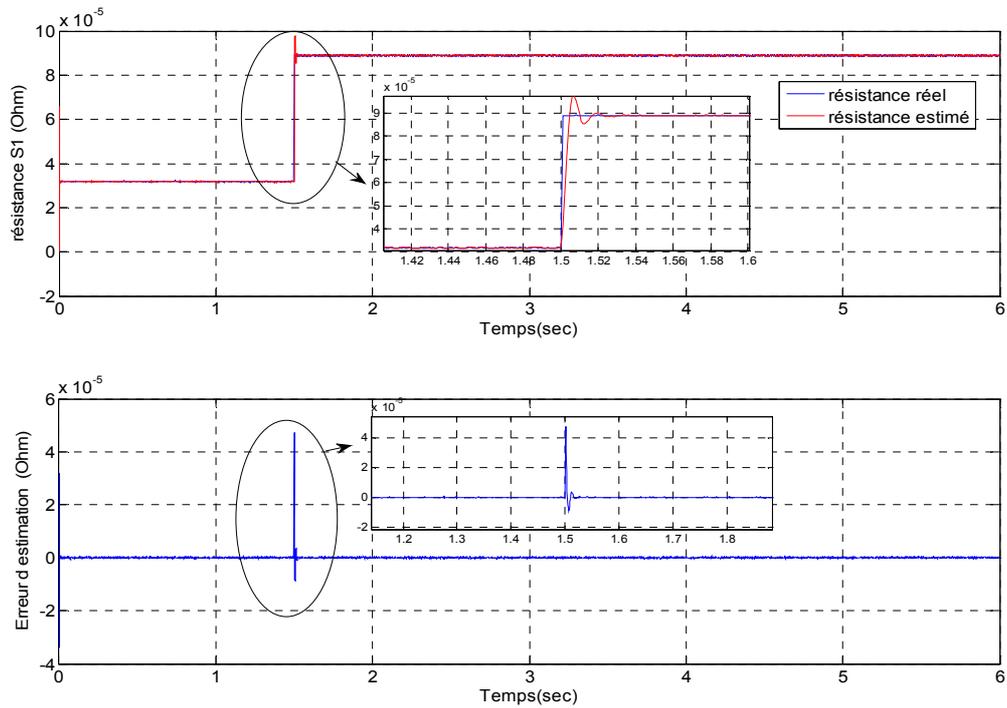
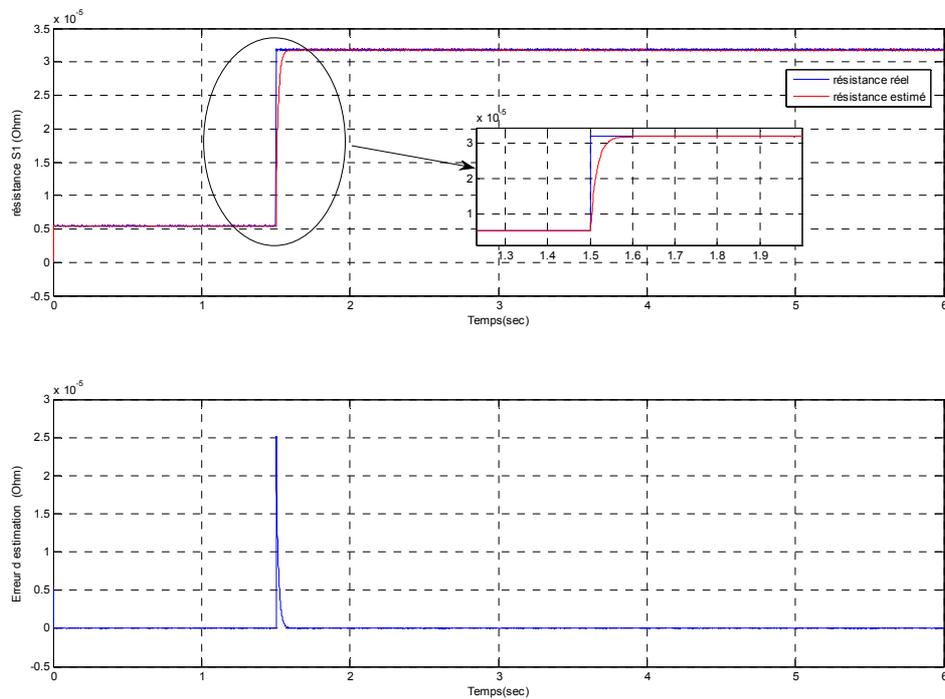


Figure 4.21 Evolution des valeurs (réelle et estimée) de la résistance S2 et de l'erreur d'estimation

**d) Estimation des résistances équivalentes S1 et S2 (cas de rupture de quatre barres)**



**Figure 4.22** Evolution des valeurs (réelle et estimée) de la résistance S1 et de l'erreur d'estimation



**Figure 4.23** Evolution des valeurs (réelle et estimée) de la résistance S2 et de l'erreur d'estimation

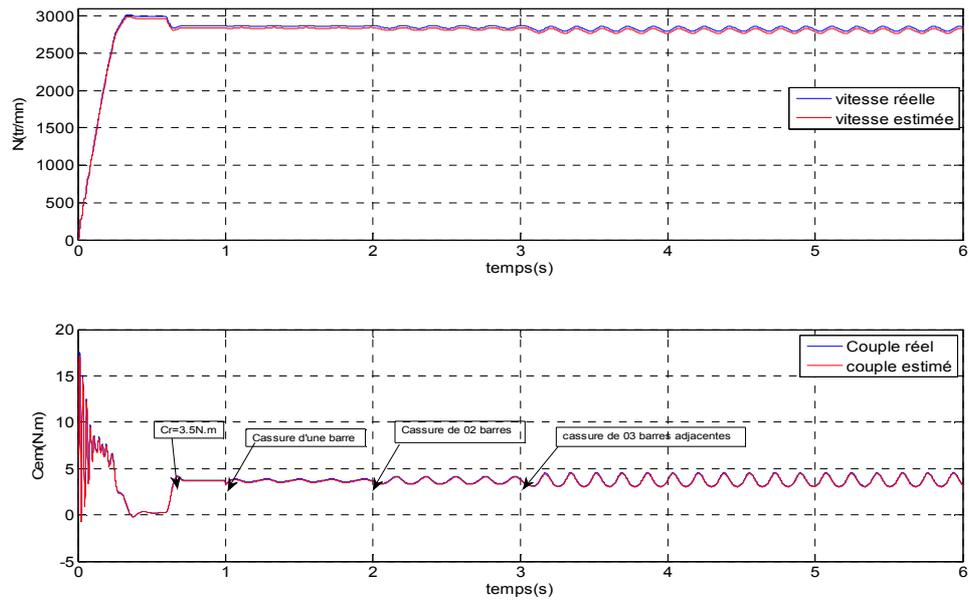


Figure 4.24 Evolution de la vitesse et du couple (valeurs réelles et estimés)  
(Cas des ruptures successives des barres 1,2 et 3)

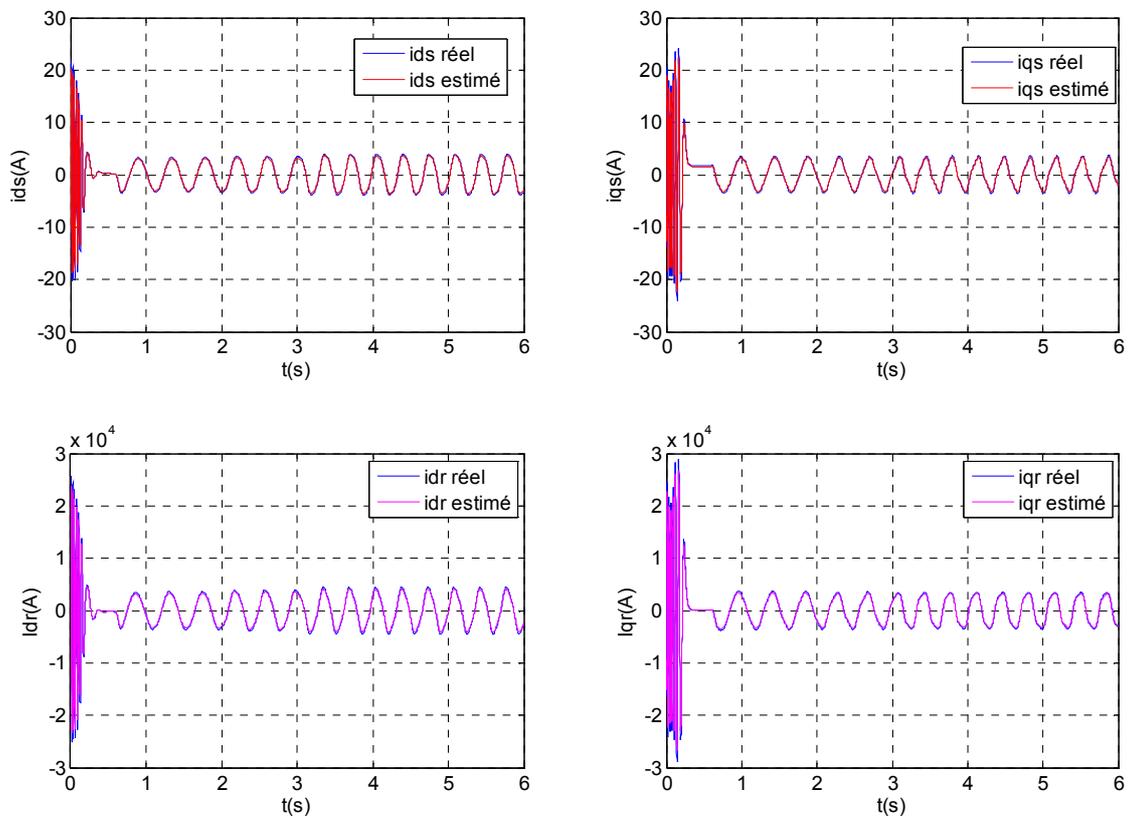
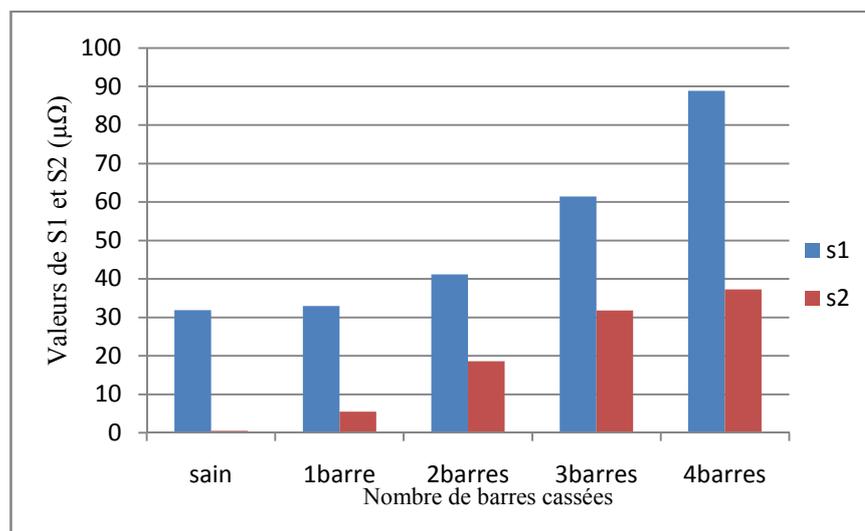


Figure 4.25 Evolution des courants statoriques et rotoriques (valeurs réelle et estimée).

Les résultats des figures (4.16) et (4.23), montrent l'évolution des résistances équivalentes S1 et S2 des barres rotoriques pour différents scenario de rupture de barres. On constate que l'erreur d'estimation entre les valeurs réelles et les valeurs estimées des résistances rotoriques équivalentes S1 et S2 au moment de cassure de barre (changement abrupte) traduisent la gravité du défaut. En effet, plus le défaut est grave (i.e. nombre de barres cassées élevé), plus la valeur de l'erreur d'estimation est élevée. La figure (4.24) illustre l'évolution temporelle en régime transitoire et en régime permanent de la vitesse et du couple électromagnétique de la machine en présence des ruptures de trois barres successives à des instants distincts. Nous remarquons que la rupture d'une seule barre provoque de légères oscillations dans le couple et dans la vitesse mais plus le nombre de barres cassées augmente, plus l'amplitude des oscillations croît aussi. On constate alors que la présence du défaut de cassure de barre provoque l'augmentation de la résistance rotorique, l'utilisation du Filtre de Kalman étendu, par surveillance de l'état de la machine à travers la valeur de la résistance rotorique équivalente. Ce que peut servir d'un signal d'alarme indiquant la présence du défaut. Les résultats de simulation réalisées sur le modèle se résume ainsi (voir figure 4.26):

- ✚ Pour la rupture d'une seule barre ( $k=0$ ). Les valeurs de S1 et S2 deviennent:  
S1=32.92 $\mu\Omega$  et S2=5.456  $\mu\Omega$
- ✚ Pour la rupture de deux barres adjacentes ( $k=0, k=1$ ). Les valeurs de S1 et S2 deviennent:  
S1=41.17  $\mu\Omega$  et S2=18.63  $\mu\Omega$
- ✚ Pour la rupture de trois barres adjacentes ( $k=0, k=1, k=2$ ). Les valeurs de S1 et S2 deviennent:  
S1=61.45  $\mu\Omega$  et S2=31.82  $\mu\Omega$
- ✚ Pour la rupture de quatre barres adjacentes ( $k=0, k=1, k=2, k=3$ ). Les valeurs de S1 et S2 deviennent:  
S1=88.905  $\mu\Omega$  et S2=37.275  $\mu\Omega$



**Figure 4.26** Evolution des valeurs des résistances équivalentes S1 et S2 en fonction du nombre de barres cassées

## 4.5. Conclusion

Ce chapitre nous a permis de présenter le FKE, son paramétrage via un réglage optimal des éléments des matrices de covariance des bruits d'état et de mesure suivi de son application sur deux types de modèle distincts de la MAS. Le premier modèle correspond à une représentation saine de la MAS dans le repère de Park, dans lequel le vecteur d'état formé des courants statoriques et des flux rotoriques et étendu par l'ajout d'un état ( $\omega$ ) ensuite de deux états supplémentaires ( $\omega$  et la résistance rotorique). Cette formulation a permis d'estimer à la fois les variables d'états et les paramètres de la machine à savoir : la pulsation électrique  $\omega$ , et la résistance rotorique  $R_r$ .

Le second modèle correspond à une représentation multi-enroulements qui tient compte des défauts rotoriques notamment la rupture de barres de la cage de la MAS. Les équations électriques de ce modèle dans le repère de Park sous une formulation mathématique particulière dépendante des résistances équivalentes des barres rotoriques. En étendant le vecteur d'état des courants statoriques et rotorique aux résistances  $S1$  et  $S2$ , il est possible d'estimer tout le vecteur par le FKE. On conclure donc, que cette estimation donne une image réaliste de déséquilibre présent dans le rotor de la machine. Le prochain chapitre sera consacré au diagnostic à base du traitement du signal.

