

UNIVERSITE BLIDA 1

Faculté de Technologie

Département d'Electronique

THESE DE DOCTORAT

en Science

DETECTION DE DEFAUTS D'UN MOTEUR ASYNCHRONE EN BOUCLE
FERMEE A L'AIDE D'OBSERVATEURS ADAPTATIFS

Par

EL MERRAOUI Khadidja épouse FERDJOUNI

Devant le jury composé de :

D. AKHRIB	M.C.A, Université de Blida 1	Président
M.S. BOUCHERIT	Professeur, école national polytechnique	Examineur
K. BENMANSOUR	Professeur, Université Yahia Farès, Médéa	Examineur
O. BOUCHHIDA	Professeur, Université Yahia Farès, Médéa	Examineur
M.BOUNEKHLA	Professeur, Université de Blida 1	Promoteur
A. FERDJOUNI	M.C.A, Université de Blida 1	Co-promoteur

Blida, 2020

RESUME

المخلص

تعتمد موثوقية تشغيل المحرك غير المتزامن (MAS) على تشخيصه. في هذه الرسالة ، يتم معالجة مسألة اكتشاف الدوائر القصيرة بين اللفائف الثابتة. يتم تطبيق المنهجية القائمة على النموذج والملاحظ. أولاً، تم تطوير ثلاثة نماذج للمحرك MAS، مخصصة لتشخيص أخطاء الدائرة القصيرة المتعلقة بالجزء الثابت. يتم إدخال عوامل الخطأ في مصفوفات المقاومات ، المحاثات والحث المتبادل. أنها تعمل على التحذير من الخلل الذي يظهر على المحرك النماذج المطورة في حالة الصحة وفي وجود العيوب، يتم محاكاتها والتحقق من صلاحيتها تجريبياً. لقد تم محاكاة وتنفيذ مرشحات كلمان FKE على طاولة التجارب. يتم تدقيق المرشحات المختلفة المستخدمة باستخدام خوارزمية PSO. تم تطبيق استراتيجيتين للتشخيص. يتعلق الأول باكتشاف الخطأ على مرحلة واحدة باستخدام FKE. والثاني يأخذ بعين الاعتبار العيوب في المراحل الثلاث باستخدام ثلاثة FKE، كل منها مخصص لخطأ واحد، والتي تعمل طريق التبديل. في كل حالة، تسمح المتبقيات المولدة باكتشاف شدة العيوب وتحديد كميتها.

تم تطوير طاولة اختبار. وتتكون من جهاز كمبيوتر ولوحة DSpace 1104 و محرك غير متزامن والمعاد لفة بهدف احداث دوائر قصيرة وسلسلة لقياس التيارات والجهد وسرعة الدوار. تم تطوير هذه البرامج بواسطة Matlab Simulink / وبلغة C. تم إجراء تسجيلات تجريبية على هذا المحرك في حالة الصحة ثم يعيب من 6 و 24 و 30 لفة.

تم التحقق من صحة النتائج التي تم الحصول عليها عن طريق المنهجية المعتمدة للتشخيص على طاولة اختبار.

التشخيص، المحرك غير المتزامن، الدوائر القصيرة لللفائف الثابت ، مرشح كالمان الممتد ، المتبقي

Résumé:

La sureté de fonctionnement de la machine asynchrone (MAS) repose sur son diagnostic. Dans cette thèse, Le problème de la détection des courts circuits entre spires statoriques est traité. L'approche à base de modèles et d'observateurs est appliquée. En premier lieu, trois modèles d'état de la MAS, dédiés au diagnostic de défauts de court-circuit de spires statoriques, sont développés. Des facteurs de défaut sont introduits dans les matrices de résistances, inductances et mutuelles inductances. Ils permettent d'alerter sur le dysfonctionnement de la MAS. Les modèles développés dans le cas sain et en présence de défauts, sont simulés et validés expérimentalement. La

simulation et l'implémentation du FKE et de ses variantes, sont aussi confirmées. Le réglage des différents filtres utilisés est assuré à l'aide de l'algorithme PSO.

Deux stratégies de diagnostic ont été appliquées. La première concerne la détection du défaut sur une seule phase à l'aide d'un FKE. La seconde considère les défauts sur les trois phases en utilisant trois FKE, dédiés chacun à un seul défaut, et qui fonctionnent en commutation. Dans chaque cas, les résidus générés permettent la détection et la quantification de la sévérité des défauts.

Un banc d'essai expérimental est mis au point. Il est constitué d'un PC, d'une carte DSpace 1104, d'une MAS rebobinée permettant de réaliser des courts-circuits, et d'une chaîne de mesure des courants, tension et vitesse rotorique. Les programmes ont été développés sous Matlab/Simulink et en langage C. Des relevés expérimentaux, sur la MAS saine puis avec un défaut de 6, 24 et 30 spires ont été effectués.

Les résultats obtenus par l'approche adoptée, sont validés par le banc d'essai.

Mots clés : diagnostic, machine asynchrone, court-circuit des enroulements de stator, filtre de Kalman étendu, résidu.

Abstract:

The safety of operation of the asynchronous machine (ASM) is based on its diagnosis. This thesis addresses the problem of the fault detection of stator inter-turns short circuits. The observer model-based approach is applied to estimate the ASM faults. Firstly, three state models of the ASM, dedicated to the diagnosis of stator inter-turns short-circuit faults, are developed. Fault factors are introduced, this allow taking them into account in the resistances, inductances and mutual inductances matrices. They serve to warn about the dysfunction of MAS. The models developed in the healthy case and in the presence of defects, are simulated and validated experimentally. Simulation and implementation of the FKE and its variants are also confirmed. The different filters used are set using the PSO algorithm.

Two diagnostic strategies were applied. The first one is based on fault detection on a single phase. The second uses three EKFs, each of this is dedicated to a single fault, operating using a commutation scheme. For each case, the generated residues allow the detection and the quantification of the severity of the faults.

An experimental test bench is developed. It consists of a PC, a DSpace 1104 board, rewound ASM for short circuits, and a chain for measuring currents, voltage and rotor speed. The programs were developed under Matlab / Simulink and in C language. Experimental records, on healthy ASM and then with a defect of 6, 24 and 30 turns were made.

The results obtained by the adopted approach are validated by the test bench.

Key words: diagnosis, asynchronous machine, stator windings short-circuit, extended Kalman filter, residual.

DEDICACES

Je dédie ce modeste travail à la mémoire de mon cher père.

A ma mère.

A mon mari.

A mes enfants.

Et à toute ma famille.

REMERCIEMENTS

Ce travail a été réalisé au Laboratoire LBSET, Département d'électronique, Faculté de technologie, Université Blida 1.

En premier lieu, Je tiens à remercier le Grand Dieu qui m'a aidé à achever cet humble travail.

Je remercie très vivement Monsieur Djamel Akhrib, chargé de cours au département d'électronique de l'Université de Blida 1, pour l'honneur qu'il m'a fait de présider le jury de cette thèse.

Je remercie également:

Monsieur Mohamed Sghir Bouchrit, Professeur à l'école polytechnique d'Alger,
Monsieur Khelifa Ben Mansour, Professeur à l'Université Yahia Farès de Médéa,
Monsieur Ouahid Bouchhida, Professeur à l'Université Yahia Farès de Médéa,
de l'intérêt qu'ils ont montré pour mon travail et d'avoir accepté d'être examinateurs de ma thèse.

Je remercie aussi Monsieur M'hamed Bounekhla, Professeur à l'Université Blida 1, et Monsieur Abdellaziz Ferdjouni, Maitre de Conférences à l'Université de Blida 1, d'avoir accepté de diriger cette thèse et pour leurs aides précieuses et leurs soutiens durant toutes ces années de travail.

Je voudrais aussi remercier les membres de l'équipe COMEDIAG du LABSET pour leurs soutiens tout au long de ces années de travail.

Je remercie également mes collègues au département d'électronique à l'Université de Blida, Melle Reguieg, Mme Boudissa pour leurs aides, Mme Khemici, Mme Brahimi et tous les autres, je leur souhaite bon courage.

Je remercie également mes enseignants qui m'ont ouvert la voix de la science.

TABLE DES MATIERES

RESUME

REMERCIEMENTS

TABLE DES MATIERES

LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX

INTRODUCTION GENERALE.....	12
1. DIAGNOSTIC DES DEFAILLANCES.....	18
1.1 Rappels sur la maintenance et le diagnostic	18
1.1.1 Maintenance.....	19
1.1.2 Diagnostic.....	20
1.2 Classification des défauts.....	20
1.3 Génération des résidus	21
1.4 Constitution de la machine asynchrone.....	21
1.4.1 Le stator	22
1.4.2 Le rotor.....	22
1.4.3 Les paliers	23
1.5 Les principaux défauts et sources de défauts dans la MAS	23
1.5.1 Défauts au niveau du stator.....	25
1.5.2 Défauts au niveau du rotor	27
1.6 Méthodes de diagnostic des défauts dans la machine asynchrone....	29
1.6.1 Diagnostic à base de modèles	30
1.6.2 Méthodes sans modèles mathématiques	35
1.7 Conclusion.....	36
2. MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE AVEC PRISE EN COMPTE DES DEFAUTS STATORIQUES	37
2.1 Modélisation de la machine asynchrone sans défaut	37
2.2 Modélisation de la MAS dans le repère de Park.....	40
2.3 Modélisation de la MAS avec défauts de courts circuits de spires	43
2.4 Modélisation de la MAS avec un défaut sur une phase du stator	47
2.5 Conclusion.....	48
3. SYNTHESE D'OBSERVATEURS	49
3.1. Observabilité des systèmes.....	49
3.1.1 Observabilité des systèmes linéaires	51
3.1.2 Observabilité des systèmes non linéaires	52
3.2. Etude de l'observabilité de la machine asynchrone sans défauts	53

3.2.1	cas où la vitesse mécanique est mesurée.....	53
3.2.2	Cas où la vitesse mécanique n'est pas mesurée	54
3.3	Observabilité de la machine asynchrone avec défauts.....	56
3.3.1	Vitesse mécanique mesurée	56
3.3.2	Vitesse mécanique n'est pas mesurée	58
3.4	Présentation et synthèses d'observateurs	58
3.5	Présentation des différents observateurs	60
3.5.1	Observateurs linéaires.....	61
3.6	Filtre de Kalman, filtre de Kalman étendu et adaptatif	63
3.6.1	Filtre de Kalman (FK)	63
3.6.2	Filtre de Kalman étendu	69
3.6.3	Filtre de Kalman adaptatif	71
3.6.4	Réglage du FK par optimisation par essaim de particules.....	73
3.6.5	Description de l'optimisation par essais particulières	74
3.7	Conclusion.....	76
4	IMPLEMENTATION DU FILTRE DE KALMAN ET DE SES EXTENSIONS	77
4.1	Description du banc d'essai.....	77
4.1.1	Machine asynchrone rebobinée	78
4.1.2	Carte de commande des courts-circuits	80
4.1.3	Capteur à effet Hall.....	81
4.1.4	Encodeur	81
4.1.5	Frein à poudre:	81
4.1.6	La carte dSpace1104	81
4.2	Validation du modèle de la MAS avec défaut de court-circuit de spires	82
4.3	Filtre de Kalman étendu à la vitesse mécanique	84
4.4	Application de l'algorithme du PSO	86
4.5	Simulation et implémentation du FKE appliqué à la vitesse mécanique	87
4.5.1	Résultats expérimentaux du FKE à la vitesse mécanique appliqué à la MAS saine.....	87
4.5.2	Résultats de simulation du FKE à la vitesse mécanique appliqué à MAS rebobinée.....	90
4.5.3	Résultats expérimentaux du FKE à la vitesse mécanique appliquée à MAS rebobinée.....	91
4.6	Simulation et implémentation du FKA appliqué à la vitesse mécanique	93

4.6.1 Résultats expérimentaux du FKA à la vitesse mécanique appliqué à la MAS saine.....	94
4.6.2 Résultats de simulation du FKA à la vitesse mécanique appliqué à la MAS rebobinée.....	96
4.6.3 Résultats expérimentaux du FKA à la vitesse mécanique appliqué à la MAS rebobinée.....	97
4.7 Diagnostic du défaut de court-circuit à l'aide du FKE	100
4.7.1 Diagnostic de la MAS à l'aide du FKE à un facteur de défaut.....	100
4.7.2 Validation expérimentale de l'approche de diagnostic de la MAS basée sur le FKE à un facteur de défaut.....	100
4.7.3 Diagnostic du défaut de court-circuit des spires du stator à l'aide du FKE à commutation	107
4.8 Conclusion.....	111
CONCLUSION GENERALE	112
APPENDICE	115
1 Listes des symboles et des abréviations.....	115
2 Description du banc d'essai du Labset.....	117
3 Les paramètres du modèle d'état de la MAS avec défauts	120
4 Les modèles sur dspace1104 et Simulink de Matlab	124
REFERENCES	126

LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX

Figure 1.1 Action des défauts sur les différentes parties d'un système	21
Figure 1.2 Le stator	22
Figure 1.3 Le rotor à cage d'écureil	23
Figure 1.4 Schéma représentatif du rotor à cage d'écureil	23
Figure 1.5 Proportion des défauts dans la machine asynchrone	24
Figure 1.6 Classification des pannes	24
Figure 1.7 La MAS avec court-circuit des spires du stator	26
Figure 1.8 Vue sur les barres cassés	27
Figure 1.9 Schéma descriptif des éléments composant un enroulement	28
Figure 1.10 Schéma descriptif de l'excentricité statique et dynamique	29
Figure 1.11 Génération de résidus à base d'observateur	32
Figure 1.12 Illustration de la stratégie DOS	33
Figure 1.13 Illustration de la stratégie GOS	33
Figure 2.1 Schéma descriptif des phases statoriques et rotoriques de la MAS	40
Figure 2.2 Schéma descriptif des phases statoriques de la MAS en court-circuit	44
Figure 3.1 Schéma descriptif du principe d'un observateur	59
Figure 3.2 Diagramme descriptif du principe du Filtre de Kalman	64
Figure 3.3 Diagramme illustratif de l'algorithme du FK	70
Figure 3.4 Le déplacement de la $i^{\text{ème}}$ particule	75
Figure 3.5 Diagramme de l'algorithme PSO pour le réglage du FKE	75
Figure 4.1 (a) Le banc d'essai du Labset	78
Figure 4.2 la plaque à borne de la MAS rebobinée	79
Figure 4.3 Schéma descriptif d'une phase de la MAS rebobinée	80
Figure 4.4 La carte de commande	80
Figure 4.5 L'environnement Matlab\Simulink et dSpace1104	81
Figure 4.6 Valeur efficace du courant simulé et mesuré de la phase A	83
Figure 4.7 Valeur efficace du courant simulé et mesuré de la phase B	83
Figure 4.8 Valeur efficace du courant simulé et mesuré de la phase C	84
Figure 4.9 Schéma descriptif du banc d'essai	86
Figure 4.10 Les tensions d'alimentation triphasée	88
Figure 4.11 La vitesse mécanique mesuré Ω et estimée $\hat{\Omega}$ et l'erreur	88

Figure 4.12 le courant mesuré dans Park Idset estimé I_{ds} et l'erreur	89
Figure 4.13 le courant mesuré Iqset estimé I_{qs} et l'erreur	89
Figure 4.14 Les flux rotorique estimés φ_{dr} et φ_{qr}	89
Figure 4.15 le courant mesuré dans Park Idset l' estimé I_{ds} et l'erreur	90
Figure 4.16 le courant mesuré dans Park Iqset l'estimé I_{qs} et l'erreur	90
Figure 4.17 Les flux rotorique et les estimés φ_{dr} et φ_{qr} et les erreurs	91
Figure 4.18 la vitesse mécanique, son estimée et l'erreur	91
Figure 4.19 Courants triphasés filtrées	92
Figure 4.20 Courant mesuré dans Park Idset l' estimé I_{ds} et l'erreur	92
Figure 4.21 Les flux rotorique estimés φ_{dr} et φ_{qr}	92
Figure 4.22 la vitesse mécanique, son estimée et l'erreur	93
Figure 4.23 Le courant mesuré dans Park Idset estimé I_{ds} et l'erreur	94
Figure 4.24 La vitesse mécanique mesuré Ω et estimée Ω et l'erreur	95
Figure 4.25 Les flux estimés φ_{dr} et φ_{qr}	95
Figure 4.26 La vitesse mesurée et estimée avec changement de direction	95
Figure 4.27 Le courant simulé dans Park Idset estimé I_{ds} et l'erreur	96
Figure 4.28 Le courant simulé dans Park Iqset estimé I_{qs} et l'erreur	96
Figure 4.29 Le flux simulé φ_{dr} et φ_{dr} estimée et l'erreur	96
Figure 4.30 Le flux simulé φ_{qr} et φ_{qr} estimée et l'erreur	97
Figure 4.31 La vitesse simulée et estimée et l'erreur	97
Figure 4.32 courants triphasés non filtrés	98
Figure 4.33 courants triphasés et filtrés	98
Figure 4.34 Le courant simulé dans Park Idset estimé I_{ds} et l'erreur	98
Figure 4.35 Courant simulé dans Park Iqset estimé I_{qs} et l'erreur	98
Figure 4.36 Flux estimés φ_{dr} et φ_{qr} et l'erreur	99
Figure 4.37 Vitesse mesurée et estimée et l'erreur	99
Figure 4.38 MAS saine puis avec un court-circuit de 6 spires	101
Figure 4.39 MAS saine puis avec un court-circuit de 24 spires	102
Figure 4.40 MAS saine puis avec un court-circuit de 30 spires	102
Figure 4.41 MAS saine puis avec un court-circuit de 6 spires puis 30 spires	103
Figure 4.42 Les courants triphasés non filtrés (un défaut de 6 puis 30 spires)	104
Figure 4.43 Les courants triphasés filtrés (un défaut de 6 puis 30 spires)	104
Figure 4.44 Les séquences négatives I_n des courants du stator	106

Figure 4.45 Séquences négatives I_n des courants du stator en court-circuit	106
Figure 4.46 Schéma descriptif de la technique du FKE à commutation	108
Figure 4.47 Les facteurs de défauts simulés et estimés et l'erreur	109
Figure 4.48 Le flux rotorique φ_{dr} simulé et estimé et l'erreur	109
Figure 4.49 Le flux rotorique φ_{qr} simulé et estimé et l'erreur	109
Figure 4.50 Le courant statorique simulé I_{ds} simulé et estimé et l'erreur .	110
Figure 4.51 Le courant statorique I_{qs} simulé et estimé et l'erreur	110
Figure 4.52 Le couple électromagnétique reconstruit	110
Tableau 1.1 Tableau d'incidence des résidus	33
Tableau 4.1 Liaisons externes de la MAS et taux de court-circuit	80
Tableau 4.2 Les valeurs efficaces des courants mesurés et simulés	82
Tableau 4.3 Défaut estimé et résidu	102
Tableau 4.4 Scenario des défauts simulés	108

INTRODUCTION GENERALE

Les systèmes industriels ont connu, ces dernières années, un développement rapide et immense qui a donné naissance à des processus très complexes. L'automatisation croissante a profondément transformé ces derniers. L'opérateur est de plus en plus éloigné des détails de fonctionnement. Cependant, et malgré les réalisations importantes dans la quantité et la qualité du produit, le fonctionnement du processus est resté toujours confronté à une sûreté imparfaite. La maintenance est primordiale pour le fonctionnement optimal du système industriel. La détection précoce des défauts éventuels peut minimiser le coût de la maintenance et les conséquences d'une panne qui n'est pas détectée.

Plusieurs solutions ont été proposées et exploitées pour la détection et la localisation des défauts, utilisant la redondance analytique et matérielle[1-2-3-4-5-6].

De nombreuses méthodes basées sur ce concept ont été proposées ; certaines exploitent les signaux mesurés et n'utilisent pas de modèles mathématiques du système [4-6]. D'autres méthodes sont basées sur la connaissance du modèle mathématique qui régit ce dernier [2-3]. La comparaison des sorties fournies par le système en fonctionnement à celles données par le modèle permet de conclure sur l'existence de défauts ou non. Les méthodes les plus répandues sont celles basées sur l'utilisation d'observateur [4-5], de l'espace de parité [6] et estimation des paramètres [2-3].

La machine asynchrone (MAS), occupe une place prépondérante dans diverses installations industrielles grâce à ses qualités attrayantes ; robustesse, faible coût, entretien minimum, etc.. Cependant, elle peut être le siège d'une défaillance pour de multiples raisons. Par conséquent, son fonctionnement est affecté, ce qui peut engendrer des situations néfastes pour l'opérateur et pour l'installation. La détection précoce des défauts minimise le coût de réparation. Il est alors souhaitable d'intégrer cette étape essentielle,

dans le dispositif de gestion et de supervision du processus industriel. Les méthodes utilisées pour la surveillance de la MAS se répartissent en deux catégories :

- Les méthodes basées sur les mesures externes.
- Les méthodes combinant des modèles mathématiques avec les mesures.

La première catégorie conduit au diagnostic de la MAS grâce à l'utilisation des données externes, obtenues à l'aide de différentes mesures. La méthode dite du vecteur de Park [7], l'analyse spectrale des courants statoriques [8], l'analyse vibratoire [9] sont parmi les plus répandues. La seconde catégorie se base sur la génération d'un ensemble de signaux détecteurs de défauts appelés résidus. L'analyse de ces derniers permet de détecter et d'interpréter tout comportement anormal de la MAS. L'estimation des paramètres [10], la projection dans l'espace de parité [11] et l'approche à base d'observateurs [12] constituent l'essentiel de ces méthodes à base de modèles.

La modélisation de la MAS en présence des défauts de courts circuits de spires statoriques a été présentée dans différents travaux [13-14-15-16]. Les approches utilisées peuvent être regroupées en deux catégories: les circuits couplés [13-14-15] et les éléments finis [16].

Le filtre de Kalman (FK) est un observateur efficace pour les systèmes linéaires. Il est largement appliqué dans le domaine industriel pour estimer les variables d'état d'un processus dans un but de commande ou de diagnostic. La synthèse du FK est basée sur le modèle mathématique du système dont les paramètres sont connus et certaines hypothèses relatives aux caractéristiques des bruits d'état et de mesure. Une caractéristique intéressante du FK est son aptitude d'estimer conjointement les variables d'état et certains paramètres du système, on parle alors du filtre de Kalman étendu (FKE). Le FK et ses différentes variantes ont été appliquées à l'estimation des variables d'état et des paramètres de la MAS.

Pendant le fonctionnement, les paramètres de la MAS peuvent varier sous l'action de la température et/ou de la saturation. Dans certains travaux, seule la vitesse du rotor a été estimée en plus des variables d'état à l'aide du FKE [17-18-19], ou à l'aide d'un FK adaptatif, une loi d'adaptation a été développée

pour mettre à jour, en ligne, cette vitesse [18]. Un régulateur de type PI permet d'améliorer les performances de la boucle de contrôle. D'autres travaux étendent le vecteur d'état au couple de charge, à la vitesse du rotor (mécanique) et aux résistances statorique ou rotorique. Dans [20], deux FKE de 7^e ordre ont été utilisés pour estimer alternativement les résistances statorique et rotorique. L'implémentation en temps réel du FK à double entrées est présentée dans [21]. L'approche suivie dans ce travail est d'utiliser un FKE possédant deux entrées pour traiter le problème de l'estimation simultanée des résistances statorique ou rotorique en plus du vecteur d'état. Des résultats de simulation et expérimentaux sont fournis. Un autre point de vue est présenté dans [22]. Un modèle singulier du quatrième ordre est décrit dans le but d'estimer les flux rotoriques et tenir compte de l'incertitude sur les paramètres. Un algorithme récursif des moindres carrés permet d'estimer la vitesse du rotor. Une solution alternative au FKE de 5^e ordre ou plus, qui nécessite un volume de calcul massif, est d'utiliser un FKE d'ordre réduit, qui a été utilisé pour estimer la vitesse du rotor et les composantes du flux. Dans [23], un tel observateur réduit a été présenté et des résultats de simulation et expérimentaux sont donnés. Dans [24], un FKE complexe est utilisé. Il est basé sur une description à l'aide des variables complexes du comportement dynamique de la MAS et permet d'estimer le vecteur d'état du 3^e ordre dans le but de réduire le temps de calcul.