## ***Chapitre 5***

# ***Diagnostic des défaillances rotoriques dans la MAS par les techniques du traitement du signal.***

### **5.1. Introduction**

L'analyse par le traitement du signal, est utilisée depuis de nombreuses années pour détecter des défaillances dans les machines électriques, en particulier les ruptures de barres au rotor, la dégradation des roulements, les excentricités, les court circuits dans les bobinages. De nombreuses méthodes d'analyse du signal ont été proposées pour le diagnostic de défauts dans les machines électromécaniques [7, 9, 23]. La transformée de fourrier (FFT), figure parmi les méthodes du traitement du signal les plus couramment utilisées. Malheureusement, elle n'est pas toujours appropriée à l'analyse de tous types de signaux électriques, notamment les non-stationnaires [13]. En effet, elle ne peut pas indiquer l'information inhérente dans ces signaux (perte de l'information temporelle).

L'approche alternative à un tel signal non stationnaire est la transformée en ondelettes, en plein essor et qui se montre comme un outil puissant de traitement du signal. Cette transformation a l'avantage de capter la variation en temps des propriétés (fréquences et amplitudes instantanées) contenues dans les signaux. L'apport principal de cette nouvelle technique d'analyse est la représentation conjointe temps-échelle (ou temps-fréquence) des signaux non-stationnaires.

Dans ce chapitre, nous présenterons les méthodes de traitement du signal les plus usuellement utilisées dans le diagnostic des défauts des machines électromécaniques, suivi de leur application à l'analyse des courants statoriques.

### **5.2. Application de la transformée de Fourier au diagnostic de la MAS**

#### **5.2.1. Rappel sur la transformée de Fourier**

L'objectif de cette section n'est pas de fournir une description détaillée de l'analyse de Fourier et de ses fondements. Il s'agit plutôt de présenter cette méthode d'analyse afin de pouvoir situer l'intérêt de l'analyse en ondelettes [95].

La transformée de Fourier est l'un des outils les plus utilisés par la communauté du traitement du signal. Elle permet, en décomposant le signal selon un ensemble de sinusoides, de passer du domaine temps au domaine fréquence.

La transformée de Fourier d'un signal  $x(t)$  dans l'espace  $L^2(R)$  est donnée par :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (5.1)$$

L'information fourni par l'intégrale, correspond à tous les instants de temps, puisque l'intégration est de  $-\infty$  à  $+\infty$  sur le temps donc :

- Si le résultat de cette intégration est une grande valeur, alors nous disons que le signal  $x(t)$  a une composante spectrale dominante à la fréquence « $f$ ». Ceci signifie que la majorité de ce signal est composé de la fréquence  $f$ .
- Si le résultat de cette intégration est une petite valeur, alors nous disons que  $x(t)$  n'a pas de composante spectrale dominante et majoritaire à la fréquence « $f$ ».
- Si ce résultat est nul, alors le signal ne contient pas du tout la fréquence « $f$ ».

La transformée de Fourier discrète (DFT) est l'équivalent discret de la transformation de Fourier continue qui est utilisée pour le traitement du signal analogique. Sa définition mathématique pour un signal  $x(n)$  de  $N$  échantillons est la suivante :

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi kn} = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi \frac{k}{N}n} \quad \text{avec } 0 < k < N \quad (5.2)$$

Où  $X(k)$  est l'amplitude à la fréquence  $k$

### 5.2.2. Transformé de Fourier rapide (FFT)

La transformée de Fourier rapide, est un algorithme de calcul rapide de la transformée de Fourier discrète (DFT), élaborée en 1965 par J.W.Cooley. Cette transformée est très utilisée lorsqu'il est indispensable d'obtenir une analyse fréquentielle "en ligne" dans certains processus.

La détection des défauts rotoriques, est basée sur l'analyse de la signature du courant statorique (MCSA). Cependant, l'analyse de Fourier, de par sa nature, montre assez vite ses limitations : son calcul nécessite la connaissance de toute l'histoire temporelle du signal. De plus, son manque de résolution temporelle. Cela signifie simplement que si on est effectivement capable de détecter toutes les fréquences qui apparaissent dans un signal, on est en revanche incapable de déterminer à quel moment elles se produisent dans le signal. Il existe une transformée de Fourier plus «locale» donnant des informations mieux localisées, il s'agit de la transformée de Fourier Fenêtré [59].

### 5.2.3. Transformation de Fourier à court terme (STFT)

Pour surmonter certaines limitations de la transformée de Fourier (FFT), quant au manque d'information sur le temps et traitement de signaux non-stationnaires. La notion de fenêtre fut introduite pour la première fois par Denis Gabor (1946), cette notion consiste à analyser le signal par transformée de Fourier par portion à l'aide de fenêtres temporelles dont la position centrale est déplacée sur tout le long du signal (voir figure 5.1). La fenêtre est déplacée sur l'échelle des temps par l'incrément désiré par l'utilisateur. L'information tirée peut être plus ou moins pertinente selon l'incrément et la longueur de la fenêtre qui doit atténuer la distorsion des spectres obtenus par la transformée de Fourier [13,59]. Cette technique est connue sous le nom de la transformation de Fourier à court terme (STFT). Elle est exprimée mathématiquement par la relation suivante:

$$\text{STFT}\{x(t)\}(a, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)g^*(t-a)e^{-j2\pi ft} dt \quad (5.3)$$

Où  $g(t)$  : est la fonction fenêtre et  $g^*$  son complexe conjugué.  
 $A$  : représente l'échelle.

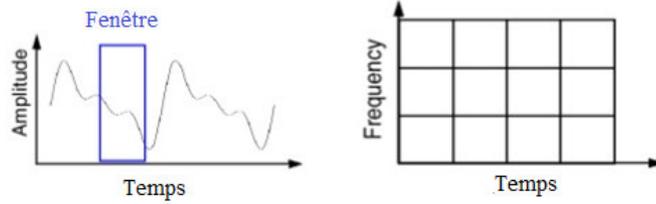


Figure 5.1 Transformation de Fourier fenêtrée (STFT) [59]

### 5.2.4. Origines des raies dues aux cassures de barres rotoriques

Les défaillances rotoriques sont souvent à l'origine de nuisances dues aux ondulations du couple électromagnétique provoquant des oscillations de la vitesse de rotation. L'information rupture de barre se trouve alors véhiculée par le flux magnétique, et par conséquent dans le courant absorbé par la machine [8]. Il est donc nécessaire de connaître les fréquences résultantes d'une rupture de barres pour pouvoir les détecter à travers une analyse spectrale des courants.

En conditions normales (Figure 5.2(a)), le système triphasé crée un champ tournant dans l'entrefer qui peut être direct [29]. Ce champ tournant, induit un courant dans les barres rotoriques d'une fréquence proportionnelle au glissement du rotor  $g$ . Les barres rotoriques produisent alors un champ tournant résultant direct. Pour un moteur symétrique (état sain), il n'y aura pas de champ tournant résultant inverse [30,97].

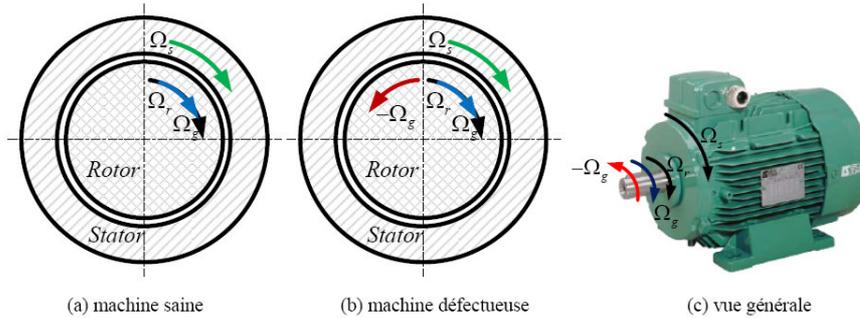


Figure 5.2 Schéma de fonctionnement pour un rotor sain et défaillant [30]

Par contre, si la machine présente une défaillance rotorique (cassure d'une barre) une dissymétrie au rotor apparait (voir figure 5.1(b)). Dans ce cas, il se crée en plus du champ rotorique direct, un champ magnétique inverse qui tourne à la vitesse  $-g\Omega_s$ , créé par le déséquilibre des courants dans les barres [29,97]. Cela a pour effet d'induire des forces électromotrices dans les circuits statoriques de fréquences  $(1-2g)f_s$  et donc des composantes du courant à ces fréquences selon la relation [8,23]:

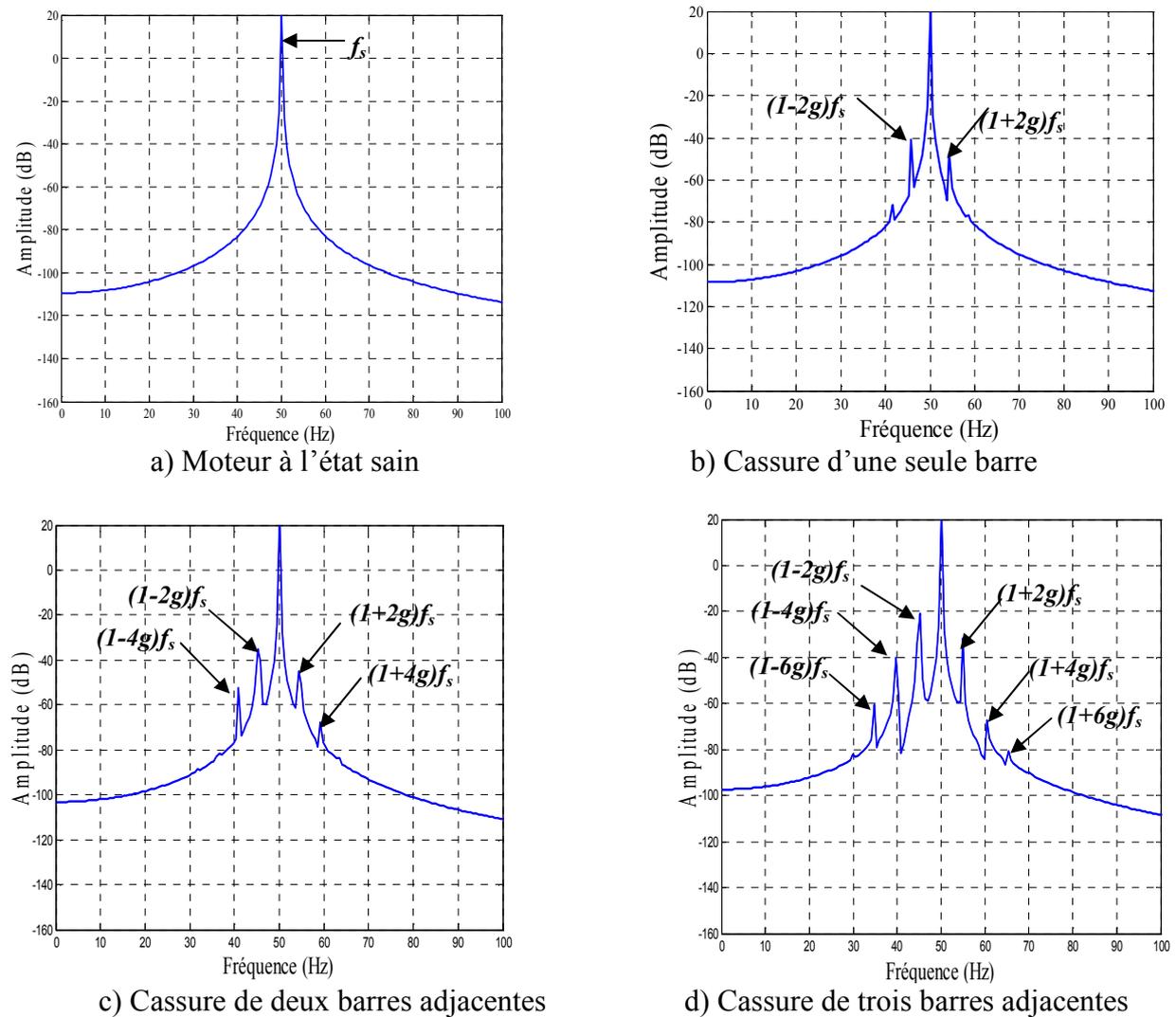
$$f_{\text{défaut}} = (1 - g)f_s - gf_s = (1 - 2g)f_s \tag{5.4}$$

Une composante oscillatoire du couple électromagnétique à la fréquence  $2gfs$  est aussi produite par interaction avec le champ magnétique produit par les bobinages statoriques. Les forces électromotrices dues au défaut sont alors de fréquences  $(1\pm 2g)f_s$ . Les champs créés par les courants vont induire, par conséquent, au rotor des courants directs et inverses de fréquences  $\pm 3gfs$ . Ainsi, au stator, des courants de fréquence  $(1\pm 4g)f_s$  sont générés selon le même processus. Par conséquent, nous pouvons remarquer la présence de plusieurs composantes de fréquences dues à la cassure de barres ( $f_{bc_k}$ ), bien connues à ce jour, se retrouvent dans les courants absorbés par la machine et qui sont données par la relation [8, 23]:

$$f_{bc_k} = (1 \pm 2kg)f_s \quad \text{où } k \text{ est un entier positif } (k=0, 1, 2, 3, \dots) \tag{5.5}$$

### 5.2.5. Résultats de simulation et discussion

Nous présentons ici les résultats de simulation relatifs à l'analyse spectrale du courant statorique de la MAS à cage en régime permanent avec une charge de 3.5N.m.

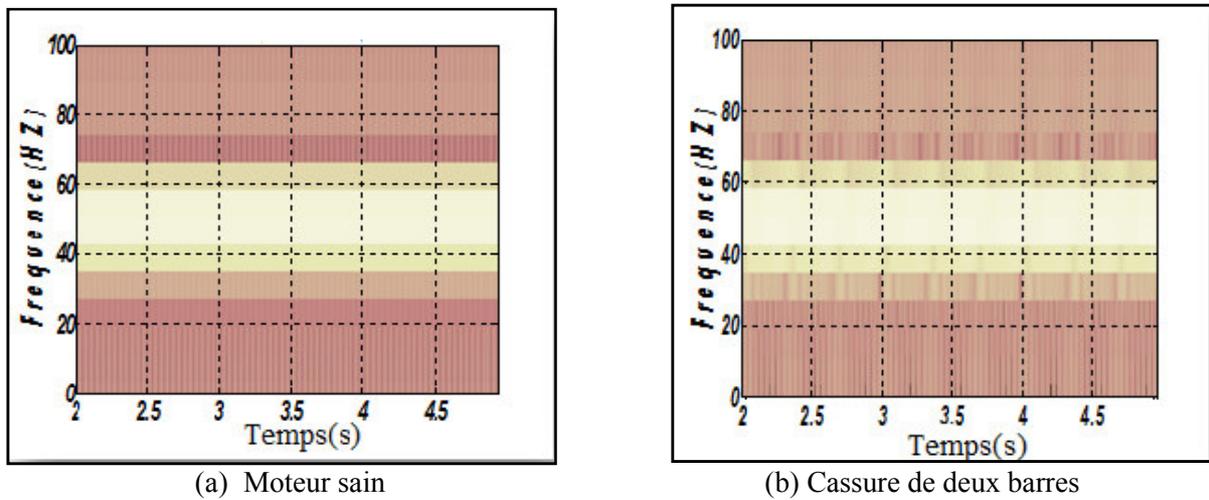


**Figure 5.3** Analyse spectrale du courant statorique de la MAS

Sur la figure (5.3) est présentée l'analyse spectrale du courant statorique. On remarque que pour un rotor sain (figure 5.3a), nous n'observons aucune raie latérale. Par contre, lorsqu'une barre rotorique est rompue, on constate l'apparition des raies latérales  $(1\pm 2g)f_s$  au voisinage du fondamental  $f_s=50\text{Hz}$ , (voir figure 5.3b). Les composantes de fréquences spécifiques à deux et trois barres cassées (figures 5.3c et 5.3e) coïncident avec celles données par l'équation (5.2) pour  $k=2$  et  $k=3$ . Ces fréquences sont situées autour de la fréquence fondamentale  $f_s$ .