Cependant, le problème de la détection et de l'isolation de défauts de la MAS représente un plus grand challenge. Peu de travaux, basés sur le FKE ont été présentés pour traiter ce problème. En effet, en plus de l'incertitude sur les paramètres du modèle, et du besoin de connaître les variables d'état, ce qui est commun aux problèmes de commande et de diagnostic, les variations introduites par les défauts dans le modèle ne sont pas isotropes. Dans le sens où la symétrie du modèle est perdue à cause du défaut et sa complexité est plus grande, en comparaison avec le modèle sain. Dans [25-26], les FKE sont appliqués pour estimer la résistance du rotor dans le but de détecter les barres cassées du rotor. Pour les défauts statoriques, dans [27-28-29-30], les variables d'état et les paramètres du modèle de la MAS, sont estimés grâce à un FKE ou à l'aide du KF adaptatif. Des résultats de simulation sont donnés illustrant l'estimation de paramètres relatifs aux défauts. Dans [31], le FK est appliqué

pour résoudre le problème de la détection des défauts de capteurs pour la MAS.

La qualité de l'estimation par le FK est fortement influencée par les valeurs des matrices de covariance des bruits d'état et de mesure de la MAS. Ceci constitue son inconvénient majeur. En effet, ces bruits sont supposés blancs et gaussiens, ce qui peut ne pas être vérifié. En plus, leurs valeurs ne sont pas connues. La méthode essai-erreur peut être appliquée pour ajuster ces matrices. Cependant, elle est fastidieuse et nécessite un temps de calcul prohibitif et surtout peut ne pas aboutir aux valeurs adéquates. Une solution intéressante pour résoudre ce problème est d'utiliser une approche métaheuristique [30-32-33].

L'implantation expérimentale des méthodes de diagnostic est une étape importante pour valider le travail théorique et de simulation. Le développement des cartes numériques a permis de concrétiser les résultats de simulations au niveau des laboratoires de recherches.

Le présent travail focalise sur la détection de court-circuit de spires statoriques (CCSS) de la MAS. Une approche à base d'observateur, constituée par le filtre de Kalman (FK) et ses variantes, est adoptée. Cette approche nécessite la modélisation de la MAS en présence de CCSS et la synthèse et l'implémentation du FK et ses variantes.

La présente thèse est subdivisée en quatre chapitres.

Le premier chapitre est consacré, en premier lieu, à la présentation du problème de la maintenance et du diagnostic des systèmes. Une brève présentation de la terminologie qui leurs est associée est donnée. Ensuite, les différentes parties constituant la machine asynchrone sont présentées. Les différents défauts et sources de défauts subies par la MAS lors de son fonctionnement sont exposées tel que le défaut de court-circuit des spires statoriques, le défaut de cassure de barres ainsi que l'excentricité. Ensuite, les méthodes de diagnostic de la MAS, avec et sans modèle mathématique, sont présentées.

Dans le deuxième chapitre, la MAS dans le cas sain et avec prise en compte des défauts est modélisée en introduisant un facteur de défaut de court-circuit des spires du stator. En outre, nous avons développé trois modèles de la MAS. Le premier modèle tient compte des défauts de court-circuit sous forme multiplicative dans le repère triphasé. A partir de celui-ci, nous avons déduit un second modèle qui prend en compte le défaut sur une seule phase. Des considérations d'observabilité, nous amènent alors à développer un troisième modèle, adéquat pour la synthèse des observateurs destinés à la détection de défauts.

Dans le troisième chapitre, nous avons analysé l'observabilité du modèle sain et en présence de défaut dans deux cas: sans la mesure de la vitesse mécanique et avec cette mesure.

Les observateurs linéaires et non linéaires ainsi que le FK sont exposés en soulignant le principe de chacun d'eux. Ensuite, différentes variantes du filtre de Kalman (FK, FKE et FKA), sont conçues. Pour le cas sans défauts, le FKE est utilisé pour estimer la vitesse mécanique. Pour optimiser le temps de calcul, un FK adaptatif (FKA) est appliqué pour estimer la même grandeur. Le FKE a été étendu aussi à certains paramètres, tel que la résistance statorique et rotorique et le couple de charge.

Pour le cas de diagnostic des défauts de court-circuit, deux approches à base de modèles et d'observateurs sont appliquées. La première approche, a pour but de réaliser le diagnostic du défaut d'une seule phase du stator. Un seul FKE appliqué à un facteur de défaut est utilisé pour l'estimation de ce dernier. Dans la deuxième approche, trois FKE sont développés. Chacun est étendu à un facteur de défaut dédié à une seule phase (phase A, B ou C). Le principe de cette méthode de diagnostic est basé sur le fonctionnement en commutation des trois filtres afin d'estimer les facteurs de défaut. Une quantification de la sévérité des défauts est effectuée.

Le réglage du FKE qui repose sur la détermination des matrices des bruits d'état et de mesure est formulé comme un problème d'optimisation. Il est résolu, hors ligne, à l'aide d'algorithmes utilisant des métaheuristiques. Nous adoptons l'algorithme du PSO pour déterminer les matrices de covariance et ainsi obtenir un fonctionnement optimal du FKE [29].

Le chapitre quatre est dédié à la validation des résultats obtenus par simulation. Pour cela, un banc d'essai bâti autour du DSpace 1104, est réalisé. Ce banc est formé d'une MAS rebobinée, sur laquelle des sorties sont ajoutées permettant de provoquer les courts circuits de spires statoriques. Une chaîne de mesure des courants et des tensions triphasés ainsi que la vitesse rotorique est réalisée. Pour réduire le temps du diagnostic, les différents programmes sont développés sous Matlab/Simulink en langage C. Plusieurs scénarios sont étudiés par simulations et les résultats sont validés expérimentalement.

Cette thèse est couronnée par une conclusion générale.

CHAPITRE 1

1. DIAGNOSTIC DES DEFAILLANCES

Les systèmes industriels sont devenus de plus en plus complexes afin d'assurer une augmentation, tant qualitative que quantitative, de la production. Cependant, ces systèmes restent tributaires des pannes pouvant les affecter et qui nécessitent alors la mise en place d'une stratégie de surveillance. La protection des personnels et des équipements étant d'un intérêt capital, les méthodes qui garantissent la sûreté de fonctionnement ont vu une innovation importante tout au long des années. L'élaboration de méthodes de diagnostic et d'aide à la prise de décision est inévitable et permet de connaître à chaque instant l'état du système.

Dans les applications industrielles et domestiques, la machine asynchrone est largement répandue. Grâce à sa simplicité, sa robustesse, son coût modéré et sa maintenance aisée, elle occupe une place privilégiée. Cependant, ces qualités ne la mettent pas à l'abri des défaillances électriques et mécaniques. En effet, elle est soumise à des contraintes électriques, mécaniques, thermiques et environnementales qui produisent différents types de défauts. Ces derniers conduisent à des pannes engendrant des arrêts de production, des pertes financières et des risques pour le matériel et le personnel.

Ce chapitre présente, dans un premier temps, une introduction sur la maintenance, la détection de défaut et le diagnostic. Ensuite, sont rappelés, les différents défauts que subit la machine asynchrone. Finalement, les méthodes de diagnostic sont exposées.

1.1 Rappels sur la maintenance et le diagnostic

La maintenance des systèmes concerne l'« ensemble des actions permettant de maintenir ou de rétablir un bien dans un état spécifié ou en mesure d'assurer un service déterminé » [34-35].

Des terminologies relatives à la maintenance et au diagnostic sont définies.

1.1.1 Maintenance

La maintenance des systèmes peut être:

- Corrective : elle est effectuée en cas de panne du système [36].
- Préventive : elle est réalisée à intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et est destinée à réduire la probabilité de défaillance ou de dégradation du fonctionnement d'une entité » [34-37].
- prédictive ou conditionnelle, liée au diagnostic du système et n'entraînant d'action de réparation que si l'apparition d'une panne est détectée. Elle est définie comme celle opérée "en fonction d'un événement défini préalablement et révélateur de l'état de dégradation du bien (information d'un capteur, mesure d'une usure...)". Elle vise à pallier aux coûts de la maintenance corrective, puisqu'elle permet de minimiser le temps d'arrêt des systèmes. La maintenance préventive est la stratégie la plus efficace depuis que la recherche scientifique dans le domaine du diagnostic s'est accrue avec l'évolution de la technologie [36].

Les définitions des termes relatifs à l'état du système [36-37], sont:

- Anomalie, est une déviation par rapport à ce qui est attendu. Une anomalie justifie une investigation qui peut déboucher sur la constatation d'une non-conformité ou d'un défaut.
- Défaillance, est « l'altération ou la cessation de l'aptitude d'un bien à remplir une fonction requise ».
- Défaut, est l'écart entre une caractéristique réelle d'une entité et la caractéristique nominale. Un défaut dans le système n'affecte pas en général l'aptitude du système à accomplir une fonction requise. Par conséquent, on peut constater que le défaut ne conduit pas toujours à une défaillance. De ce fait, le défaut est vu comme une opinion sur le bon fonctionnement. Par contre une défaillance conduit systématiquement à un défaut.
- Panne est « l'Inaptitude d'une entité à accomplir une fonction requise ou à assurer le service approprié à la suite d'une défaillance ».

1.1.2 Diagnostic

Le diagnostic est le processus de recherche des causes et des conséquences d'une anomalie. La première phase consiste à localiser la défaillance et à en rechercher les causes. Dans une deuxième phase, plus prospective, le diagnostic consiste à analyser les conséquences que la défaillance a sur le système global dans le but, d'éviter les déclenchements d'alarme en cascade et de déterminer l'état réel dans lequel celui-ci se trouve. Le diagnostic a pour rôle de détecter les anomalies et de localiser le ou les composants pouvant être l'origine de l'écart de fonctionnement entre ce qui est prévu et ce qui observé en temps réel puis identifier et quantifier le défaut [2].

Définition de quelques termes en relation avec le diagnostic :

- La détection de défaut est la détermination de sa présence ainsi que le moment de son apparition.
- L'isolation du défaut est la détermination de son type, son emplacement et l'instant de son occurrence.
- L'identification du défaut, est la quantification et la détermination de l'évolution du défaut.
- Diagnostic: comprend la détection, l'isolation et l'identification du défaut.
- La surveillance : du processus est une tâche continue et en temps réel pour la détermination de l'état du système physique à l'aide de l'enregistrement des informations, de la reconnaissance et l'identification des anomalies dans l'évolution du système.

1.2 Classification des défauts

Les défauts peuvent être subdivisés en trois catégories, selon la partie du système dans laquelle ils se produisent (figure 1.1) :

- Défauts sur les composants ou système: ils sont représentés par des changements anormaux des paramètres du système, tels que, les courts circuits des spires statoriques, l'excentricité etc...
- Défauts des capteurs : ils se produisent au niveau du capteur ou dans la chaîne de mesure associée. Un tel défaut est la cause d'une mauvaise image de l'état physique du système.

- Défauts des actionneurs : ils se produisent au niveau de la partie opérative du système et détériorent ainsi le signal d'entrée (perte de puissance d'un moteur, fuite dans un vérin... etc.)