Le spectre du courant montre très clairement, que la cassure de barres a une grande influence sur les composantes des raies. Ce critère permettra d'évaluer l'importance du défaut rotorique. En effet, c'est l'amplitude de la raie gauche du fondamental qui nous informe de la gravité du défaut rotorique. Alors, une analyse spectrale du courant statorique lorsque le rotor est sain, nous permet d'établir un spectre de référence, puis d'analyser en continu l'évolution du spectre. Si la raie à gauche du fondamental se manifeste, cela signifie qu'un défaut du rotor est apparu. De plus, si cette raie augmente en amplitude, cela signifie qu'un accroissement du défaut rotorique a eu lieu. On constate sur le spectre obtenu (figure 5.3(c)) par FFT la présence, des fréquences :  $f1=46,5 \text{ Hz}$   $f2=53,5\text{Hz}$   $f3=42,86\text{Hz}$   $f4=57,14\text{Hz}$  (deux barres casées).

Comme le montre la figure (5.4), l'analyse du courant statorique par STFT nous a permis d'obtenir à la fois une information sur le temps et sur la fréquence, mais la qualité de sa résolution dépend du choix de la taille de la fenêtre adoptée.



**Figure 5.4** Analyse du courant statorique par STFT (spectrogramme)

Bien que la transformée de Fourier de courte durée peut être utilisée pour analyser les signaux transitoires en utilisant une représentation temps-fréquence (figure 5.4), mais elle ne peut analyser le signal qu'avec une fenêtre de taille fixe pour toutes les fréquences, ce qui conduit à une mauvaise résolution de fréquence [59]. Cependant, la transformée en ondelettes peut surmonter ce problème en utilisant une fenêtre de taille variable.

### 5.3. La transformée en ondelettes (WT)

Ce mode d'analyse est utilisé pour détecter des phénomènes qui se déroulent sur des échelles de fréquences différentes rencontrées dans un signal. L'idée fondamentale est de décomposer le signal à l'aide de fonctions analysantes particulières construites à partir d'une ondelette mère oscillante et à moyenne nulle. A partir de l'ondelette mère, il est possible de créer des ondelettes analysantes centrées d'une valeur et à échelle variable limitée [94,95].



**Figure 5.5** La transformée en ondelettes

La figure 5.5 ci-dessus donne le pavage de l'espace temps-fréquence pour l'analyse en ondelettes (WT). Contrairement, à l'analyse de Fourier, où la fenêtre est de taille constante, pour l'analyse en ondelettes, la fenêtre est de surface constante mais sa taille varie en fonction de la fréquence à analyser.

L'utilisation des ondelettes pour la surveillance des défauts et le diagnostic des moteurs asynchrones permet d'améliorer l'analyse du courant statorique pendant les phases transitoires. Les ondelettes peuvent être utilisées pour l'analyse localisée dans le domaine temps-fréquence ou temps-échelle. C'est par conséquent un outil adéquat pour le diagnostic des machines électriques lorsqu'il est indispensable de les utiliser à vitesse variable. On présentera dans ce qui suit la technique des ondelettes continue (CWT) et discrète (DWT) suivi de leur application au diagnostic des défauts rotoriques de la machine asynchrone à cage d'écureuil.

D'une manière globale, on peut définir une ondelette comme une fonction qui doit répondre à deux critères: avoir un support compact, c'est-à-dire qu'elle se localise sur un petit intervalle de temps et avoir une moyenne nulle [94,96].

### 5.3.1. Transformée en ondelettes continue (CWT)

Fondamentalement, la transformée en ondelettes se calcule de la même façon que la transformée de Fourier fenêtrée. En fait, analyser une fonction appartenant à l'espace  $L^2(R)$  en ondelettes, consiste à trouver le résultat de son produit scalaire avec des ondelettes de certaine famille  $\{\Psi_{a,b}(t), a \in R^+, b \in R\}$  bien localisées en temps et en fréquence. Les scalaires ainsi obtenus sont appelés coefficients d'ondelettes, et l'opération reliant la fonction et ses coefficients est appelée transformée d'ondelettes continue (CWT).

La transformée en ondelettes continue d'un signal  $x(t)$  est définie mathématiquement par [94] :

$$C_x(a,b) = \langle x, \Psi_{a,b} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi_{a,b}(t) dt \quad (5.6)$$

Où les coefficients  $C_x(a,b)$  s'interprètent comme la projection du signal  $x(t)$  sur la famille  $\{\Psi_{a,b}(t)\}$  des fonctions obtenues par dilatation de  $a$  et translation de  $b$  de l'ondelette mère donnée par :

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (5.7)$$

Une ondelette  $\Psi(t)$  est une fonction de moyenne nulle:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t) dt = 0 \quad (5.8)$$

Le facteur d'échelle (compression ou de dilatation)  $a$  est relié à la notion de fréquence ( $a=1/f$ ) et le décalage  $b$  est relié à la notion de position temporelle (balayage du temporel sur l'axe temporel du signal à analyser). Plus  $a$  est grand, plus l'ondelette est dilatée. Par conséquent les grandes valeurs de  $a$  seront logiquement associées aux basses fréquences, les plus petites aux hautes fréquences donc [94] :

- Facteur d'échelle  $a=1$  : ondelette mère ;
- Facteur d'échelle  $a > 1$ , ondelette dilatée (extraction des basses fréquences)
- Facteur d'échelle  $a < 1$ , ondelette compressée (extraction des hautes fréquences).

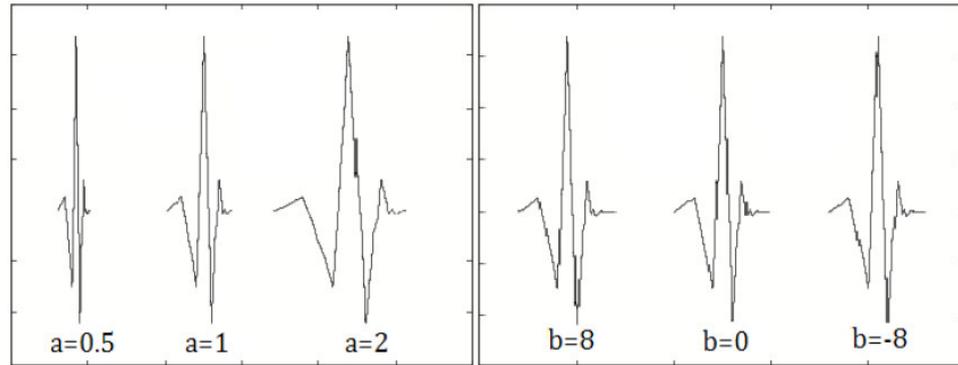


Figure 5.6 Effet de changement des paramètres échelle-translation sur l’ondelette mère

• **Conditions d'application [101]**

- Fonction à énergie finie :  $E = \int_{-\infty}^{+\infty} |\Psi(t)|^2 dt$  (5.9)

- La transformée en ondelettes a donc une résolution temps-fréquence qui dépend de l'échelle  $b$ , et vérifie la condition d’admissibilité, c’est à dire que l’intégrale suivante existe et soit finie :

$$C_{\Psi} = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\Psi}(f)|^2}{|f|} df < +\infty$$
 (5.10)

Où  $\hat{\Psi}(f)$  est la transformée de Fourier de l’onde  $\Psi(t)$ . Cela signifie que la transformée de Fourier de l’onde doit être nulle pour une fréquence nulle :

$$\hat{\Psi}(0) = \int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t) dt = 0$$
 (5.11)

Cette condition impose à l’ondelette d’être à moyenne nulle. Ainsi, son amplitude passe forcément par zéro et présente donc quelques oscillations; c’est ce qui fait qu’on lui attribue le nom d’ondelette.

**5.3.2. Transformée en ondelettes discrète (DWT)**

La transformée en ondelettes discrète est issue de la version continue, à la différence de cette dernière, la DWT utilise un facteur d’échelle et de dilatation discrétisés [101].

Ces coefficients  $a$  et  $b$  seront discrétisés de la manière suivante :  $a = a_0^i$  et  $b = nb_0 a_0^i$  avec  $a_0 > 1$  et  $b_0 > 0$

Les ondelettes sont alors données par :

$$\Psi_{i,j}(t) = a_0^{-i/2} \Psi(a_0^{-i} t - j b_0)$$
 (5.12)

Donc pour toute fonction  $x(t)$ , la DWT est définie par :

$$C_x(i, j) = a_0^{-i/2} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi(a_0^{-i} t - j b_0) dt$$
 (5.13)

Tel que :

- $a_0^{-i}$  le facteur d'échelle
- $b_0$  le facteur de translation
- $i$  et  $j$  sont des entiers  $\in \mathbb{Z}$

Si on choisit  $a_0=2$  et  $b_0=1$ , on se place dans le cas d'une DWT dyadique :

$$C_x(i, j) = a_0^{-i/2} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi(2^{-i}t - j) dt \tag{5.14}$$

On appelle transformée en ondelettes discrète dyadique toute base d'ondelettes travaillant avec un facteur d'échelle  $a_0=2$  [101]. L'analyse en multi-résolution permet d'analyser un signal en différentes bandes de fréquences.

Soit  $\varphi$  la fonction échelle. Elle doit être dans  $L^2$  et ayant une moyenne non nulle. On forme une base de fonctions d'échelle pour tout  $i \in \mathbb{Z}$  comme suit :

$$\varphi_{i,j}(t) = 2^{-i/2} \varphi(2^{-i}t - j) \tag{5.15}$$

et de la même manière la base d'ondelettes :

$$\Psi_{i,j}(t) = 2^{-i/2} \Psi(2^{-i}t - j) \tag{5.16}$$

Le facteur d'échelle dyadique mène à :

$$\phi(t) = \sum_j 2h(j) \phi(2t - j) \tag{5.17}$$

$$\Psi(t) = \sum_j 2g(j) \phi(2t - j) \tag{5.18}$$

On note que  $h(j)$  et  $g(j)$  sont les filtres passe bas et passe haut respectivement lors d'une décomposition par ondelettes.

• **Quelque type d'ondelettes :**

Au contraire de la transformée de fourrier, l'usage des ondelettes est à la faveur de l'utilisateur, qui peut choisir telle ou telle ondelette analysante qui semble la plus adaptée avec l'application voulue. Les différentes familles d'ondelettes sont utilisées selon leurs propriétés en fonction du problème à résoudre. [94,102]

La figure (5.7), présente quelques types d'ondelettes les plus répandues en traitement du signal.

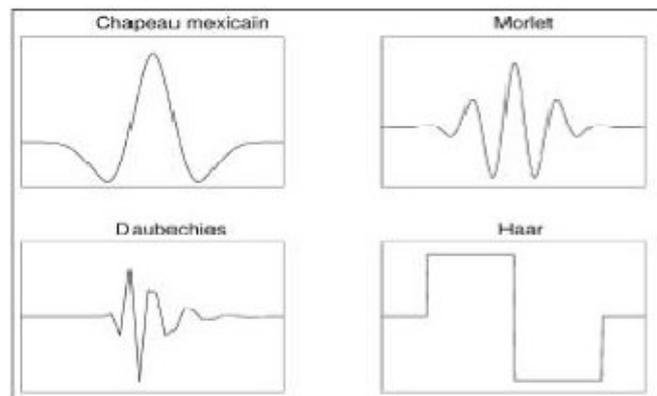


Figure 5.7 Quelques type d'ondelettes usuelles

### 5.3.3. Algorithme de MALLAT

En effet, il s'agit de l'algorithme de Mallat qui avait introduit la notion du filtrage. Un tel algorithme consiste à décomposer le signal en deux sous-ensembles en utilisant des filtres passe-bas et passe-haut tout en produisant respectivement deux signaux notés approximation (CA) et détails (CD) ayant chacun une taille égale à la moitié du signal original. Cet algorithme peut être schématisé par la structure suivante (voir figure 5.8) [94]:

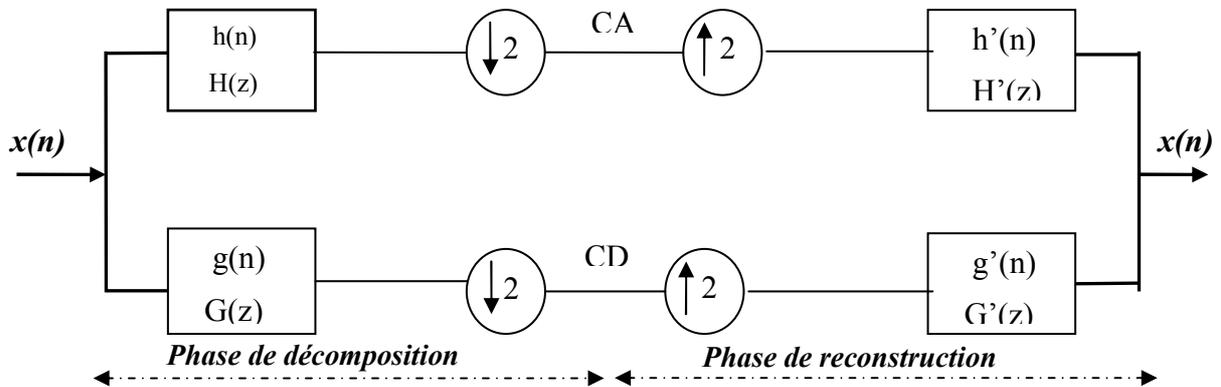


Figure 5.8 Algorithme de MALLAT unidimensionnel

Où  $H(z)$ ,  $G(z)$ ,  $H'(z)$  et  $G'(z)$  représentent respectivement les transformées en  $z$  de  $h(n)$ ,  $g(n)$ ,  $h'(n)$  et  $g'(n)$ .