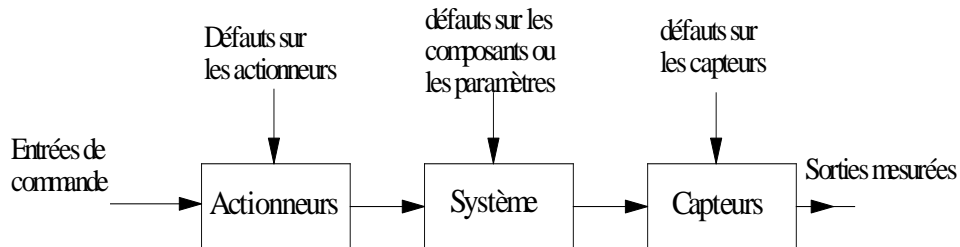


Figure 1.1 Action des défauts sur les différentes parties d'un système

1.3 Génération des résidus

Les résidus, notés par le vecteur r , sont les signaux indicateurs de la présence de défauts. Ils traduisent l'inconsistance entre le comportement obtenu et celui attendu du procédé surveillé. Ils doivent être sensibles uniquement aux défauts. Cependant, des perturbations sont susceptibles d'agir sur ces derniers, ce qui peut entraver leur utilisation pour détecter et localiser les défauts. Cela pose le problème de robustesse des résidus vis à vis des perturbations inconnues et des incertitudes de modélisation. Les résidus sont conçus en vue de faciliter leur exploitation ultérieure à l'aide d'un outil de décision destiné à détecter et localiser les défauts. Deux approches sont proposées [50]:

- Génération d'ensembles de résidus structurés : en réponse à un défaut particulier, seulement un sous ensemble de résidus, spécifique au défaut, devient non nul.
- Génération de résidus directionnels : en réponse à un défaut particulier, le vecteur des résidus reste confiné dans une direction particulière de l'espace des résidus.

1.4 Constitution de la machine asynchrone

La machine asynchrone est constituée de deux parties principales; le stator qui est la partie fixe et le rotor qui est la partie en rotation. L'énergie dans la

machine asynchrone est transférée du stator vers le rotor, principalement, par l'induction magnétique [38].

1.4.1 Le stator

Le stator est un empilement de tôles fines d'acier découpées, faisant apparaître les différentes encoches statoriques. De plus afin de limiter l'effet des courants de Foucault, on isole habituellement les tôles d'une mince couche de vernis ou de silicate de soude qui constitue un isolant. Le bobinage statorique est constitué de deux parties : les conducteurs d'encoches et les têtes de bobines. Les premiers permettent de créer le champ magnétique qui est l'origine du transfert d'énergie dans l'entrefer. Les têtes de bobines permettent la fermeture des courants en organisant leur circulation, l'objectif étant d'obtenir une répartition des forces magnétomotrices et du flux la plus sinusoïdale possible dans l'entrefer, pour limiter les oscillations du couple électromagnétique (figure 1.2).



Figure 1.2 Le stator

1.4.2 Le rotor

Il existe deux types de rotor:

❖ Le rotor à cage d'écureuil

Les conducteurs sont réalisés par coulage d'un alliage d'aluminium, ou par des barres massives de cuivre préformées et frettés dans les tôles du rotor. Le

rotor à cage d'écureuil est beaucoup plus simple à construire que le rotor bobiné et, de ce fait, il est moins coûteux et en plus, il est plus robuste (figure 1.3 et 1.4).



Figure 1.3 Le rotor à cage d'écureuil

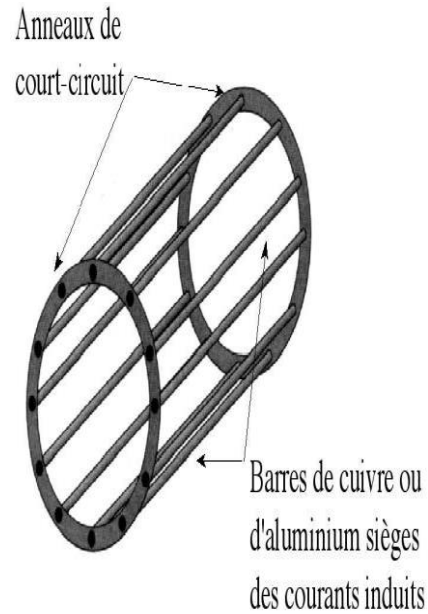


Figure 1.4 Schéma représentatif du rotor à cage d'écureuil

❖ Le rotor bobiné

Le rotor comporte un enroulement bobiné à l'intérieur d'un circuit magnétique constitué de disques en tôle empilés sur l'arbre de la machine.

1.4.3 Les paliers

Les paliers, logés dans les flasques, permettent de supporter les roulements.

1.5 Les principaux défauts et sources de défauts dans la MAS

La machine asynchrone est réputée pour être robuste ce qui fait sa vaste utilisation dans le domaine industriel. Néanmoins, elle est le foyer de défauts variés de différentes sources, électriques, mécaniques, thermiques ou bien encore magnétiques. L'étude statistique réalisée sur des moteurs de moyennes puissances (50 kW à 200 kW) [38-39] et grandes puissances [40] ont montrés les résultats donnés dans la figure 1.5.

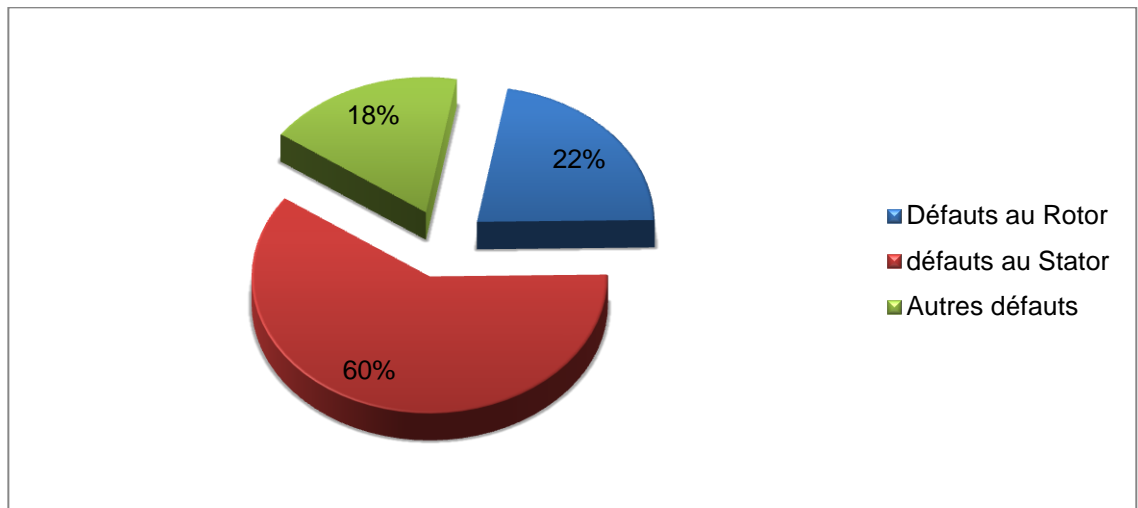


Figure 1.5 Proportion des défauts dans la machine asynchrone

Des études sur les pannes statoriques (1973-1988) ont montrés qu'ils sont passés de 78% à 60%. Cette amélioration est due au développement qu'ont connus les isolants. Néanmoins les défauts au rotor ont augmenté, de 12% à 22%, voir figure 1.6 [40].

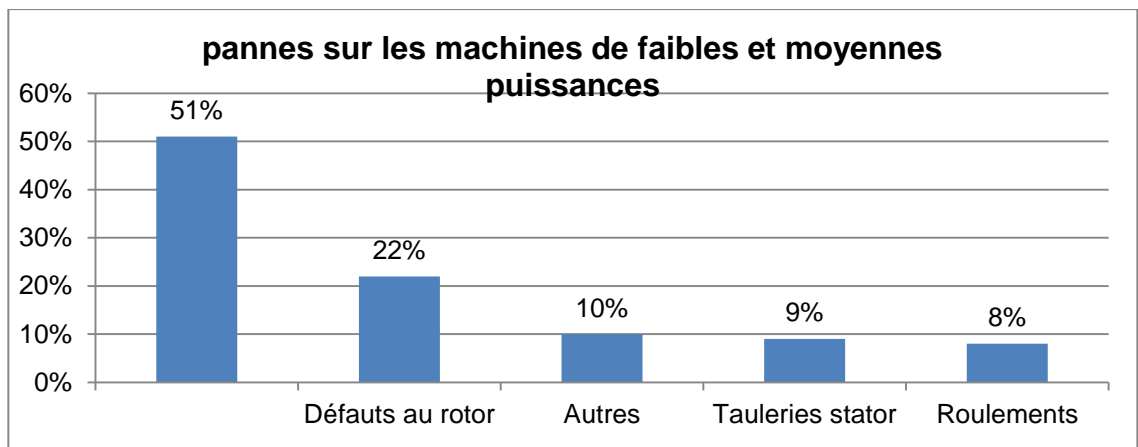


Figure 1.6 Classification des pannes

La majorité des défauts dans le stator et le rotor sont causés par une combinaison d'agressions variés qui agissent sur ces composants [41]. On peut classer les causes des défauts en deux catégories:

- ✚ générateur de panne : surchauffe du moteur, court-circuit, surtension d'alimentation, usure des éléments mécaniques...;
- ✚ amplificateur de défauts : surcharge, vibration, vieillissement..., les défauts de fabrication et les erreurs de manipulation.

1.5.1 Défauts au niveau du stator

Les agressions qui peuvent être la source des défaillances au niveau du stator sont de type [41]:

- ❖ Thermiques (surchauffe, ...), électrique (diélectrique...), variation et déséquilibre dans la tension d'alimentation, démarrage répété...
- ❖ Mécaniques (mouvement des bobines rotoriques,...).
- ❖ Environnemental (ventilation entravée, température ambiante, moisissure, agression...).

Les défauts générés dans le stator suite à ces différentes agressions, sont de type court-circuit et ils sont présentés par la suite.

1.5.1.1 Court-circuit entre spires du stator

Il existe une relation apparente entre la durée de vie de l'isolant des spires et les agressions dues à la tension, sur les matériaux des isolants. Il est également évident que certains matériaux ont une plus grande capacité d'endurance envers la tension que d'autres. Les conséquences de la détérioration de l'isolant est le court-circuit entre spires, dans une même phase ou entre la phase et la masse. Si le système d'isolation n'est pas scellé contre l'environnement, le phénomène d'avalanche peut se produire dans l'enroulement. Cet évènement est principalement généré par un petit trou ou une fuite qui se produit entre le fil de cuivre de l'enroulement statorique et l'environnement ouvert (à l'air libre). Une combinaison entre les déchets externes et l'humidité produit un pont à haute résistance entre le fil et la terre. En raison de la présence de la différence de potentielle, un faible courant circule vers la terre, causant des petites étincelles dans le système d'isolation. À mesure que cette situation progresse, l'isolation se détériore au point où une défaillance de type phase-terre se produit.

1.5.1.2 Court-circuit entre phase du stator

Un court-circuit entre deux spires adjacentes du stator, causé par une détérioration de l'isolant, produit un fort courant et un échauffement du

bobinage provoquant rapidement des courts-circuits entre les spires voisines dans la même phase ou entre phases engendrant des dommages permanents et irréversibles (figure 1.7) [42].

Selon la position du court-circuit qu'il soit proche de l'alimentation et entre phase, il induira des courants très élevés qui peuvent conduire à une fusion totale des conducteurs d'alimentation ou qu'il soit proche du neutre et engendre un déséquilibre sans la fusion des conducteur. Dans ce cas-là, les courants dans les barres et les anneaux augmentent [38].