### 5.3.4. Décomposition en multi-niveaux du signal

L'algorithme de Mallat permet de décomposer le signal  $f$  en plusieurs niveaux comme le montre la figure (5.9) ci-après.

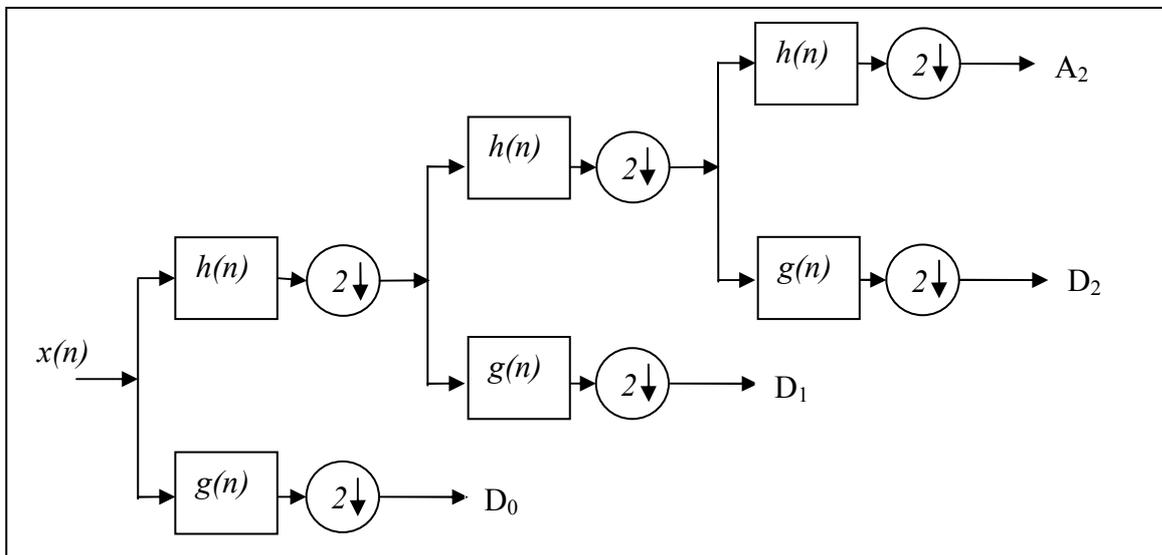


Figure 5.9 Décomposition en multi-niveaux du signal  $x(n)$  [94]

Le signal  $x(n)$  est un signal de temps discret, pour être décomposé en ses versions approximatives et détaillées en utilisant l'analyse multi-résolution. Les premiers coefficients de décomposition sont  $A1$  et  $D1$ , où  $A1$  est la version approximative du signal original  $x(n)$  et  $D1$  est la représentation détaillée du signal original  $x(n)$  [94].

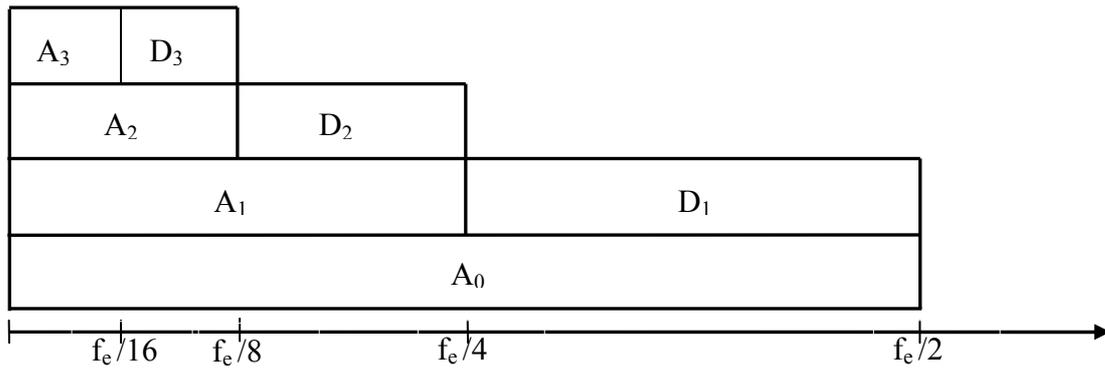


Figure 5.10 Dépendance de l'échelle à la fréquence des ondelettes [96]

### 5.3.5. Application de la WT au diagnostic de la MAS

Le courant statorique représente une source très riche en informations concernant les défauts qui se manifestent dans la machine asynchrone, à cet effet la majorité des travaux du diagnostic sont fondus sur l'analyse de signature du courant statorique soit dans sa partie transitoire ou permanente [13,102].

Dans cette section nous allons appliquer les deux variantes de la WT pour analyser le courant du moteur (voir annexe B : machine2) en charge, pendant le régime permanent pour détecter d'éventuels défauts rotoriques.

#### 5.3.5.1. Exigences d'acquisition de signaux

Pour une bonne analyse du courant statorique, par la DWT, certains paramètres doivent être fixés à savoir : la fréquence d'échantillonnage, le type et l'ordre de l'ondelette mère ainsi que le nombre de niveaux de décomposition [102].

- Les informations importantes contenues dans le signal du courant statorique sont localisées dans la bande fréquentiel [0-400 Hz], le théorème de Nyquist implique une fréquence d'échantillonnage plus que 800 Hz. Dans notre analyse on a pris une fréquence d'échantillonnage  $f_e=1000$  Hz (voir aussi section 2.4.3).
- Pour l'approche de diagnostic basée sur la décomposition en ondelettes, le nombre de niveaux doit être judicieusement, choisi afin de permettre aux signaux à niveau élevé (approximations et détails) de couvrir toute la gamme des fréquences le long desquelles la composante due aux défauts change pendant tous les régimes de fonctionnement. Etant que le nombre approprié des niveaux de la décomposition ( $n_{LS}$ ) dépend de la fréquence d'échantillonnage ( $f_e$ ) du signal à analyser. A partir de la condition suivante (5.19), on peut calculer le nombre minimum de niveaux de décomposition nécessaire pour obtenir un signal d'approximation ( $A_{nf}$ ) de sorte que la limite supérieure de sa bande de fréquence associée soit sous ou au voisinage de la fréquence fondamentale [102]:

$$2^{-(n_{LS}+1)} f_e < f_s \quad (5.19)$$

En effet, le niveau de décomposition du signal d'approximation qui inclut les harmoniques autour du fondamental, est le nombre entier exprimé par:

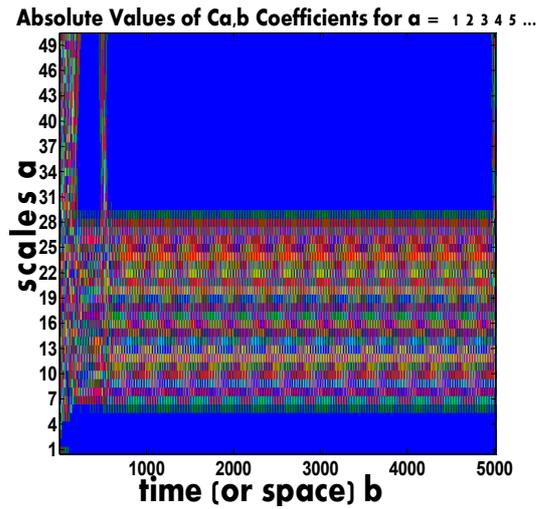
$$n_{LS} = \text{int} \left( \frac{\log(f_e / f_s)}{\log(2)} \right) \quad (5.20)$$

Pour une fréquence échantillonnage  $f_e=1000$ Hz implique le niveau de décomposition approprié vaut :  $n_{LS}+2=6$  niveaux.

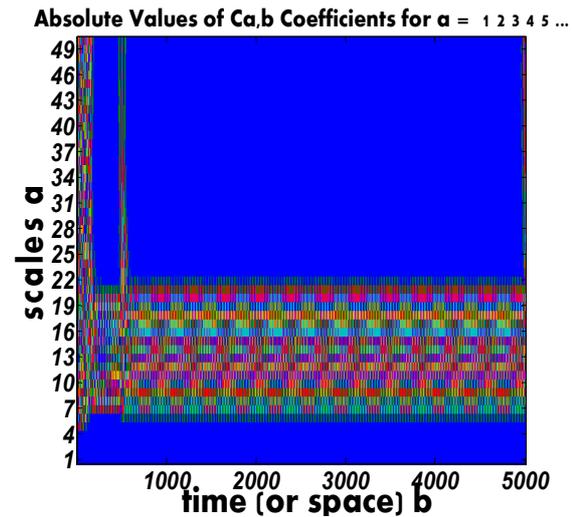
### 5.3.5.2. Résultats de simulation et discussion

#### a) Analyse du courant statorique en régime établi par la technique CWT

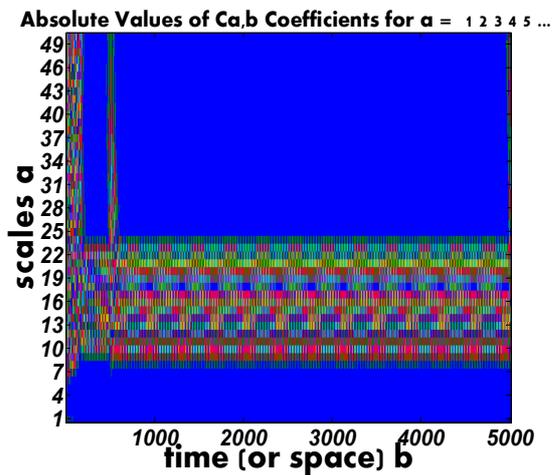
Dans cette section on se propose d'analyser la signature du courant statorique (MCSA) du moteur asynchrone à l'aide de la transformé en ondelette continues (CWT). Les figures ci-dessous montrent l'évolution des coefficients de la (CWT) pour divers types d'ondelettes mères et des échelles entre 0 et 50, dans le cas du moteur en charge ( $C_r=3.5$  Nm à  $t=0.5s$ ): respectivement : sain, avec une barre cassée puis avec deux barres cassées à  $t=1s$ .



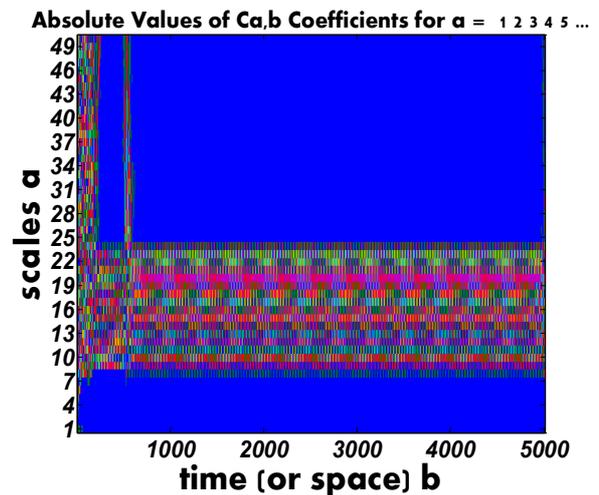
(a) Cas d'ondelette de Daubechies (db23)



(b) Cas d'ondelette Gaussien

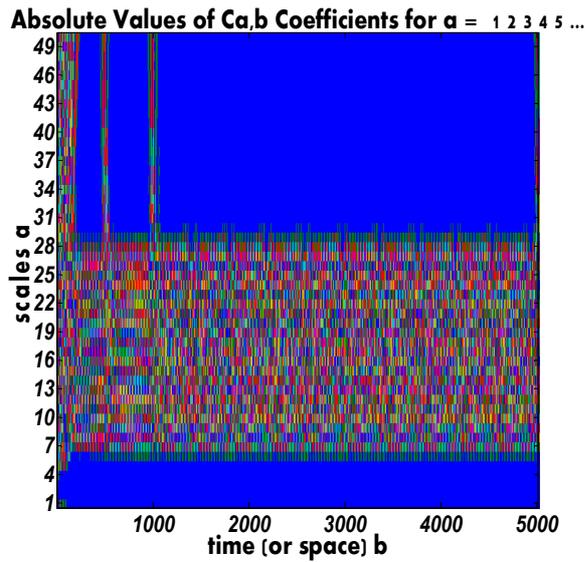


(c) Cas d'ondelette de Meyer

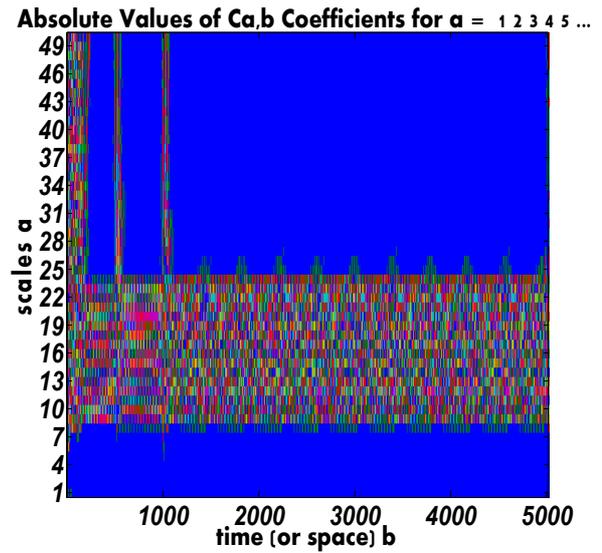


(d) Cas d'ondelette de Morlet

**Figure 5.11** Analyse par CWT du courant statorique (Cas du moteur sain)

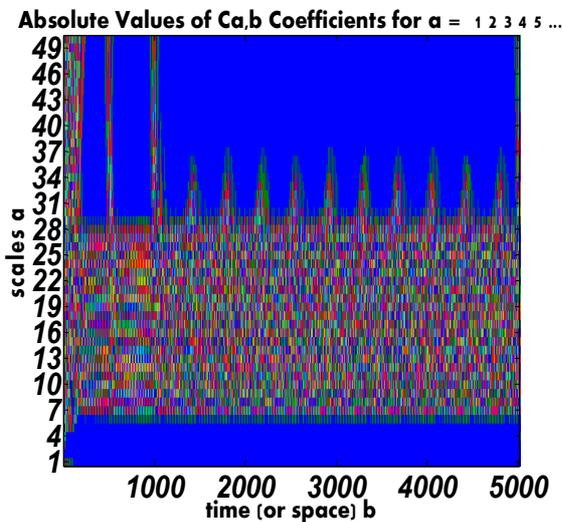


(a) Cas d'ondelette de Daubechies

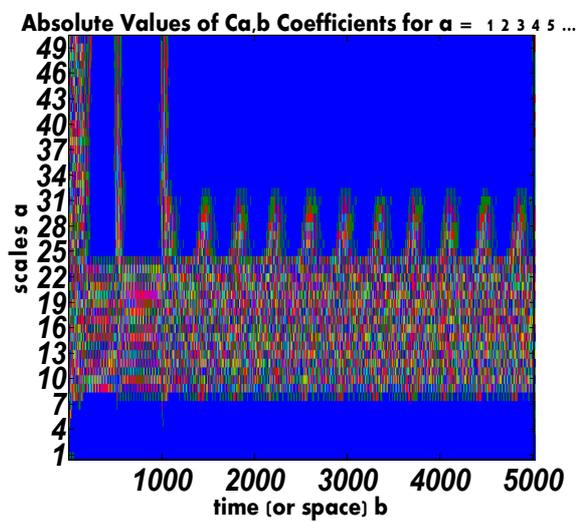


(b) Cas d'ondelette Meyer

Figure 5.12 Analyse par CWT du courant statorique (Cassure d'une barre)

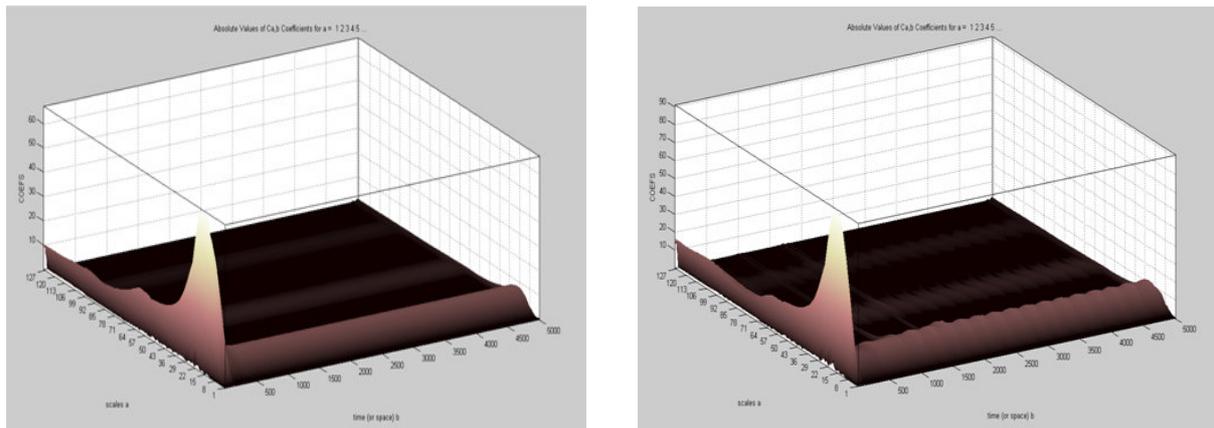


(a) Cas d'ondelette de Daubechies



(b) Cas d'ondelette Meyer

Figure 5.13 Analyse par CWT du courant statorique (Cassure de deux barres)



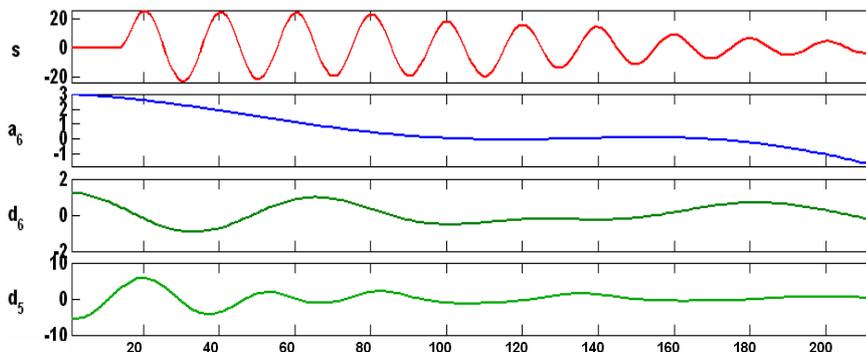
(a) Moteur sain

(b) Une barre cassée à t=1.5s

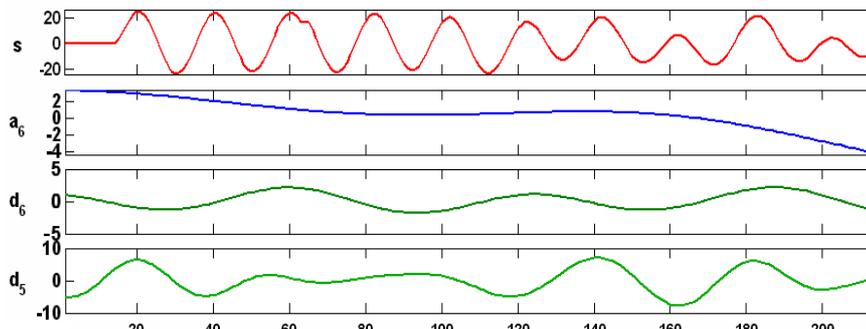
Figure 5.14 Représentation tridimensionnelle de la CWT du courant statorique (db4).

Les résultats obtenus par l'application de CWT dans différentes situations de fonctionnement montrent que les coefficients  $C_x(a, b)$  sont stables dans le cas de fonctionnement à l'état sain (figure 5.11), quelque soit l'ondelette mère choisie, alors que dans le cas de cassure d'une barre les coefficients commencent à changer leurs régimes (présence sur le scalogramme de bandes discontinues au dessus de celles de cas sain) (figures 5.11), c'est un indice précoce qui indique la présence d'un défaut. On remarque que plus le nombre de barres cassées augmente plus le changement important de la localisation des coefficients de la CWT (Figure 5.14). Les résultats décrits dans cette partie sont confirmés par deux types d'ondelettes : Daubechies et Meyer. Sur la figure (5.14) on donne le scalogramme de la CWT du courant moteur dans le cas sain et défaillant (cassure d'une barre).

**b) Analyse du courant statorique par la technique DWT**

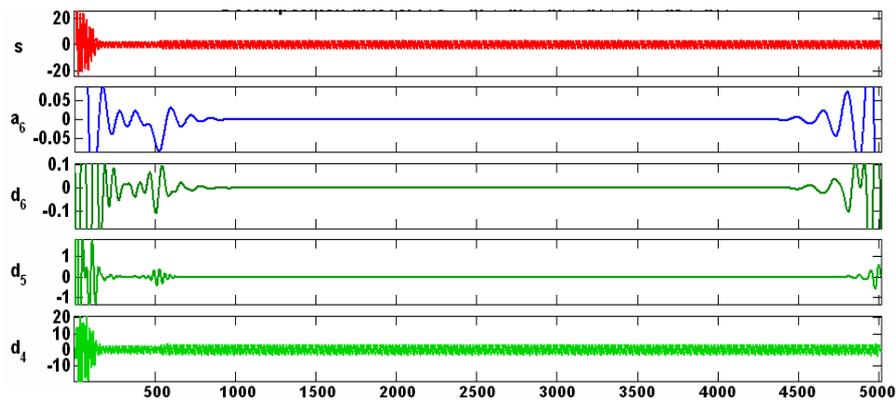


(a) Moteur sain

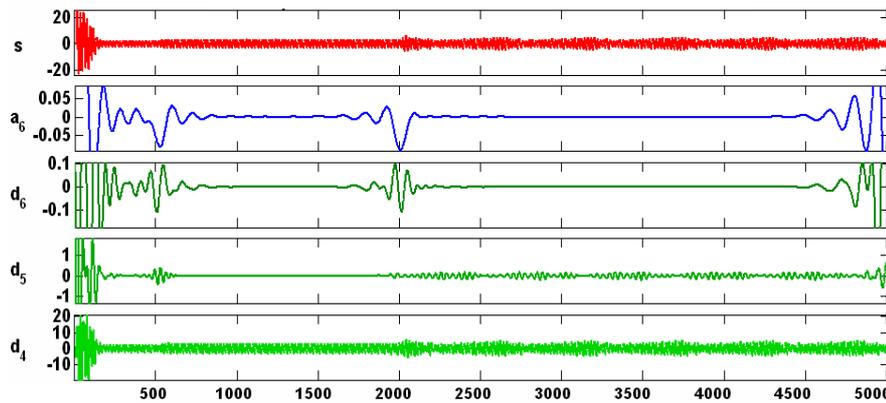


(b) Cassure de deux barres

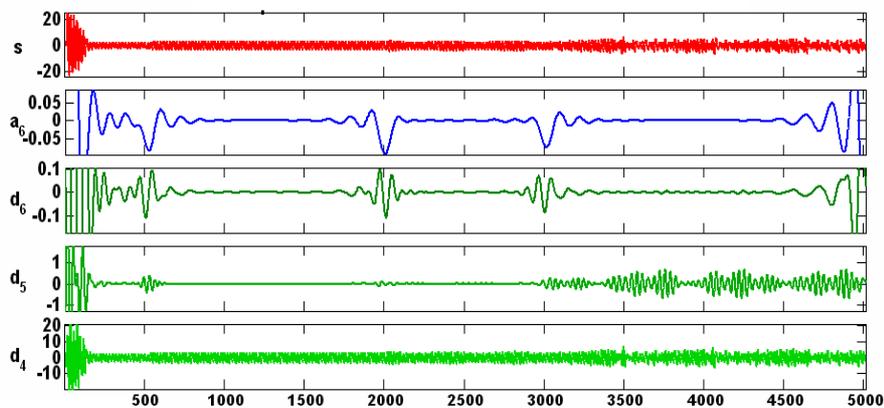
Figure 5.15 Décomposition par DWT du courant statorique au régime transitoire (db22)



a) Machine à l'état sain



b) Moteur avec une barre cassée



c) Moteur avec deux barres cassées

**Figure 5.16** Décomposition par DWT du courant statorique, au régime permanent (db22)

Les figures (5.15), (5.16), montrent la décomposition multi-niveaux pour un moteur en fonctionnement sain (figure 5.15(a) et (5.15(b))) et défaillant (figures (5.15(b), (5.16(b))) et (5.16(c))). Il est clair, que les détails de basse fréquence ( $d_4$ ,  $d_5$  et  $d_6$ ) sont beaucoup plus pertinents pour la détection des défauts, car ils couvrent la bande de fréquence correspondant à la fréquence fondamentale et les fréquences dues aux défauts (cassure de barres). Alors, le détail ondelettes du niveau 5 ( $d_5$ ) peut être facilement utilisé pour la détection de ce type de défaut, car l'amplitude à ce niveau augmente de manière significative, ce qui est une indication

claire de défaut. Pour les autres niveaux de décomposition, il n'y a pas d'information utile sur la variation du signal disponible.

En fait, les détails ondelettes au niveau 5 (d5), qui se trouve dans la bande de fréquence de **[31.25-62.5 Hz]**, sont les plus importants, dans notre cas, pour le diagnostic des barres cassées.

Le tableau (5.1) ci-dessous, récapitulé les bandes de fréquences résultantes de la décomposition multi-niveaux ( $n_{L_s}=6$ ) du courant statorique du moteur asynchrone étudié (machine2).

**Tableau 5.1** Bandes fréquentielles issue de la décomposition multi-niveaux

Niveau	Bande fréquentielle (Hz)
d1	[500-1000]
d2	[250-500]
d3	[125-250]
d4	[62.5-125]
<b>d5</b>	<b>[31.25-62.5]</b>
d6	[15.625-31.25]
a6	[0-15.625]

## 5.4. Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté l'essentiel concernant la notion des ondelettes d'une manière générale et simplifiée en passant par une introduction illustrant le passage de la transformée de Fourier jusqu'à la transformée en ondelettes dont on a défini la CWT et la DWT, ainsi que l'analyse multi-résolution et le fameux algorithme de Mallat en finalisant par illustrer quelques fonctions d'ondelettes les plus souvent utilisées en traitement du signal. D'après l'analyse spectrale par FFT du courant statorique, on constate l'apparition des raies en symétrie autour de la fréquence fondamentale du réseau. Ainsi, à partir d'une simple analyse spectrale on arrive à distinguer un fonctionnement sain et un fonctionnement défectueux. Malgré l'immense succès de la technique FFT, celle-ci a plusieurs défauts, en particulier son manque évident de localisation temporelle. En outre, cette technique est inadaptée en régime variable en raison du caractère fortement non-stationnaire des signaux. Cependant, la décomposition en ondelettes représente la bonne technique pour l'analyse des signaux non stationnaires.

Les différentes techniques de traitement du signal étudiées (FFT, STFT, CWT et DWT), à travers les résultats obtenus, confirme leur efficacité dans la détection des défauts rotoriques, notamment la cassure de barres, en termes du temps-fréquence voire gravité de défaut.

## Conclusion générale

L'évolution croissante des systèmes électromécaniques dans les secteurs industriels oblige certains utilisateurs à se prémunir contre l'apparition d'une défaillance provoquant le plus souvent un arrêt intempestif de la chaîne de production.

Le travail initié dans cette thèse nous a permis de développer une méthodologie générale de détection des défaillances dans les machines électromécaniques en particulier le moteur asynchrone. Pour cela, nous avons adopté deux approches différentes : celle basée sur l'estimation des états et paramètres de la machine et celle basée sur l'utilisation des techniques du traitement du signal. Le but est de réaliser une maintenance préventive du moteur par le suivi permanent de son état de fonctionnement réel.

Nous avons commencé notre travail par un état de l'art dont nous avons présenté les éléments de constitution de la machine asynchrone à cage d'écureuil afin de préciser les différents défauts pouvant survenir dans cette machine. Nous avons cité les défauts qui se produisent au niveau du stator, ainsi que les défauts rotoriques (cassures de barres ou d'anneaux rotoriques) avec une étude statistique détaillée.

Le premier objectif de la modélisation est de mettre en évidence l'influence des défauts sur les grandeurs mesurées de la machine, c'est à dire principalement les courants. A cet effet, dans le deuxième chapitre, nous avons exposé deux modèles analytiques de la MAS à savoir le modèle de base (modèle de Park) et ensuite le modèle multi-enroulements où le rotor est supposé constitué de plusieurs résistances séparées et chaque résistance avec une inductance en série représente une barre de la cage d'écureuil. Le rotor sera alors constitué de plusieurs éléments, chaque élément est décrit par un circuit électrique équivalent de  $N_r$  grandeurs. La transformation de  $N_r$  grandeurs vers deux grandeurs, nous a énormément facilité l'étude par la suite. En effet, ce modèle réduit nous a permis de simuler les défauts rotoriques, notamment la cassure de barres de la cage rotorique. Ce type de défaut est modélisé par l'augmentation de la résistance de l'élément défectueux. En se basant uniquement sur l'analyse directe, des courbes temporelles obtenues, ne suffise pas pour détecter avec précision le défaut. En fait, seules les méthodes de diagnostic modernes nous permettent la résolution de ce problème.

Dans le troisième chapitre, les différentes méthodes d'estimation paramétrique existantes ont été recensées afin d'analyser leurs performances respectives. Ainsi, une étude théorique du filtre de Kalman étendu a été menée. L'inconvénient du FKE est le temps de calcul important à cause de la présence de plusieurs opérations matricielles dans son algorithme. Nous avons aussi exposé brièvement les méthodes d'optimisation déterministes et stochastiques. En général, les méthodes déterministes convergent vers l'optimum le plus proche qu'il soit local ou global. A l'opposée, les méthodes stochastiques convergent, grâce à l'intelligence collective, vers l'optimum global. Parmi ces méthodes stochastiques, les Algorithmes Génétiques (AG) qui ont trouvé une large place d'utilisation à l'engineering, la technique d'essaim de particules (PSO), comme une autre alternative très simple à mettre en œuvre, montre récemment, une grande aptitude à résoudre des problèmes d'optimisation dans un grand nombre d'applications. L'efficacité et la robustesse de cette dernière a été approuvée.