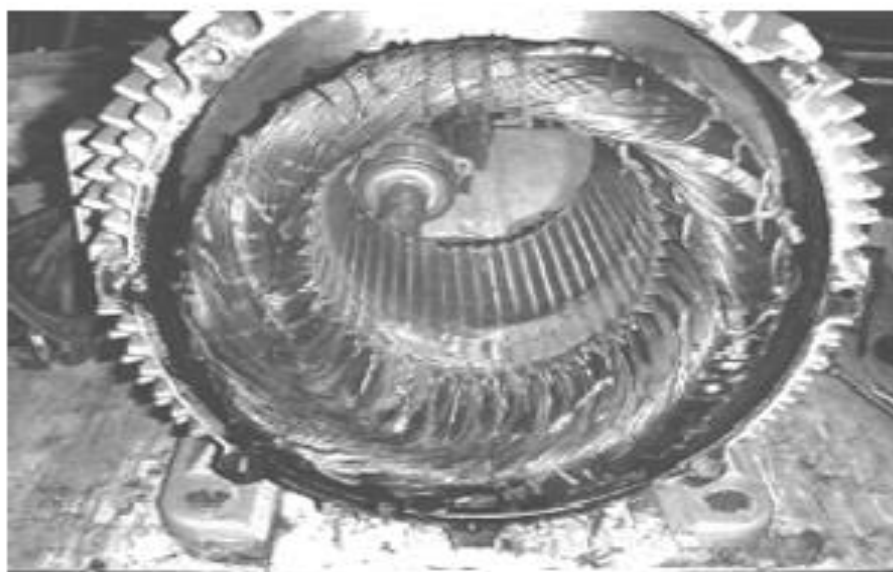


Figure 1.7 La MAS avec court-circuit des spires du stator

1.5.1.3 Court-circuit phase/bâti

Le bâti a généralement un potentiel flottant, mais pour des raisons de liaisons mécaniques, il est souvent relié à la masse. Si le potentiel est flottant, un court-circuit entre l'enroulement et le bâti n'a pas d'importance du point de vue matériel, excepté les effets capacitifs, le bâti prend alors le potentiel de l'enroulement à l'endroit du court-circuit. Par contre, au niveau de la sécurité des personnes, ce type de défaut peut être très dangereux et il est alors nécessaire de mettre en place des dispositifs de protection (disjoncteurs différentiels).

1.5.2 Défauts au niveau du rotor

Les défauts au niveau du rotor se résument selon [43] en plusieurs types donnés par la suite.

1.5.2.1 Cassure de barre rotorique ou bagues de couverture fissurées

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 cause principale de ce type de défaut est une anomalie dans la fabrication de la machine asynchrone, telle qu'une coulée défectueuse et un mauvais assemblage; une autre raison courante est la surintensité due au blocage du rotor [44].

Le craquement ou la cassure d'une barre rotorique, engendre une élévation de la valeur de sa résistance. Ceci empêche la circulation du courant dans la barre cassée et un courant additionnel commence à circuler dans les barres voisines. Par conséquent, la température augmente dans ces barres et elles risquent de se rompre, comme illustré sur la figure 1.8, si cette défaillance n'est pas traitée [45].

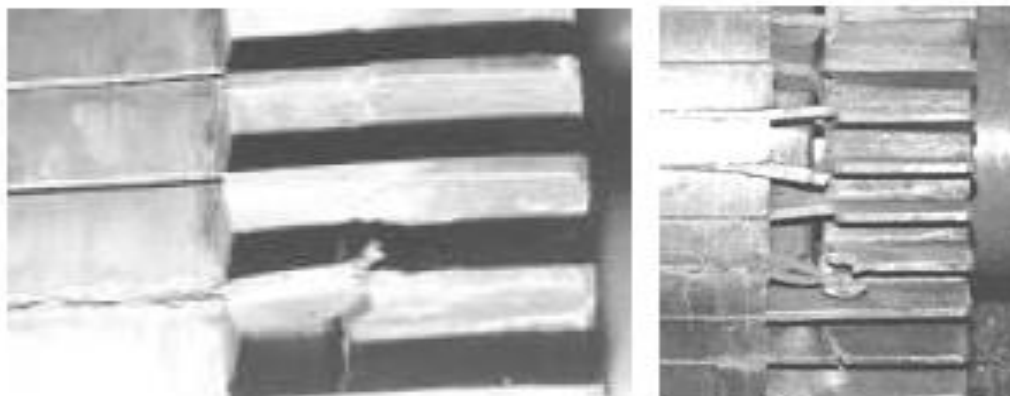


Figure 1.8 Vue sur les barres cassés

1.5.2.2 Défauts de roulement

Les roulements sont composés d'organe externe, organe interne, des organes roulants et un organe de lubrification. Les organes de roulements peuvent être des billes, des rouleaux ou des aiguilles. Les roulements à billes jouent le rôle d'interface électromécanique entre le stator et le rotor. Ils

permettent le maintien de l'axe de la machine afin d'assurer une libre rotation du rotor (figure 1.9) [46].

De manière générale, l'usure d'un roulement présente des défauts d'écaillage des surfaces de contact internes et externes. Un mécanisme d'usure n'intervient jamais seul, mais un ensemble de mécanismes conduit à la dégradation d'un roulement et à la diminution de sa durée de vie. C'est-à-dire la diminution des tours qu'il peut effectuer, en étant soumis à une contrainte spécifique, avant de présenter des défauts. De nombreux facteurs externes aux roulements influent sur leur durée de vie: la présence de charges mécaniques excessives, les défauts de montage, la circulation de courants électriques, la corrosion, la présence de contaminants au sein du roulement, la qualité de la lubrification ou encore la température de fonctionnement [46].

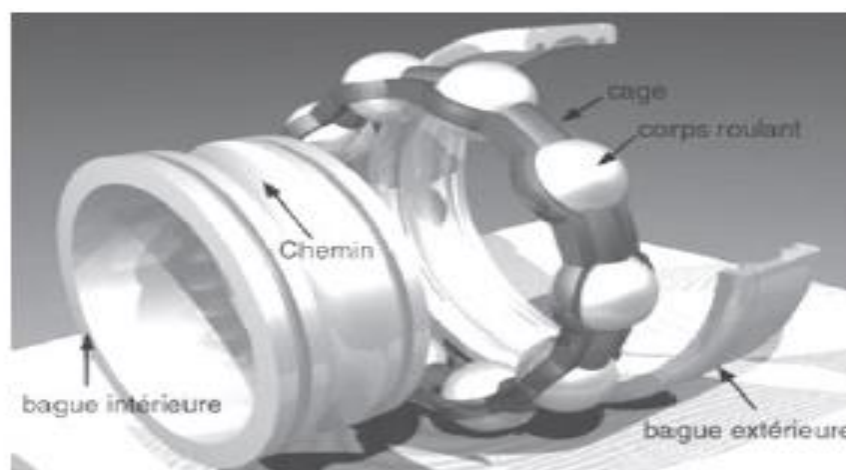


Figure 1.9 Schéma descriptif des éléments composant un roulement

1.5.2.3 Excentricité statique et dynamique

Ce phénomène est appelé excentricité (statique et dynamique) dont l'origine peut être liée à un positionnement incorrect des paliers lors de l'assemblage, à un défaut de roulement (usure), à un défaut de charge, ou à un défaut de fabrication (usinage).

L'excentricité statique est le fait que le rotor soit déplacé du centre de l'alésage stator mais tourne toujours autour de son axe. L'excentricité dynamique, est que le rotor est positionné au centre de l'alésage mais ne tourne plus autour de son axe et finalement l'excentricité qu'on pourrait qualifier de 'mixte', associe les deux cas précédent (figure 1.10). La machine

asynchrone est plus sensible à la variation de la largeur de l'entrefer que d'autres types de machines de même puissance car la largeur de l'entrefer est très petite. L'origine principale de l'excentricité statique et dynamique peut être l'ovalité du noyau du stator, un positionnement inexact du rotor ou du stator au stade de la fabrication, un mauvais positionnement et une usure des roulements, résultant d'une inclinaison de l'arbre du rotor, de l'usure des roulements, d'une résonance mécanique à la vitesse critique...[47]. Au niveau des paliers, le défaut de décentrage des flasques peut être cité, il conduit, généralement, à une excentricité statique.

Ce défaut d'excentricité modifie le comportement magnétique et mécanique de la machine. En effet, l'augmentation de l'excentricité dans l'entrefer induit une augmentation des forces électromagnétiques qui agissent directement sur le noyau statorique ainsi que l'enroulement correspondant. Ceci engendre une dégradation de son isolation. D'autre part, cette augmentation peut avoir comme conséquence des frottements entre le stator et le rotor en raison des forces d'attraction magnétique qui déséquilibrent le système. Ceci donne naissance à des niveaux de vibration considérables dans les enroulements [38].

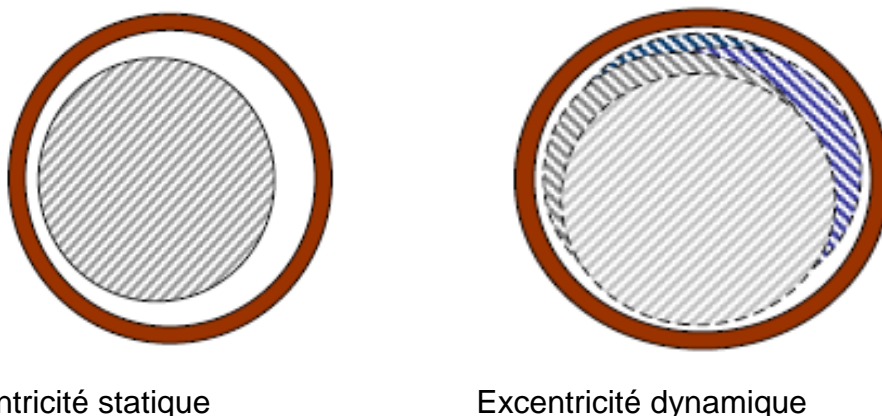


Figure 1.10 Schéma descriptif de l'excentricité statique et dynamique

1.6 Méthodes de diagnostic des défauts dans la machine asynchrone

De nombreuses recherches se sont intéressées à la détection de pannes et au diagnostic de la machine asynchrone. Le diagnostic des défauts nécessite d'obtenir des symptômes caractéristiques du fonctionnement de l'entraînement surveillé et de les analyser pour en déduire l'état du système. L'établissement

des symptômes se fait, souvent, en référence à la connaissance du comportement sain dont on dispose. Plusieurs variétés de méthodes de diagnostic de défauts ont été établies et on peut les classer en deux catégories, les méthodes qui sont basées sur la connaissance du modèle mathématique et les méthodes qui s'en affranchissent, appelées aussi les méthodes à base de signal.

1.6.1 Diagnostic à base de modèles

Soit le système physique décrit par le modèle d'état suivant :

$$\begin{cases} \dot{x} = \Psi(x, u, f, d) \\ y = H(x, u, f, d) \end{cases} \quad (1.1)$$

$x \in \mathcal{R}^n$: le vecteur d'état, $u \in \mathcal{R}^m$: le vecteur d'entrée (commande), $y \in \mathcal{R}^p$: le vecteur de sortie (mesures), f est le vecteur de défauts et d le vecteur des perturbations. La détection de défauts consiste à décider si le système est en défaut ($f \neq 0$) ou non ($f = 0$) et cela quelques soient les perturbations d . Le vecteur de résidus r peut être défini par :

$$\begin{cases} \dot{z} = \Psi_r(x, u, f, d) \\ y = H_r(x, u, f, d) \end{cases} \quad (1.2)$$

r doit décroître rapidement vers zéro en l'absence de défauts et indiquer la présence de défauts dès leur apparition.

$$\begin{cases} r(z, x, u, f, d) = 0 \Leftrightarrow f = 0 \\ f \neq 0 \Leftrightarrow r(z, x, u, f, d) \neq 0 \end{cases} \quad (1.3)$$

L'influence des grandeurs inconnues x et d sur r rend cette relation difficile à satisfaire. Une méthode de découplage, doit alors être utilisée, pour réaliser cette contrainte.

La phase de génération de résidus est une étape primordiale dans la détection de défauts. Les performances du système de diagnostic sont fortement conditionnées par celle-ci. Différentes méthodes de génération de résidus ont été proposées [5-50], elles exploitent le concept de redondance, matérielle ou analytique, qui existe entre les variables.

1.6.1.1 Méthodes à base de modèles

Ces méthodes utilisent la notion de la redondance analytique. En effet, le modèle de la MAS est utilisé pour produire des données qui seront comparées aux mesures relevées sur cette dernière. L'écart est utilisé pour générer les signaux indicateurs de défauts. Trois catégories de méthodes de diagnostic ont été proposées [2-3] :

- La méthode à base d'observateurs,
- La méthode de l'espace de parité,
- La méthode basée sur l'estimation des paramètres.