Le quatrième chapitre est consacré à l'estimation d'état et paramétrique en vue de diagnostic des défauts rotoriques dans la MAS, en utilisant le filtre de Kalman étendu associé à un algorithme d'optimisation PSO. Alors, nous nous sommes intéressés en premier lieu, à la reconstruction simultanée des états et paramètres (flux, vitesse et résistance du rotor). Par conséquent, cela nous a permis de contribuer à l'approfondissement de deux points délicats et peu abordés dans le domaine du Génie électrique :

- Le réglage des matrices de covariance des bruits d'état et de mesure respectives ( $Q$  et  $R$ ) en utilisant une technique d'optimisation métaheuristique (PSO);
- L'application du filtre de Kalman étendu au modèle multi-enroulements du moteur asynchrone en vue de diagnostic des défaillances rotoriques.

Pour cela, nous avons proposé une approche moderne pour déterminer les valeurs les plus appropriées des éléments de matrices de covariance  $Q$  et  $R$ , du FKE, associé à un moteur asynchrone. L'utilisation de la technique PSO comme un algorithme d'optimisation a rendu l'estimation précise, rapide et insensible aux variations de paramètres et de charge. D'après les résultats de simulation obtenus, on constate que le FKE conçu avec la technique PSO donne de meilleurs résultats par rapport à la méthode traditionnelle (essais-erreur) en termes d'indice de performance.

Une stratégie de diagnostic de la machine asynchrone basée sur l'utilisation du FKE optimisé est ensuite élaborée. Cette stratégie s'appuie à la fois, sur le modèle de Park et le modèle multi-enroulements. En effet, grâce à l'évolution des grandeurs estimées notamment la résistance rotorique et les erreurs d'estimation la détection d'un défaut rotorique devient possible. Mais seulement, le modèle multi-enroulements est apte à en déduire la barre rotorique en défaut. Un certain nombre d'essais, en situation normale de fonctionnement et en situation de défauts (rupture de barres au rotor...), ont été exploités.

Dans le cinquième chapitre, nous avons donné en premier temps, quelques rappels sur la transformée de Fourier et la technique des ondelettes (WT). Cette dernière, comprend deux variantes distinctes : la transformée en ondelettes continue (CWT) et la transformée en ondelettes discrète (DWT). À travers les résultats obtenus, la WT appliquée au courant d'une phase statorique montre bien son efficacité dans la détection de défauts rotoriques. Dans l'analyse du courant par la transformée de Fourier fenêtrée (STFT) et afin d'obtenir une représentation riche en informations et qui permet de séparer les composantes les plus proches du fondamental utile à la détection des défauts, le choix de la fenêtre et sa largeur joue un rôle très important. En outre, pour une bonne application de cette méthode, les tests doivent être réalisés en charge, parce que les harmoniques surveillées sont à une fréquence dépendante du glissement  $g$  de la machine et pour un faible glissement ces harmoniques  $(1-gf)$  et  $(1-2gf)$  ne seront pas visibles.

Par ailleurs, les résultats obtenus indiquent que toutes ces techniques de traitement de signal étudiées ici (FFT, STFT, CWT et DWT) permettent de visualiser les défaillances. Plus particulièrement, le caractère non-stationnaire, dû au caractère fugitif de certaines défaillances nécessitent l'introduction des outils plus fiables pour la détection des défauts tel est le cas de la technique des ondelettes que nous avons appliquée dans ce chapitre.

Enfin, les résultats globalement obtenus dans ce travail, s'avèrent particulièrement intéressants dans la mesure où ils permettent de différencier, les différents cas de cassures de barres, en termes de temps et de sévérité.

## ANNEXE A

**VALEURS DES PARAMETRES DE SIMULATION DES MACHINES UTILISEES****PARAMETRES DE LA MACHINE 1**

(Pour simulation du Modèle de Park) [93]

<b>Paramètres Electriques</b>	
Puissance nominale	1.5 KW
Vitesse nominale	N=1420 tr/min
Tension nominale	220/380 (V)
Fréquence d'alimentation	50Hz
Courant nominale	4.7/2.7 (A)
Nombre de paires de pôles	P=2
Inductance cyclique statorique	$L_s=0.274$ (H)
Inductance cyclique rotorique	$L_r=0.274$ (H)
Inductance mutuelle cyclique	$L_m=0.258$ (H)
Résistance rotorique	$R_r=3.805$ ( $\Omega$ )
Résistance statorique	$R_s=4.85$ ( $\Omega$ )
<b>Paramètres Mécaniques</b>	
Coefficient de frottements visqueux	$f=0.008$ (N.m/rad/s)
Moment d'inertie	$J=0.031$ (Kg.m <sup>2</sup> )
Couple nominal	$C_n=10$ N.m

**PARAMETRES DE LA MACHINE 2**

(Pour simulation du Modèle Muti-enroulement) [50]

<b>Paramètres Electriques</b>	
Puissance nominale	1.1 KW
Vitesse nominale	N=2850 tr/min
Tension nominale	220/380 (V)
Fréquence d'alimentation	50Hz
Courant nominale	4.5/2.6 (A)
Nombre de paires de pôles	P=1
Résistance rotorique	$R_r=6.3$ ( $\Omega$ )
Résistance statorique	$R_s=7.828$ ( $\Omega$ )
Résistance d'une barre rotorique	$R_b=0.150$ (m $\Omega$ )
Résistance de l'anneau de court-circuit	$R_e=0.072$ (m $\Omega$ )
Inductance d'une barre	$L_b=0.1$ ( $\mu$ H)
Inductance de l'anneau de court-circuit	$L_e=0.1$ ( $\mu$ H)
Inductance statorique de fuite	$L_{sf}=18$ (mH)
Nombre de barres	$N_r=16$
Nombre de spires par phase statorique	160 spires par phase
Rayon du rotor	35.75 (mm)
Diamètre moyen de l'entrefer	2.5 mm
Longueur du rotor (ou la longueur active du circuit magnétique)	65 mm
<b>Paramètres Mécaniques</b>	
Coefficient de frottements visqueux	$f=0.000725$ (N.m.s/rad)
Moment d'inertie	$J=0.006093$ (Kg.m <sup>2</sup> )

## ANNEXE B

### TRANSFORMATIONS DES REFERENTIELS

Pour transformer les grandeurs physiques (tension, flux et courant) dans le référentiel triphasé en grandeurs dans le référentiel biphasé et vice-versa, nous utilisons le changement de base appelé transformation de PARK comme il est représenté au chapitre 1 sur la figure (1.4).

#### B.1 Transformées de Park

Dans les repères triphasés les inductances mutuelles varient avec  $\theta$ , ce qui rend le système d'équations de la machine asynchrone relativement complexe. La transformation de Park permettra de rendre ces termes indépendants de la position et d'obtenir un système d'équations à coefficients constants ce qui facilitera sa résolution [1,20].

##### B.1.1 Passage du repère triphasé vers le repère (d-q) et vice-versa

Le passage d'une représentation triphasée à une représentation biphasée, et inverse est réalisé par l'utilisation des matrices de transformations de Park  $[P]$  et  $[P]^{-1}$  telle qu'il est représentée ci-dessous :

$$[X_{dgo}] = [P(\theta_{obs})][X_{abc}] \quad (\text{B.1})$$

$$[X_{abc}] = [P(\theta_{obs})]^{-1}[X_{dgo}] \quad (\text{B.2})$$

avec  $X$  : vecteur qui peut être la tension, le courant ou le flux,

$[P(\theta_{obs})]$  : matrice de la transformation **directe de Park** donnée par :

$$[P(\theta_{obs})] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta_{obs}) & \cos(\theta_{obs} - 2\pi/3) & \cos(\theta_{obs} + 4\pi/3) \\ -\sin(\theta_{obs}) & -\sin(\theta_{obs} - 2\pi/3) & -\sin(\theta_{obs} + 4\pi/3) \\ 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \end{bmatrix} \quad (\text{B.3})$$

$[P(\theta_{obs})]^{-1}$  : matrice de la transformation **inverse de Park** donnée par :

$$[P(\theta_{obs})]^{-1} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta_{obs}) & -\sin(\theta_{obs}) & 1/\sqrt{2} \\ \cos(\theta_{obs} - 2\pi/3) & -\sin(\theta_{obs} - 2\pi/3) & 1/\sqrt{2} \\ \cos(\theta_{obs} - 4\pi/3) & -\sin(\theta_{obs} - 4\pi/3) & 1/\sqrt{2} \end{bmatrix} \quad (\text{B.4})$$

Le facteur  $\sqrt{\frac{2}{3}}$  permet la conservation de la puissance consommée par la machine lors de la transformation.

**Remarque:**

La transformation triphasé-diphasé et le passage du diphasé au référentiel tournant (d, q) correspondant à la division de la transformation de **Park** en deux étapes qui se résument ainsi :

1. Transformation triphasé fixe-diphasé fixe (*Clarke ou Concordia*) ;
2. Transformation repère fixe -repère tournant (Rotation).

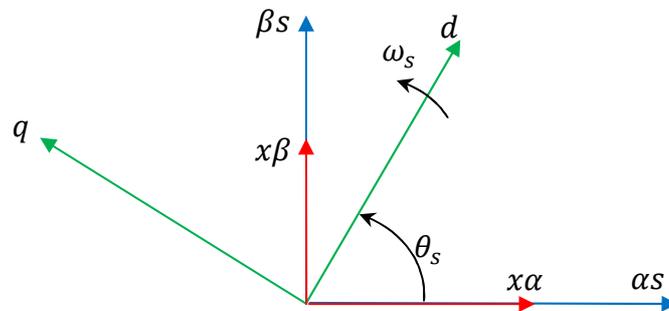
Ceci est aussi vrai pour la transformation de Park inverse

**B.2. Transformations de Concordia et de Clarke**

Considérons un enroulement triphasé (A, B, C) au stator. On peut lui substituer un enroulement diphasé ( $\alpha$ ,  $\beta$ ), l'axe  $\alpha$  étant confondu avec l'axe A. La transformation s'obtient directement à partir de la transformation de Park en remplaçant simplement ( $\theta_{obs}$ ) par 0 [1,2].

**B.3. Passage du biphasé ( $\alpha$ ,  $\beta$ ) aux axes tournant (d-q)**

Nous pouvons maintenant faire une transformation des variables dans le référentiel ( $\alpha$ ,  $\beta$ ) stationnaire au référentiel (d, q) qui tourne à la vitesse de pulsation synchrone  $\omega_s$ , tel qu'il est illustré à la figure (B.1).



**Figure B.1.** Transformation des axes : stationnaires ( $\alpha$ ,  $\beta$ ) aux tournants (d, q).

Cette transformation se fait par la matrice orthogonale de rotation suivante:

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix} = Rot(\theta_{obs}) \cdot \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} \quad \text{avec : } Rot(\theta_{obs}) = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{obs}) & -\sin(\theta_{obs}) \\ \sin(\theta_{obs}) & \cos(\theta_{obs}) \end{bmatrix}$$

L'angle de rotation ( $\theta_{obs}$ ) est donné par ( $\theta_{obs}$ ) =  $\theta_s$  pour les grandeurs statoriques et ( $\theta_{obs}$ ) =  $\theta_s - \theta$  pour les grandeurs rotoriques. Le repère (d, q) n'est lié, pour le moment, à aucun référentiel particulier. Nous avons vu au chapitre I qu'il existe trois repères privilégiés pour la commande et l'observation [75].

La matrice de rotation est une matrice orthogonale donc  $Rot^{-1}(\theta_{obs}) = Rot^T(\theta_{obs})$ .

$$\text{Alors on peut écrire : } \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} = Rot^{-1}(\theta_{obs}) \cdot \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix}$$

**ANNEXE C**  
**CALCUL DES INDUCTANCES DE LA MACHINE ASYNCHRONE A CAGE**  
**D'ECUREUIL**

(Cas du modèle multi-enroulements)

Le calcul des inductances propres et mutuelles entre le stator et le rotor tient une place importante dans tout type de modélisation de la MAS à cage. En effet, Un calcul précis de ces inductances mènera à un apport d'informations supplémentaires sur la signature des différents phénomènes pouvant apparaître au sein de la machine asynchrone. [50]

**C.1 Calcul des inductances statoriques**

D'après le théorème d'ampère, la circulation du champ magnétique H créée par phase statorique en un point quelconque peut être calculée comme suit :

$$\oint Hdl = \frac{N_s I_s}{P} \quad (C.1)$$

Partant de l'expression (C.1) L'induction maximale dans l'entrefer est égale:

$$B_{\max} = \frac{\mu_0 N_s I_s}{2.e.p} \quad (C.2)$$

D'après la décomposition de l'induction suivant série de Fourier on a:

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

Le flux magnétique dans l'entrefer, par pôles, est obtenu par l'intégration de l'expression (C.3) :

$$\Phi_s = \iint_s B_s ds = \int_0^t dz \int_{-\frac{\pi}{2p}}^{\frac{\pi}{2p}} B_s R.L d\theta$$

$$\Phi_s = \frac{4 N_s^2 \mu_0}{\pi e.p^2} R.L I_s \quad (C.4)$$

On obtient :

Le flux principal de l'enroulement statorique :

$$\Psi_{sp} = N_s \cdot \Phi_s = N_s \cdot I_s \frac{2 N_s \mu_0 \cdot R.L}{\pi e.p} \int_{-\frac{\pi}{2P}}^{\frac{\pi}{2P}} \cos(p.\theta).d\theta$$

$$\text{Alors :} \quad \Psi_{sp} = L_{sp} \cdot I_s \quad (C.5)$$

L'inductance principale de la phase « n » statorique (magnétisante) d'après (C.5) :

$$L_{sp} = L_{ms} = 4\mu_0 \frac{N_s^2}{e.p^2 \cdot \pi} R.L \quad (C.6)$$

Le flux de fuites est donné par :

$$\Phi_{fs} = L_{fs} \cdot I_s \quad (C.7)$$

L'inductance cyclique statorique  $L_{sc}$ :

$$L_{sc} = \frac{3}{2}L_{sp} + L_{sf} = \frac{6}{\pi}\mu_0 \frac{Ns^2}{ep^2} R.L + L_{sf} \quad (C.8)$$

Les inductances mutuelles propres entre les trois phases statorique s'écrivent :

$$\begin{cases} L_{ab} = L_{sp} \cos\left(\frac{2\pi}{3}\right) = -\frac{L_{sp}}{2} \\ L_{ac} = L_{sp} \cos\left(\frac{4\pi}{3}\right) = -\frac{L_{sp}}{2} \\ L_{bc} = L_{sp} \cos\left(\frac{2\pi}{3}\right) = -\frac{L_{sp}}{2} \end{cases} \text{ avec } M_s = -\frac{L_{sp}}{2} = \begin{cases} L_{ab} = L_{ba} \\ L_{ac} = L_{ca} \\ L_{bc} = L_{cb} \end{cases}$$

## C.2 Calcul des inductances rotoriques

Le rotor à cage est représenté par la figure (2.4). La figure (C.1) représente la forme d'onde de l'induction produite par la maille rotorique k.  $I_{rk}$  Représente le courant de maille k et  $I_{bk}$  le courant de barre K, avec :  $I_{bk} = I_{rk} - I_{r(k+1)}$

Le rotor est décomposé en circuits élémentaires constitués de deux barres et de deux portions d'anneaux les reliant à chaque extrémité. Chaque maille rotorique est considérée comme une bobine à une spire, parcourue par un courant «  $I_{rk}$  » est le siège d'un flux principale exprimé par:

$$\Phi_{pk} = \int_0^{\frac{2\pi}{N_r}} B_{2rk} . R.L d\theta = \frac{(N_r - 1)}{N_r^2} \mu_0 \frac{2.\pi.R.L}{e} I_{rk} \quad (C.9)$$

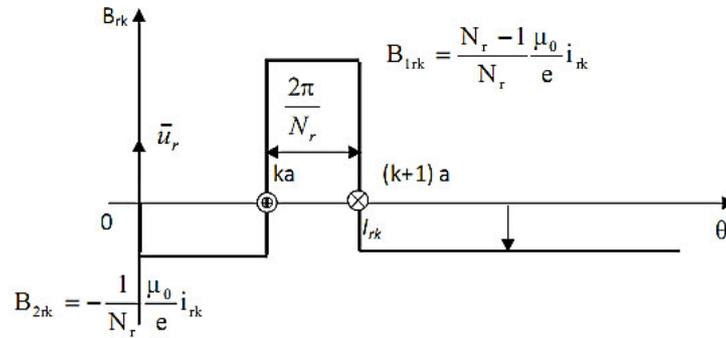


Figure C.1 : Induction produite par une maille rotorique.

On voit bien, qu'il n'est pas possible de retenir l'hypothèse du premier harmonique qui concerne l'induction produite par une maille du rotor. Partant de cette répartition, on calcule l'inductance principale d'une maille rotorique ainsi que la mutuelle entre deux mailles [18]:

$$L_{rp} = \frac{N_r - 1}{N_r^2} \frac{\mu_0}{e} 2\pi LR \quad M_{rr} = -\frac{1}{N_r^2} \frac{\mu_0}{e} 2\pi LR$$

Partant de la répartition de l'induction magnétique (figure c.1), on peut calculer l'inductance principale d'une maille rotorique ainsi que la mutuelle entre deux mailles de la manière suivant:

$$L_{rp} = \frac{(N_r - 1)}{N_r^2} \mu_0 \frac{2.\pi.R.L}{e} \quad (C.10)$$

L'inductance principale totale de la  $k^{\text{ième}}$  maille rotorique est égale à la somme de son inductance principale, des inductances de fuit des deux barres et des inductances de fuite des deux portions d'anneaux de court-circuit refermant la maille k. donc l'expression est donnée:

$$L_{rr} = L_{rp} + 2L_b + 2L_e \quad (\text{C.11})$$

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

$$\begin{aligned} \Phi_{rjk} &= \int_0^l dz \int_{j\alpha}^{(j+1)\alpha} B_{2rk} R.L d\theta \\ \Phi_{rjk} &= \int_0^l dz \int \left( -\frac{\mu_0}{N_r e} I_{rk} R.L \right) d\theta \end{aligned} \quad (\text{C.12})$$

L'inductance mutuelle entre mailles rotoriques adjacentes est donné par :

$$\begin{aligned} L_{r(k+1)k} &= -\frac{\mu_0}{N_r^2 e} 2\pi.L.R - L_{b(k+1)} \\ L_{r(k-1)k} &= -\frac{\mu_0}{N_r^2 e} 2\pi.L.R - L_{b(k-1)} \end{aligned} \quad (\text{C.13})$$

### C.3 Calcul des inductances mutuelles stator-rotor

La transformation dans le repère lié au rotor de l'équation (C.3):

$$B_{msr} = \frac{2\mu_0 N_s I_s}{e.p.\pi} \cos\left(p\theta - n \frac{\pi}{3}\right) \quad \text{avec : } n = (1, 2, 3) \quad (\text{C.14})$$

L'induction produite par la bobine statorique de la phase n induit dans la maille rotorique k le Flux:

$$\Phi_{smrk} = -\frac{\mu_0 N_s I_{sm}}{e.p.\pi} 2L.R \frac{1}{p} \left[ \sin\left(p\theta - n \frac{2\pi}{3}\right) \right]_{\frac{\theta}{\pi} + k \frac{2\pi}{Nr} + \frac{\pi}{Nr}}^{\frac{\theta}{\pi} + k \frac{2\pi}{Nr} + \frac{\pi}{Nr}} \quad (\text{C.15})$$

La figure (2.4) indique les bases géométriques de l'expression du flux mutuel entre l'enroulement d'une phase « n » au stator et un circuit élémentaire « k » au rotor [6].

$$M_{rkm} = -M_{sr} \cos\left(p\theta - n \frac{2\pi}{3} + k\alpha\right) \quad (\text{C.16})$$

$$M_{sr} = \frac{4\mu_0}{\pi.e.p^2} N_s L.R \sin\left(\frac{\alpha}{2}\right)$$

Il en résulte la mutuelle stator-rotor entre la phase statorique n et la maille rotorique k :

Avec  $\alpha$  : est l'angle électrique entre deux mailles rotorique tel que :  $\alpha = p \frac{2\pi}{Nr}$

De même, les inductances mutuelles entre la mailles et les phases « b » et « c », sont :

$$\begin{cases} M_{rka} = M_{sr} \cos(p\theta + k\alpha) \\ M_{rkb} = M_{sr} \cos\left(p\theta + k\alpha - \frac{2\pi}{3}\right) \\ M_{rkc} = M_{sr} \cos\left(p\theta + k\alpha + \frac{2\pi}{3}\right) \end{cases}$$

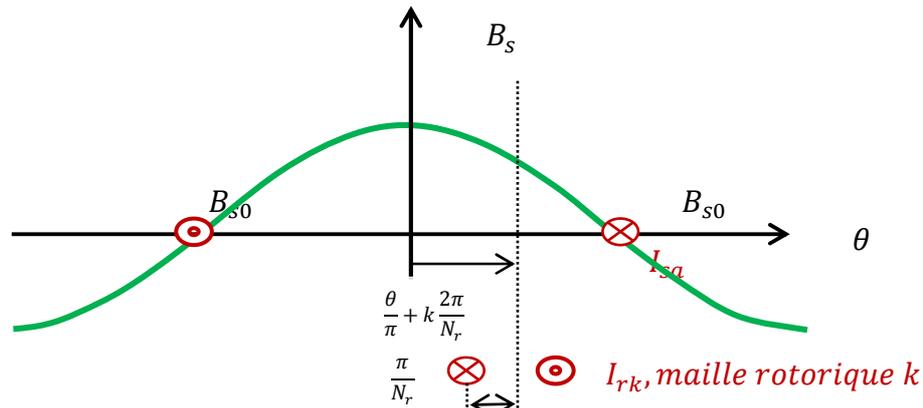


Figure C.2 Position de la maille k, par rapport à la bobine statorique de la phase «a» [17].

#### C.4 La matrice des résistances rotoriques.

$$[R_r] = \begin{bmatrix} R_{b0} + R_{b(N-1)} + 2\frac{R_e}{N_r} & -R_{b0} & \dots & 0 & \dots & \dots & -R_{b(N-1)} & \dots & \frac{R_e}{N_r} \\ \dots & \dots \\ \dots & \dots \\ 0 & \dots & -R_{b(k-1)} & R_{bk} + R_{b(k-1)} + 2\frac{R_e}{N_r} & -R_{bk} & \dots & 0 & \dots & \dots \\ \dots & \dots \\ \dots & \dots \\ -R_{b(N-1)} & \dots & 0 & \dots & \dots & -R_{b(N-2)} & R_{b(N-1)} + R_{b(N-2)} + 2\frac{R_e}{N_r} & \dots & \frac{R_e}{N_r} \\ \dots & \dots \\ \frac{R_e}{N_r} & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \frac{R_e}{N_r} & R_e \end{bmatrix}$$

#### C.5 La matrice des inductances rotoriques est:

$$[L_r] = \begin{bmatrix} L_{rp} + 2L_b + 2\frac{L_e}{N_r} & M_{rr} - L_b & \dots & \dots & M_{rr} & \dots & M_{rr} - L_b & \dots & \frac{L_e}{N_r} \\ \dots & \dots \\ \dots & \dots \\ M_{rr} - L_b & \dots & M_{rr} - L_b & L_{rp} + 2L_b + 2\frac{L_e}{N_r} & M_{rr} - L_b & M_{rr} & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots \\ \dots & \dots \\ M_{rr} - L_b & \dots & M_{rr} & \dots & \dots & M_{rr} - L_b & L_{rp} + 2L_p + 2\frac{L_e}{N_r} & \dots & -\frac{L_e}{N_r} \\ \dots & \dots \\ \frac{L_e}{N_r} & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \frac{L_e}{N_r} & \dots & L_e \end{bmatrix}$$

## Références bibliographiques

- [1] J. Pierre Caron, J. Paul Hautier, « Modélisation et commande de la machine asynchrone », Editions TECHNIP, Paris, 1995.
- [2] M. Poloujadoff, “ The Theory of Three Phase Introduction Squirrel Cage Motors “, Review of Electrical Machines and Power Systems, Vol. 13, pp. 245-264, 1987
- [3] P.Barret, « Régimes transitoires des machines tournantes électriques » 2<sup>ème</sup> édition, Éditions Eyrolles, Paris, 1987.
- [4] C. Combastel, « Méthodes d’Aide à la Décision pour la Détection et la Localisation de Défauts dans les Entraînements Electriques », Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 2000.
- [5] Gilles Zwinglstein, « Diagnostic des défaillances, théorie et pratique pour les systèmes industriels », Traité des nouvelles technologies. Série Diagnostic et maintenance, Editions Hermès Science Publications, Paris 1995. ISBN 9782866014636.
- [6] Rosario Toscano « Commande et diagnostic des systèmes dynamiques » modélisation, analyse, commande par PID et par retour d’état, diagnostic, 2eme Edition Ellipses (2011) ISBN-10: 2729863362, ISBN-13: 978-2729863364
- [7] Tarek Boumagoura "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.
- [8] Smail Bachir « Contribution au diagnostic de la Machine asynchrone par estimation Paramétrique », Thèse de Doctorat, Laboratoire d'Automatique et d'Informatique Industrielle de Poitiers, Université de Poitiers, Poitiers, France, 2002.
- [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] K. Gaeid, H. Wooi, A. Ping. “Wavelet fault diagnosis and tolerant of induction motor: A review” International Journal of the Physical Sciences Vol. 6 N°3, pp: 358-376, 2011.
- [11] W. T. Thomson, "A review of on-line condition monitoring techniques for three-phase Squirrel cage induction motors—past, present and future," in 2nd IEEE International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives - SDEMPED '99, Gijon, Spain, 1999, pp. 3-17.
- [12] A. Siddique, G.S. Yadava, B. Singh, “Applications of artificial intelligence Techniques for induction machine stator fault diagnostics: review”, Diagnostics for Electric machines, power electronics and drives, SDEMPED 2003, 4th IEEE international symposium on, Aug. 2003
- [13] M. E. H. Benbouzid, « Review of induction motors signature analysis as a medium for fault detection », IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 47, p. 984-993, 2000.
- [14] Roland Casimir, « Diagnostic des défauts des machines synchrones par reconnaissances des formes », Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Lyon, Lyon, France, 2003.
- [15] Sandrine Moreau, « Contribution à la modélisation et à l’estimation paramétrique des machines électriques à courant alternatif: Application au diagnostic ». Thèse de doctorat, Ecole supérieure d’ingénieurs de Poitiers, Université de Poitiers, 1999.

- [16] F. Fillippitti, G. Franceshini, C. Tassoni & P. Vas, "Broken bar detection in induction machine: comparaison between current spectrum approach and parameter estimation approach", IAS'94, New York, USA, pp. 94-102, 1999.
- [17] Touhami O. and M. Fadel. "Faults diagnosis by parameter identification of the squirrel cage induction machine". International Electric Machines & Drives Conference, IEEE IEMDC '07, pp. 821–825, 3-5 May 2007. Antalya.
- [18] Smail Bachir, Jean Claude Trigeassau, Slim Tnani « Diagnostic des défauts statorique et rotoriques par identification paramétrique sans capteur de vitesse », Conférence Internationale francophone d'automatique Nantes8-10 juil 2002.
- [19] Brice Aubert, « Détection des courts-circuits Inter-spires dans les machines dans les générateurs synchrones a aimants permanents : méthodes basées modèles et filtre de Kalman étendu ». Thèse de doctorat, INP de Toulouse, Université de Toulouse, 2014.
- [20] Franck Morand « Techniques d'observation sans capteur de vitesse en vue de la commande des machines asynchrones », thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées (INSA) de Lyon, Janvier, 2005.
- [21] J. Dréo, A. Pérowski, Patrick Siarry- Eric Taillard « Métaheuristiques pour l'optimisation difficile » Editions Eyrolles, (2003)- ISBN :2-212-1368-4
- [22] B. Gérard, S. Patrick, « Etat de l'Art des Méthodes d'Optimisation Globale », Operations Research Journal, Vol. 35, No3, pp. 329-365, 2001.
- [23] G. Didier, "Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillances," Thèse de doctorat, Groupe de Recherche en Electrotechnique et Electronique de Nancy, Université Henri Poincaré, Nancy-I, Nancy, France, 2004.
- [24] Muller G., Landy C., « Vibration produced in squirrel cage induction motors having broken rotor bars and interbar currents », International Conferences on Electrical Machines, 1994.
- [25] G. Grellet, « Convertisseurs et machines électriques », Chapitre Pertes dans les machines tournantes, Techniques de l'ingénieur, Décembre 1989, Dossier D3450.
- [26] S. Loutzky, Calcul pratique des alternateurs et des moteurs asynchrones, Editions Eyrolles, 1969.
- [27] Ali IBRAHIM, « Contribution au diagnostic de machines électromécaniques: Exploitation des signaux électriques et de la vitesse instantanée », Thèse de doctorat, Ecole doctorale Sciences, Ingénierie, Santé, Université de Saint Etienne, France, 2009.
- [28] B. Vaseghi, "Contribution à l'étude des machines électriques en présence de défaut entre spires," Thèse de Doctorat, GREEN - Groupe de Recherche en Electrotechnique et Electronique de Nancy, Nancy Université - Institut National Polytechnique de Lorraine, 2009.
- [29] H. Razik, "Le contenu spectral du courant absorbe par la machine asynchrone en cas de défaillance, un état de l'art," La revue 3EI, vol. 29, pp. 48-52, Juin 2002.
- [30] Andrian CEBAN, « Méthode globale de diagnostic des machines électriques », Thèse de Doctorat de l'université en génie électrique, Université Lille de Nord de France – École Doctorale SPI, 2012.
- [31] Thorsen O. V., Dalva M., « Failure identification and analysis for high voltage motors in petrochemical industry », Conference Publication, IEE 1997, n°444 Condition monitoring methods, 1-3 September 1997
- [32] P. Tavner, L. Ran, J. Penman, and H. Sedding, "Condition Monitoring of Rotating Electrical Machines", 2 ed. London, United Kingdom: Institution of Engineering and Technology, 2008.
- [33] IEEE, "Report of Large Motor Reliability Survey of Industrial and Commercial Installations, Part I," IEEE Transactions on Industry Applications, vol. IA-21, pp. 853-864, 1985.