Approche à base d'observateurs

L'utilisation des observateurs pour la détection de défaut repose sur la reconstruction totale ou partielle du vecteur d'état grâce aux mesures effectuées sur le système surveillé. La différence entre les variables reconstruites et mesurées permet la génération de résidus (figure1.11). Cependant, les signaux d'entrée traduisant les défauts sont des entrées inconnues supposées rester égales à zéro tant qu'il n'y a pas de défauts. Dès qu'un défaut apparaît, ces entrées deviennent non nulles. Le rôle de l'observateur est qu'il doive indiquer la présence de défauts de façon très rapide. Il est aussi exigé de cet indicateur, d'être insensible aux perturbations. Différentes solutions ont été proposées pour accomplir cette tâche. Dans le cas de systèmes linéaires, le choix judicieux de la matrice de gain de l'observateur permet de résoudre ce problème. Une classe particulière d'observateurs consiste à générer des résidus directionnels: il s'agit des filtres de détection de défauts introduits dans [48]. Une autre approche est basée sur l'utilisation de méthodes de découplage direct ou indirect [49]. L'observateur à entrées inconnues avec découplage non linéaire ou linéaire a été proposé pour atteindre cet objectif [4-5-49-50-51]. L'idée principale est d'utiliser une transformation de l'état $z = T(x)$ afin d'obtenir une partie du vecteur d'état, z , dont la dynamique est découplée des entrées inconnues d . Deux étapes sont nécessaires :

- Génération de l'état découplé,
- Synthèse de l'observateur et génération de résidus.

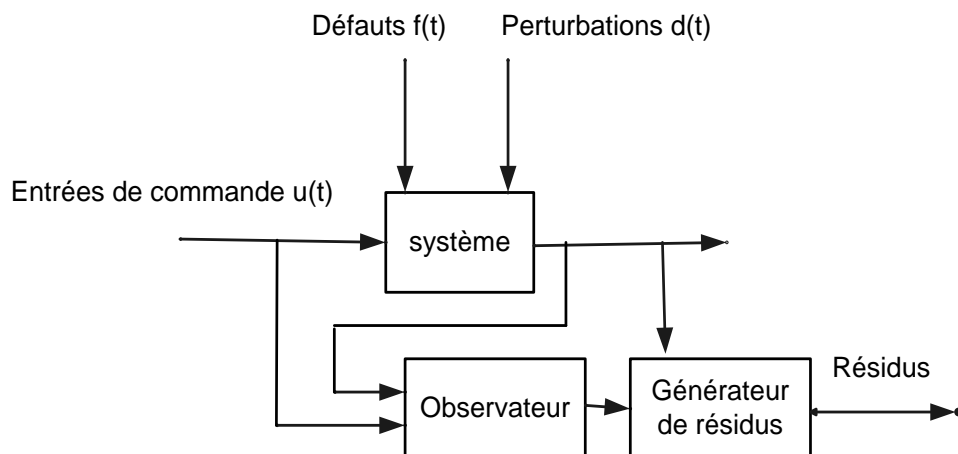


Figure 1.11 Génération de résidus à base d'observateur

Dans le cas des systèmes non linéaires, le découplage des perturbations peut être effectué à l'aide de méthodes analytique [49-52], ou de géométrie différentielle [4-5-53]. La synthèse de l'observateur est ensuite effectuée sur la partie du système découplée vis-à-vis des perturbations. Une approche par estimation du défaut, dans le cas d'un système linéaire, a été proposée par [54]. Une approche par estimation de la perturbation a été proposée dans [53], dans le cas d'un système non linéaire, et pour lequel, il était impossible d'appliquer la méthode proposée dans [4-5]. Dans ces travaux, un observateur non linéaire à modes glissants est utilisé.

Localisation des défauts

Pour résoudre le problème de la localisation des défauts, l'idée est de construire un banc de q observateurs dont chacun est excité par une combinaison judicieusement choisie des entrées et des sorties du système. Chaque vecteur de résidus $r_1(t) \dots r_q(t)$ est alors sensible à un ensemble de défauts. Deux stratégies sont alors retenues :

- La stratégie **DOS** pour « Dedicated Observer Scheme » où un défaut n'influence qu'un seul vecteur de résidus (figure1.12).
- La stratégie **GOS** pour « Generalized Observer Scheme » où un défaut influence tous les vecteurs de résidus sauf un (figure1.15).

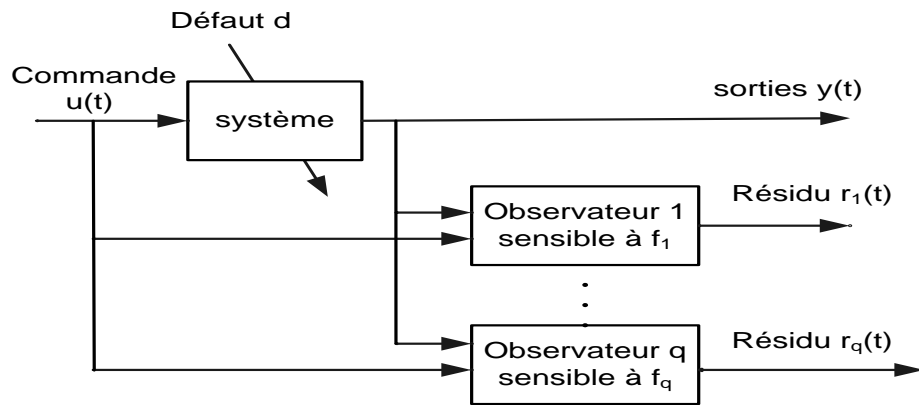


Figure 1.12 Illustration de la stratégie DOS

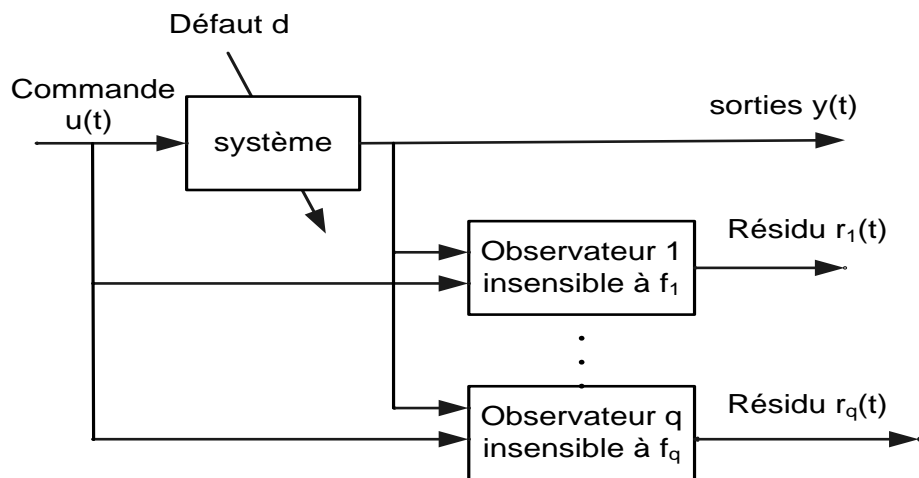


Figure 1.13 Illustration de la stratégie GOS

Les tableaux suivants représentent l'incidence de trois résidus construits avec les deux stratégies. Dans la stratégie DOS, les résidus réagissent (état 1) à un seul défaut et est découplé (état zéro) des autres. Dans la stratégie GOS, le résidu passe à l'état 1 si apparition de tous les défauts sauf un.

Tableau 1.1 Tableau d'incidence des résidus

1. DOS				2. GOS			
	r_1	r_2	r_q		r_1	r_2	r_q
f_1	1	0	0	f_1	0	1	1
f_2	0	1	0	f_2	1	0	1
f_3	0	0	1	f_3	1	1	0

Approche à base de l'estimation paramétrique

Les méthodes d'identification sont largement employées pour déterminer les paramètres d'un système physique, en mesurant les signaux d'entrée-sortie si la structure de base du modèle est connue [2-3-6]. La méthode de détection de défauts à base de modèles paramétriques, repose sur l'hypothèse que les défauts se reflètent dans les paramètres physiques du système. On estime alors un vecteur de paramètres dont la variation à l'extérieur d'une plage de référence représente l'apparition d'un défaut dans le système surveillé (ou plus exactement représente un changement dans les caractéristiques du procédé). Cette variation peut alors être détectée à l'aide d'un test de décision dans l'espace paramétrique.

Soit un système décrit par son équation d'état et de sortie. θ est le vecteur de paramètres inconnus.

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x, u, \theta) \\ y = h(x, u, \theta) \end{cases} \quad (1.4)$$

On considère un ensemble de N données mesurées, acquises avec une période d'échantillonnage T_0 . Le problème est d'estimer le modèle qui explique au mieux ces données, donc de déterminer le vecteur de paramètres θ . Le résidu est défini comme la différence entre la valeur estimée du vecteur de paramètres, $\hat{\theta}_k$, avec sa valeur considérée comme nominale θ_0 :

$$r(k) = \hat{\theta}_k - \theta_0 \quad (1.5)$$

Ou bien, en considérant les sorties mesurée et estimée

$$r(k) = y(k) - h(\hat{\theta}_{k-1}, u(k)) \quad (1.6)$$

Les méthodes d'estimation paramétrique nécessitent l'optimisation d'un critère de performance. Elles doivent respecter deux contraintes très restrictives et fortement corrélées : la persistance de l'excitation et un nombre limité de paramètres à estimer. De plus, le critère de performance est minimisé à l'aide de techniques numériques. L'effort de calcul est donc plus grand, et une application en temps réel n'est, en général, pas envisageable. Ces contraintes limitent leur mise en œuvre. Cependant, elles sont adaptées pour la détection de défauts multiplicatifs [2].

Approche de l'espace de parité

Le principe de cette approche est de transformer les équations du modèle de manière à obtenir des relations appelées relations de redondance analytique (RRA). Ces relations utilisent des grandeurs connues uniquement. L'obtention hors ligne des RRA est un problème général d'élimination de variables dans un système d'équations. Dans le cas linéaire, l'élimination est réalisée par projection dans l'espace de parité. Dans le cas non linéaire, des techniques d'élimination formelles peuvent être mises en œuvre [11-55].

Lorsque le modèle est linéaire, la génération de résidu utilise les RRA dans lesquelles l'action des entrées et de l'état inconnu a été annulée. L'influence des entrées est retranchée directement puisque ces entrées sont connues de même que leur matrice d'action. Comme la matrice d'interaction de l'état sur la sortie (la matrice d'observabilité) est connue, l'influence de l'état est annulée par projection sur l'espace orthogonal à cette matrice d'interaction. En l'absence de défaut, le résidu ainsi obtenu ne reflète que l'action des bruits aléatoires. Si un défaut affecte le système et si sa direction n'est pas colinéaire à celle de l'état, alors son influence se traduira par un changement de la moyenne du résidu. Une structuration du résidu est réalisée ensuite afin de localiser le défaut.

1.6.2 Méthodes sans modèles mathématiques

La base de tout système de diagnostic fiable est la compréhension du comportement électrique, magnétique et mécanique de la MAS dans les cas sains et en présence de défauts. Les méthodes dites 'sans modèles' se basent sur l'analyse des signaux d'acquisitions. Elles ont l'avantage de l'indépendance de l'analyse par rapport aux fluctuations internes du système. D'autre part, l'information contenue dans les signaux, n'étant pas filtrée par la modélisation, reste intacte.

Certaines méthodes sont largement répandues dans l'industrie et incluent : la méthode dite des vecteurs de Park, l'analyse de la signature des courants (MCSA) et l'analyse de la puissance instantanée, l'analyse du couple électromagnétique estimé ou mesuré, l'analyse des vibrations et des bruits acoustiques [7-8-9]. Ces méthodes appliquent les approches classiques du

traitement du signal ou celles, plus modernes de la transformée en ondelette ou de la transformée de Hilbert pour extraire le contenu spectral relatif aux différents défauts [56].

D'autres techniques, plus récentes, appliquent les outils de l'intelligence artificielle pour élaborer des bases de données issues de l'extraction des caractéristiques des défauts selon leurs origines. Elles recueillent les signaux accessibles (courants statoriques, flux de fuite, vibrations), les traitent et appliquent des techniques heuristiques permettant leur classification en vue du diagnostic des défauts [57].

Ces méthodes restent tributaires des problèmes liés au placement de capteurs et au conditionnement des signaux mesurés. En plus, elles n'exploitent pas l'information du côté du rotor à cage d'écureuil, celui-ci étant inaccessible.

1.7 Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté un état de l'art des différentes méthodes de diagnostic. En premier lieu, la terminologie, concernant la maintenance et le diagnostic, utilisée dans ce domaine est donnée.

Les différentes parties qui constituent la machine asynchrone sont brièvement exposées. On a présenté, ultérieurement, les différents défauts pouvant affecter la machine asynchrone et on a montré que le court-circuit des spires du stator est prépondérant dans la MAS; son apparition peut générer très rapidement un effet d'avalanche qui peut être fatal. Ensuite, une classification des méthodes de diagnostic de la MAS est donnée selon le type de la description de la MAS surveillée, sans ou avec modèle analytique.

Chapitre 2

2. MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE AVEC PRISE EN COMPTE DES DEFAUTS STATORIQUES

Dans ce chapitre, un développement du modèle de la machine asynchrone saine est effectué, puis deux modèles qui prennent en compte le court-circuit des spires statorique sont présentés.

Différents types de modèles de la MAS ont été proposés dans la littérature. Trois catégories d'approches de modélisation ont été proposées. La première catégorie est basée sur la théorie des circuits électriques ou des circuits magnétiques. Ces modèles sont développés en considérant que le stator et le rotor d'une MAS sont formés par des circuits inductifs mutuellement couplés. La seconde catégorie utilise les éléments finis pour représenter la MAS. Elle est basée sur le calcul de la distribution du champ magnétique à l'intérieur de la MAS, en utilisant sa géométrie exacte et ses caractéristiques magnétiques. La troisième catégorie de modèles est basée sur une représentation d'état; modifiée par l'introduction de termes prenant en considération les défauts [26].

Le diagnostic du processus physiques nécessite la connaissance de son modèle. L'information fournie par le modèle est comparée aux mesures prélevées sur le processus et toute inconsistance entre ces deux grandeurs peut servir de base pour réaliser le diagnostic. Le modèle de la MAS en présence de défauts de courts circuits de spires statoriques permet d'analyser son comportement lors de l'occurrence de défauts, tout en évitant la nature destructive des courts circuits.

2.1 Modélisation de la machine asynchrone sans défaut

La modélisation de la machine asynchrone est effectuée en tenant compte des hypothèses simplificatrices suivantes [58].

- Perméabilité relative du fer très grande.

- Distribution sinusoïdale de la force magnétomotrice statorique.
- Exclure la saturation, l'effet pelliculaire est considéré nul et les courants de Foucault négligeables hors des barres rotoriques.
- Le rotor est assimilé à trois bobines identiques déphasés de $\frac{2\pi}{3}$ et en courts-circuits.

Les équations électriques et magnétiques, statoriques et rotoriques, dans le repère triphasé abc (figure 2.1) sont données respectivement par les équations (2.1) et (2.2).

$$\begin{cases} V_{abcs} = R_s I_{abcs} + \frac{d}{dt} \phi_{abcs} \\ V_{abcr} = R_r I_{abcr} + \frac{d}{dt} \phi_{abcr} = 0 \end{cases} \quad (2.1)$$

$$\begin{cases} \phi_{abcs} = M_{ss} I_{abcs} + M_{sr} I_{abcr} \\ \phi_{abcr} = M_{rr} I_{abcr} + M_{rs} I_{abcs} \end{cases} \quad (2.2)$$

Avec :

$$V_{abcs} = [v_{as} \quad v_{bs} \quad v_{cs}]^T; I_{abcs} = [i_{as} \quad i_{bs} \quad i_{cs}]^T; \phi_{abcs} = [\varphi_{as} \quad \varphi_{bs} \quad \varphi_{cs}]^T;$$

$$V_{abcr} = [v_{ar} \quad v_{br} \quad v_{cr}]^T = [0]; I_{abcr} = [i_{ar} \quad i_{br} \quad i_{cr}]^T; \phi_{abcr} = [\varphi_{ar} \quad \varphi_{br} \quad \varphi_{cr}]^T$$

$$R_s = r_s \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}; L_{s\sigma} = l_s \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$M_s = M \begin{pmatrix} 1 & -0.5 & -0.5 \\ -0.5 & 1 & -0.5 \\ -0.5 & -0.5 & 1 \end{pmatrix}; M_{ss} = M_s + L_{s\sigma} = \begin{pmatrix} L_s & m_{ss} & m_{ss} \\ m_{ss} & L_s & m_{ss} \\ m_{ss} & m_{ss} & L_s \end{pmatrix}$$

$$R_r = r_r \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}; L_{r\sigma} = l_r \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$M_{sr} = M \begin{pmatrix} \cos \theta & \cos \left(\theta + \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \left(\theta - \frac{2\pi}{3} \right) \\ \cos \left(\theta - \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \theta & \cos \left(\theta + \frac{2\pi}{3} \right) \\ \cos \left(\theta + \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \left(\theta - \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \theta \end{pmatrix}; M_{rs} = M_{sr}^T$$

$$M_r = M \begin{pmatrix} 1 & -0.5 & -0.5 \\ -0.5 & 1 & -0.5 \\ -0.5 & -0.5 & 1 \end{pmatrix}; M_{rr} = M_r + L_{r\sigma} = \begin{pmatrix} L_r & m_{rr} & m_{rr} \\ m_{rr} & L_r & m_{rr} \\ m_{rr} & m_{rr} & L_r \end{pmatrix}$$

Avec: r_s et r_r : sont respectivement la résistance du stator et du rotor au niveau de chaque phase.

M_{ss}, M_{rr} : sont les matrices des inductances propres et mutuelles entre phases statoriques et rotoriques respectivement.

M_{sr} et M_{rs} sont les matrices des inductances mutuelles entre phases statoriques et rotoriques.

l_s est l'inductance de fuite d'un enroulement réel du stator. l_r est l'inductance de fuite d'un enroulement fictif du rotor.

$L_{s\sigma}, L_{r\sigma}$ sont respectivement les matrices d'inductance de fuite du stator et du rotor.

M_s : est la matrice des inductances mutuelle.

m_{ss} : Inductance entre enroulements statoriques.

M_r : sont les matrices de l'inductance mutuelle.

m_{rr} : Inductance entre enroulement rotoriques.

M : Inductance mutuelle maximale entre une phase du stator et une phase de rotor.

Dans le cas d'un fonctionnement ordinaire de la MAS les matrices R_s , R_r , M_{ss} et M_{rr} sont constantes et les matrices M_{sr} et M_{rs} sont variables car fonction de l'angle de rotation θ .

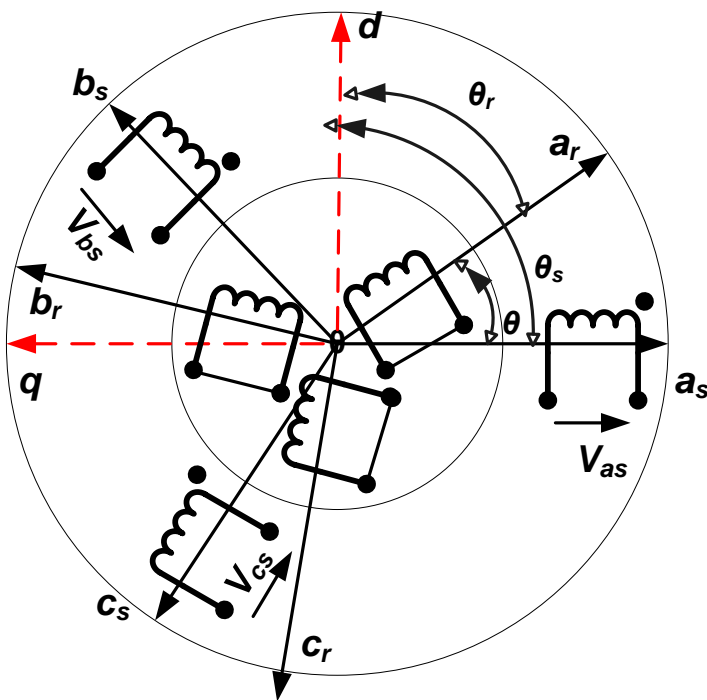


Figure 2.1 Schéma descriptif des phases statoriques et rotoriques de la MAS

θ : est l'angle entre le stator et le rotor.

θ_s : est l'angle entre le stator (le rotor) et l'axe directe (d).

θ_r : est l'angle entre le rotor et l'axe directe (d).

$\omega_s = \frac{d\theta_s}{dt}$: vitesse angulaire du repère (d q) par rapport aux axes du stator.

$\omega_r = \frac{d\theta_r}{dt}$: vitesse angulaire du repère (d q) par rapport aux axes rotoriques.

$\Omega = \frac{\omega}{p}$: La vitesse mécanique du rotor

Avec: $\omega = \omega_s - \omega_r$, p le nombre de pair de pôle de la MAS

2.2 Modélisation de la MAS dans le repère de Park

Dans le repère triphasé, le modèle de la MAS est à coefficients variables. La transformation de Park appliquée au modèle triphasé, permet d'obtenir un modèle d'état à coefficients constants dans le repère biphasé (d q), (figure 2.1).

La matrice de transformation de Park donnée par l'équation (2.3) est appliquée au modèle triphasé de la MAS. On choisit les axes (d, q) liés au stator pour une meilleure simplification du modèle de la MAS. Par conséquence $\theta_s = 0$ et $\theta_r = -\theta$.

$$P(\alpha) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{pmatrix} \cos \alpha & \cos \left(\alpha - \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \left(\alpha + \frac{2\pi}{3} \right) \\ -\sin \alpha & -\sin \left(\alpha - \frac{2\pi}{3} \right) & -\sin \left(\alpha + \frac{2\pi}{3} \right) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{pmatrix} \quad (2.3)$$

$\alpha = \theta_s$ et $\alpha = \theta_r$ pour les grandeurs statoriques et rotoriques respectivement. La matrice de transformation de Park P étant orthonormée son inverse est égal à sa transposée. Soit la relation faisant intervenir la transformation de Park reliant le vecteur des variables d'état du modèle triphasé et biphasé représentée par :

$$X_{dqo} = P(\alpha)X_{abc} \Leftrightarrow X_{abc} = P^{-1}(\alpha)X_{dqo} = P^T(\alpha)X_{dqo} \quad (2.4)$$

Pour les vecteurs des variables d'état du modèle triphasé et biphasé de la MAS:

$$X_{dqos} = P(\theta_s)X_{abcs} \Rightarrow \begin{cases} I_{dqos} = P(\theta_s)I_{abcs} \\ V_{abcs} = P(\theta_s)V_{dqo} \end{cases}$$

$$X_{dqor} = P(\theta_r)X_{abcr} \Rightarrow \phi_{dqos} = P(\theta_r)\phi_{abcr}$$

Le modèle d'état de la MAS dans le repère (d, q) obtenu par le changement de variable (2.4) appliqué aux relations (2.1) est donné sous la forme matricielle suivante:

$$\frac{d}{dt} \begin{pmatrix} I_{dqs} \\ \phi_{dqr} \end{pmatrix} = A \begin{pmatrix} I_{dqs} \\ \phi_{dqr} \end{pmatrix} + BV_{dq} \quad (2.5)$$

$$A = \begin{pmatrix} -\frac{L_r^2 r_s + M^2 r_r}{\sigma L_s L_r^2} & 0 & \frac{r_r M}{\sigma L_s L_r^2} & p \frac{M}{\sigma L_s L_r} \Omega \\ 0 & -\frac{L_r L_s + M^2 r_r}{\sigma L_s L_r^2} & -p \frac{M}{\sigma L_s L_r} \Omega & \frac{r_r M}{\sigma L_s L_r^2} \\ \frac{R_r M}{L_r} & 0 & -\frac{R_r}{L_r} & -p \Omega \\ 0 & \frac{R_r M}{L_r} & p \Omega & -\frac{R_r}{L_r} \end{pmatrix} \quad (2.6)$$

$$B = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$I_{dqs} = (I_{ds} \ I_{qs})^T, \phi_{dqr} = (\varphi_{dr} \ \varphi_{qr})^T, V_{dq} = (V_{ds} \ V_{qs})^T$$

$$\sigma = 1 - \frac{M^2}{l_s l_r}; \text{ est le coefficient de dispersion de Blondel.}$$

La MAS étant équilibrée, les grandeurs homopolaires sont nulles est le modèle est réduit à une dimension de (4×4) .