- [34] 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, pp. 921-937, 1992.
- [35] A. H. Bonnett and C. Yung, "Increased Efficiency Versus Increased Reliability," *Industry Applications Magazine*, IEEE, vol. 14, pp. 29-36, 2008.
- [36] O. V. Thorsen and M. Dalva, "A survey of faults on induction motors in offshore oil Industry, petrochemical industry, gas terminals, and oil refineries," *Industry Applications*, IEEE Transactions on, vol. 31, pp. 1186-1196, 1995.
- [37] EPRI. "Improved motors for utility applications", final report Publication EL-2678, vol. 1, 1763-1, EPRI, October 1982.
- [38] « Présentation des avaries. Machines électriques tournantes », Cahier des présentations.CP2, Allianz, 1988.
- [39] Olivier Ondel, « Diagnostic par reconnaissance des formes : Application à un ensemble convertisseur-machine asynchrone » Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Lyon, Lyon, France, 2006.
- [40] R.N. Andriamalala, « Modélisation du défaut d'excentration dans une machine asynchrone – Application au diagnostic et à la commande de deux machines spécifiques », thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine, 2009
- [41] B. Trajin, « Analyse et traitement de grandeurs électriques pour la détection et le diagnostic de défauts mécaniques dans les entraînements asynchrones », Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2009
- [42] Samia Bourdim « Contribution au diagnostic des générateurs utilisés dans les Systèmes éoliens », Thèse de Doctorat en sciences, en électrotechnique, Université Hadj Lakhdar Batna, 2015.
- [43] H. Razik, "Le contenu spectral du courant absorbé par la machine asynchrone en cas de défaillance, un état de l'art," *La revue 3EI*, vol. 29, pp. 48-52, Juin 2002.
- [44] Sahraoui M., Ghoggal A., Zouzou S., Benbouzid M., « Dynamic eccentricity in squirrel cage induction motor - Simulation and analytical study of its spectral signature on stator currents », *ELSEVIER Simulation Modelling Practice and Theory*, vol. 16, p. 1503-1513, 2008.
- [45] V. Climente-Alarcon, J.A. Antonino-Daviu, M. Riera-Guasp, R. Puche, L. Escobar-Moreira, N. Wiener, P. Jover-Rodriguez, A. Arkkio, "Diagnosis of stator short-circuits through Wigner-Ville transient-based analysis", 35th Annual Conference of IEEE , vol., no., pp.1097,1102, 3-5 Nov. 2009
- [46] J. Jianguo, Z. Zhiping, S. Pengshang, W. Xiangheng, "**Time frequency** spectrum (TSF) of line current during starting process – A tool for diagnosing failure of induction motor", *IEEE ICEM'92*, Manchester, United Kingdom, 15-17 September 1992
- [47] A. A. Da Silva. "Rotating machinery monitoring and diagnosis using short-time Fourier transform and wavelet techniques". *Proc. International Conference on Maintenance Rel.*, Vol. 1:14.01-14.15, 1997. Knoxville, USA. 24
- [48] F. Filippetti, "Neural networks approach to electric machine on-line diagnostics" *Proc. 5th Eur. Conf. Power Electron. Applicat.*, pp 213-218,1993.
- [49] F. Filippetti, G. Fanceschini, C. tassoni, "Neural networks aided on-line diagnostics of induction motor rotor faults" *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 31, Issue 4, pp. 892-899, July/August 1995
- [50] Lotfi Baghli, « Contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques », thèse de doctorat, université Henri Poincaré, Nancy-I, 1999.

- [51] Ilyes KHELFI, « Diagnostic des machines tournantes par les techniques de L'intelligence Artificielle », Thèse de Doctorat, Génie Mécanique, Université Badji-Mokhtar – ANNABA, 2014.
- [52] F. Filippetti, G. Franceschini, M. Martelli, C. Tassoni, "An approach to knowledge representation about induction machine diagnosis in expert systems" Proc. Int. Conf. Electrical Machines, Vol. 3, pp. 289-296, Pisa, Italie, Sep. 1988.
- [53] M. Staroswiecki, V. Cocquemot et J.P. Cassar. 'Observer based and parity space approaches for failure detection and identification'. IMACS Symposium MCTS Lille, pp. 536-541, 1991.
- [54] J. Ragot, D. Maquin et F. Kratz. 'Analytical redundancy for system with unknown inputs Application to fault detection'. Control theory and advanced technology, vol. 9, Issue 3, 1993
- [55] J. Gertler. 'Fault detection and Isolation using parity relations'. Control Eng. Practice, vol. 5, Issue 5, pp. 653-661, 1997
- [56] E.Y. Chow et A.S. Willsky "Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems". IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 29, pp. 603-614, 1984.
- [57] P. Frank, X. Ding. 'Survey of robust residual generation and evaluation methods in observer-based fault detection systems'. J. Process Control. Vol 7 (6). pp. 403-424, 1997.
- [58] Kazzaz S. A. S. A., Singh G. K., « Experimental investigations on induction machine condition monitoring and fault diagnosis using digital signal processing techniques », ELSEVIER, Electric Power Systems Research, vol. 65, p. 197-221, 2003.
- [59] Neelam Mehala "Condition monitoring and fault Diagnosis of induction motor using Motor current signature analysis", PhD thesis, Electrical engineering department National Institute of technology kurukshetra, india, October, 2010
- [60] Flandrin P., Temps-Fréquence, Traité des nouvelles technologies, Editions Hermès, 1993
- [61] Z.K. Peng et al. A comparison study of improved Hilbert–Huang transform and wavelet transform: Application to fault diagnosis for rolling bearing/ Mechanical Systems and Signal Processing 19 (2005) 974–988
- [62] W. J. Wang. Application of wavelets to gearbox vibration signals for fault detection. J. Sound Vib., Vol. 192(5):927\_939, 1996
- [63] F. Filippetti, P. Vas, "Recent developments of induction motor drives fault diagnosis using AI techniques", Industrial Electronics Society, 1998. IECON '98. Proceedings of the 24th Annual Conference of the IEEE, vol.4, 31 Aug-4 Sep 1998.
- [64] Zhiwei Gao, Carlo Cecati, and Steven X. Ding, "A Survey of Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Techniques-Part I: fault Diagnosis with Model-Based and Signal-Based Approaches", IEEE Trans. On industrial Electronics, Vol. 62, N°6, pp.3757-3767, 2015
- [65] Marcin Witczak "Modelling and identification of non-linear dynamic systems in robust diagnostics - From Analytical to Soft Computing Approaches ". ISBN-10 3-540-71114-7 Springer Berlin Heidelberg New York, 2007.
- [66] M. Staroswiecki et G. Comtet-Varga. 'Analytical redundancy relations for fault detection and isolation in algebraic dynamic systems'. Automatica, vol.37, pp. 687-699, 2001.
- [67] D. Fragkoulis, « Détection et localisation des défauts provenant des actionneurs et des capteurs : application sur un système non linéaire », Thèse de Doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse, 2008

- [68] Ibrahim M. Alsofyani, N.R.N.Idris, "A review on sensorless techniques for sustainable reliability and efficient Variable frequency drives of induction motors", *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 24, pp.111-121, 2013
- [69] Luenberger D. G., « An introduction to observers », *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 16, n°6, p. 596-602, 1971.
- [70] Kalman R., «A new approach to linear filtering and prediction problems», *Transactions of the ASME - Journal of Basic Engineering*, vol. 82, p. 35-45, 1960.
- [71] M. S. Naït-Saïd, M. E. H. Benbouzid et A. Benchaid, "Detection of broken bars induction motors using an extended Kalman filter for rotor resistance sensorless estimation" *IEEE Transactions on energy conversion*, Vol.15, no.1, pp. 66-70, Mars 2000.
- [72] R. E. Kalman and R. S. Bucy, "New results in linear filtering and prediction theory", *Transactions of ASME Journal of Basic Engineering*, Vol.83D, pp. 35-45, March 1961
- [73] S. Aksoy, A. Muhurcu, H. Kizmaz, "State and parameter estimation in induction motor using the Extended Kalman Filtering algorithm", *Modern Electric Power Systems (MEPS)*, 2010 Proceedings of the International Symposium , vol., no., pp.1,5, 20-22 Sept. 2010
- [74] K. L. Shi, T. F. Chan, Y. K. Wong, and S. L. Ho. Speed estimation of an induction motor drive using an optimized extended Kalman filter. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 49(1):124–133, Feb 2002.
- [75] Mickael Hilairet, « Application des outils traitement du signal a la commande de les machine tournantes», Thèse de Doctorat, université de Nantes 2001
- [76] Schaeffer. E « Diagnostic des machines asynchrones : modèles et outils paramétriques dédiés à la simulation et à la détection de défauts », Thèse de doctorat, école centrale de Nantes 1999.
- [77] Abed. A « Contribution à l'étude et au diagnostic de la machine asynchrone », Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré Nancy, 2002.
- [78] H. A. Toliyat and T. A. Lipo. Transient analysis of cage induction machines under stator, rotor bar and end ring faults. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 10(2):241-247, 1995.
- [79] Chafaa Kheireddine, « Structures d'identification et de commande des systèmes non linéaires basées sur les techniques floues », Thèse de doctorat es sciences, Université de Batna, 2006.
- [80] Youssef Agrebi Zorgani, YassineKoubaa, Mohamed Boussak "MRAS state estimator for speed sensorless ISFOC induction motor drives with Luenberger load torque estimation", *ISA transactions*, Elsevier, 2016,
- [81] Bendjedia Moussa « Synthèse d'algorithmes de commande sans capteurs de moteurs pas à pas et implantation sur architecture programmable », Thèse de Doctorat, Université Franche-Comté, 2007.
- [82] Khlaief Amor « Contribution à la Commande Vectorielle sans Capteur Mécanique des Machines Synchrones à Aimants Permanents (MSAP) », Thèse de doctorat, Ecole supérieure des sciences et techniques de Tunis, Université de Tunis, 2012
- [83] Akin B., Orguner U., Ersak A., Ehsani M. "A comparative study on non-linear state estimators applied to sensorless AC drives: MRAS and Kalman filter". *IEEE-IECON'04*, Vol. 3, 2-6 November, 2004, Busan, Korea, pp. 2148-2153.
- [84] Armstrong G. J., Atkinson D. "A comparison of model reference adaptive system and extended Kalman filter estimators for sensorless vector drives". *7th European Conference on Power Electronics and Applications, EPE'97*, Trondheim, Norway, 1997, pp. 424- 429.

- [85] Ali Lemouari, « Introduction aux métaheuristiques », support de cours, spécialité système d'information et aide à la prise de décision, Département d'informatique, université de Jijel, (2014).
- [86] Amir NAKIB « Conception de métaheuristiques d'optimisation pour la segmentation d'images. Application à des images biomédicales » thèse de doctorat en sciences, Université Paris 12-val de marne UFR de sciences et technologie, (2007).
- [87] J. Faiz, M. B. B. Sharifian, "Optimal Design of an Induction Motor for an Electric", *European Trans. on Electrical Power*, Vol. 16, N° 3, pp. 15-33, January, 2006.
- [88] Russell C. Eberhart, « Particle Swarm Optimization: Developments, Applications and resources », *Proc. IEEE*, 2001
- [89] J. Dréo, A. Pétrowski, Patrick Siarry-Eric Taillard « Métaheuristiques pour l'optimisation difficile » Editions Eyrolles, (2003)- ISBN :2-212-1368-4
- [90] B. Gérard, S. Patrick, « Etat de l'Art des Méthodes d'Optimisation Globale », *Operations Research Journal*, Vol. 35, No3, pp. 329-365, 2001.
- [91] Kennedy, J. and R. Eberhart, « Particle swarm optimization ». *Proc. IEEE, 1995. Int. Conf. Neural Networks*, 4: 1942-1948
- [92] Peter Vas, "Vector control of AC machines", Clarendon Press-oxford, 1990
- [93] **Laamari Yahia**, CHAFAA Kheireddine, **Athamena Belkacem** "Particle swarm optimization of an extended Kalman filter for speed and rotor flux estimation of an induction motor drive". *Electrical Engineering*, Juin 2015, vol. 97, no 2, p. 129-138.
- [94] Misiti, « Les ondelettes et leurs applications, Hermès Science Publications. Lavoisier, Paris, 2003.
- [95] Michael Weeks. "Digital Signal Processing Using MATLAB and Wavelets." Infinity Science Press LLC Hingham, Massachusetts, 2007.
- [96] I. Daubechies, « The wavelets Transform, Time-frequency Localization and analysis", *IEEE transactions on information theory*, vol.36, pp961-1004; 1999
- [97] H. Razik and G. Didier, "On the monitoring of the defects of squirrel cage induction motors," in *Power Tech Conference Proceedings, IEEE Bologna*, 2003
- [98] S. Allaoui, K.Chafaa, **Y.Laamari**, **B. Athamena**, "Induction motor state estimation using tuned Extended Kalman Filter ", 4th International Conference on Electrical Engineering (ICEE), Boumerdès, Algeria, 13-15 Dec. 2015.
- [99] Asofyani IM, Idris NRN, Sutikno T, Alamri YA. "An optimized extended Kalman filter for speed sensorless direct torque control of an induction motor". In: *proceedings of IEEE international conference on power and energy (PECon)*; 2012, p.319-324.
- [100] Y. **Laamari**, S. Allaoui, K.Chafaa, **B. Athamena**, "An optimal extended Kalman filter for the rotor fault diagnosis of an Induction Motor drive", 2nd International Conference on Pure and Applied Sciences, Yildiz Technical University, Turkey, Juin 2016.
- [101] R. Benzid, « Ondelettes et statistique d'ordre supérieur appliquées aux signaux uni et bidimensionnels », thèse de Doctorat, Faculté des sciences de l'ingénieur, Université de Batna, 2005.
- [102] J.Antonino-Daviu, M.Riera Guasp,J.Roger-Folch, F.Martinez-Giménez,A.Peris, « Application and optimization of the discrete wavelet transform for the detection of broken rotor bars in induction machines », *Appl.comput.Harmon.Anal.*21(2006),268-279.