L'équation mécanique est exprimée par l'équation (2.7).

$$J \frac{d\Omega}{dt} = C_e - C_r - f_v \Omega \quad (2.7)$$

Avec : C_e est le couple électromagnétique.

C_r : le couple de charge.

J : le moment d'inertie du rotor et de le charge.

f_v : le coefficient de frottement visqueux.

Ω : la vitesse mécanique.

Le couple électromagnétique est déduit de l'expression de la Co-énergie [58].

$$W_{co} = \frac{1}{2} I^T L(\theta) I \quad (2.8)$$

Avec: $I = \begin{bmatrix} I_s \\ I_r \end{bmatrix}$, $L(\theta) = \begin{bmatrix} 0 & M_{sr} \\ M_{rs} & 0 \end{bmatrix}$.

On en déduit le couple qui agit sur le rotor :

$$C_e = p \frac{\partial W_{co}}{\partial \theta} \Big|_{I_s, I_r \text{ const}} = \frac{p}{2} I^T \frac{dL(\theta)}{d\theta} I = \frac{p}{2} I^T \begin{pmatrix} 0 & \frac{\partial}{\partial \theta} M_{sr} \\ \frac{\partial}{\partial \theta} M_{rs} & 0 \end{pmatrix} I \quad (2.9)$$

Dans le repère de Park lié au stator et en fonction du vecteur des variables d'état choisi, le couple électromagnétique est donné par l'équation :

$$C_e = \frac{M}{L_r} p (\varphi_{dr} I_{qs} - \varphi_{qr} I_{ds}) \quad (2.10)$$

2.3 Modélisation de la MAS avec défauts de courts circuits de spires

La modélisation de la machine asynchrone en présence de défauts, permet d'analyser l'effet de ces anomalies sur l'évolution des signaux électriques, magnétiques et mécaniques. Le défaut a pour effet de détruire la symétrie du modèle de la MAS saine. En effet, la propagation de l'effet du défaut ne se fait pas de façon isotrope pour les trois phases. La modélisation joue un rôle crucial dans le diagnostic du défaut fondé sur les observateurs.

Dans cette partie, un modèle mathématique de la MAS qui prend en compte un défaut de court-circuit au niveau des trois phases statorique est développé. Il est obtenu en introduisant, dans les matrices des résistances et inductances statoriques, le facteur du défaut de court-circuit f_i donné dans l'équation (2.12) [13-27-29-30-59].

En désignant le nombre de spires en court-circuit par phase par: n_{cca} , n_{ccb} , n_{ccc} et désignant par n_s le nombre total de spire par phase. On désigne par n_i le rapport du nombre de spires en court-circuit au nombre total de spires.

$$n_a = \frac{n_{cca}}{n_s}, n_b = \frac{n_{ccb}}{n_s}, n_c = \frac{n_{ccc}}{n_s} \quad (2.11)$$

Pour chaque phase, A, B ou C, on introduit un coefficient supplémentaire f_i appelé facteur de défaut de court-circuit de spires du stator. f_i est aussi le

rapport de spires encore en service au nombre total de spires. Il est défini par :

$$f_i = 1 - n_i \Leftrightarrow f_i = \frac{n_s - n_{cci}}{n_s}, \quad i = a, b, c \quad (2.12)$$

Le facteur de défaut f_i peut varier entre 0 et 1. Dans le cas où la machine asynchrone est saine $f_i = 1$ et si un court-circuit statorique se produit $f_i < 1$.

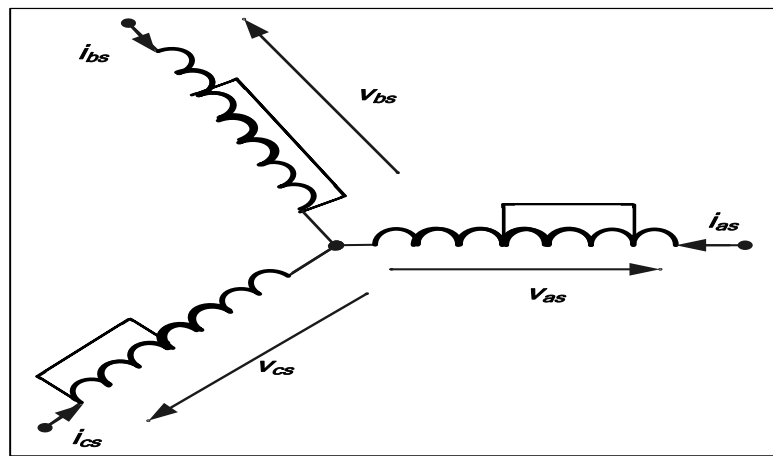


Figure 2.2 Schéma descriptif des phases statoriques de la MAS en court-circuit

Les matrices résistance et inductance statoriques ainsi que la matrice des inductances mutuelles de la MAS dans le repère triphasé, sont exprimés en fonction des facteurs de défaut f_i comme suit :

$$R_s = r_s \begin{pmatrix} f_a & 0 & 0 \\ 0 & f_b & 0 \\ 0 & 0 & f_c \end{pmatrix};$$

$$L_{s\sigma} = l_{s\sigma} \begin{pmatrix} f_a^2 & 0 & 0 \\ 0 & f_b^2 & 0 \\ 0 & 0 & f_c^2 \end{pmatrix}; M_s = M \begin{pmatrix} f_a^2 & -0.5f_a f_b & -0.5f_a f_c \\ -0.5f_b f_a & f_b^2 & -0.5f_b f_c \\ -0.5f_c f_a & -0.5f_c f_b & f_c^2 \end{pmatrix}$$

$$M_{ss} = M_s + L_{s\sigma}$$

$$M_{sr} = M \begin{pmatrix} f_a c_1 & f_a c_2 & f_a c_3 \\ f_b c_3 & f_b c_1 & f_b c_2 \\ f_c c_2 & f_c c_3 & f_c c_1 \end{pmatrix}$$

Avec : $c_1 = \cos(\theta)$; $c_2 = \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right)$; $c_3 = \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right)$

θ : est l'angle entre le stator et le rotor.

En substituant ces relations dans les équations (2.1) et (2.2), on obtient, après calcul, un modèle triphasé de la MAS qui est exprimé en fonction des trois facteurs de défaut comme suit:

$$\begin{pmatrix} \frac{dI_{abcs}}{dt} \\ \frac{d\phi_{abcr}}{dt} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_1 & A_2 \\ A_3 & A_4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_{abcs} \\ \phi_{abcr} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} B \\ 0_3 \end{pmatrix} V_{abcs} \quad (2.13)$$

Avec: $I_{abcs} = [i_{as} \quad i_{bs} \quad i_{cs}]^T$; $\phi_{abcr} = [\varphi_{ar} \quad \varphi_{br} \quad \varphi_{cr}]^T$

$$\begin{aligned} A_1 &= (M_{ss} - M_{sr}M_{rr}^{-1}M_{rs})^{-1}(\dot{M}_{sr}M_{rr}^{-1}M_{rs} + M_{sr}M_{rr}^{-1}R_rM_{rr}^{-1}M_{rs} + M_{sr}M_{rr}^{-1}\dot{M}_{rs} - \\ &R_s). \quad A_2 = (M_{ss} - M_{sr}M_{rr}^{-1}M_{rs})^{-1}(-\dot{M}_{sr}M_{rr}^{-1} + M_{sr}M_{rr}^{-1}R_rM_{rr}^{-1}). \quad A_3 = R_rM_{rr}^{-1}M_{rs}. \\ A_4 &= -R_rM_{rr}^{-1}. \quad B = (M_{ss} - M_{sr}M_{rr}^{-1}M_{rs})^{-1}. \end{aligned}$$

L'équation du couple électromagnétique est déduite de l'équation (2.9). Elle est exprimée en fonction des facteurs de défaut par :

$$\begin{aligned} C_e &= \left(\frac{\sqrt{3}M}{3M + 2M_{rr}} \right) (f_b I_{bs}(-\varphi_{cr} + \varphi_{ar}) + f_c I_{cs}(-\varphi_{ar} + \varphi_{br}) \\ &+ f_a I_{as}(-\varphi_{br} + \varphi_{cr})) \end{aligned} \quad (2.14)$$

Le modèle de la MAS, ainsi obtenu est à coefficients variables et n'est pas symétrique. Une transformation de similitude basé sur la matrice $T(\theta)$, donnée ci-dessous, permet de s'affranchir de θ .

$$T(\theta) = \begin{pmatrix} P_0 & 0_3 \\ 0_3 & P_1(\theta) \end{pmatrix} \quad (2.15)$$

P_0 est la matrice de Concordia et P_1 est matrice variable dans le temps définie ci-dessous.

$$P_0 = \sqrt{\frac{1}{6}} \begin{pmatrix} 2 & -1 & -1 \\ 0 & \sqrt{3} & -\sqrt{3} \\ \sqrt{2} & \sqrt{2} & \sqrt{2} \end{pmatrix}; P_1 = \frac{1}{3} \begin{pmatrix} c_1 & c_2 & c_3 \\ s_1 & s_2 & s_3 \\ 3 & 3 & 3 \\ \frac{2\sqrt{2}}{3} & \frac{2\sqrt{2}}{3} & \frac{2\sqrt{2}}{3} \end{pmatrix} \quad (2.16)$$

$$\text{Avec : } c_1 = \cos(\theta); c_2 = \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right); c_3 = \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right)$$

$$s_1 = \sin(\theta); s_2 = \sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right); s_3 = \sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right)$$

La matrice de La matrice de transformation T est inversible et le vecteur d'état transformé est donné par :

$$X = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I_{ds}^* \\ I_{qs}^* \\ \Phi_{dr}^* \\ \Phi_{qr}^* \\ \Phi_{or}^* \end{pmatrix} = T \begin{pmatrix} I_{abcs} \\ \phi_{abcr} \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{pmatrix} I_{abcs} \\ \phi_{abcr} \end{pmatrix} = T^{-1} \begin{pmatrix} I_{ds}^* \\ I_{qs}^* \\ \Phi_{dr}^* \\ \Phi_{qr}^* \\ \Phi_{or}^* \end{pmatrix} \quad (2.17)$$

Le diagnostic de la MAS étant l'objectif de ce travail, le repère est choisi lié au stator ($\theta_s = 0$) pour conserver la forme des différents signaux électriques et magnétiques. Le modèle obtenu par l'application de cette transformation sur l'équation (2.13) est donné par l'équation (2.18):

$$\begin{cases} \dot{X}(t) = f(X(t), f_i, U(t)) = f_1(X(t), f_i)X(t) + g(f_i)V_{dqs}(t) \\ Y(t) = CX(t) \end{cases} \quad (2.18)$$

$$\text{Avec: } f_1 = \begin{pmatrix} P_0 A_1 P_0^{-1} & P_0 A_2 P_1^{-1} \\ P_1 A_3 P_0^{-1} & P_1 A_4 P_1^{-1} - P_1 \dot{P}_1^{-1} \end{pmatrix}$$

$$g(f_i) = \begin{pmatrix} P_0 B_0 P_0^{-1} \\ 0_3 \end{pmatrix} \text{ et } C = (I_3 \quad 0_3).$$

La troisième composante du courant (courant homopolaire) est nulle car $I_{os} = I_{as} + I_{bs} + I_{cs} = 0$.

L'équation différentielle de la troisième composante magnétique ne dépend pas des autres variables. Le flux homopolaire n'apporte pas d'information sur l'état de fonctionnement de la MAS et le modèle est réduit à une dimension de (4×4) avec le vecteur d'état X suivant.

$$X = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix} = (I_{ds}^* \quad I_{qs}^* \quad \Phi_{dr}^* \quad \Phi_{qr}^*)^T$$

$$\begin{cases} \dot{X}(t) = \begin{pmatrix} A_{1T} & A_{2T} \\ A_{3T} & A_{4T} \end{pmatrix} X(t) + \begin{pmatrix} B_T \\ 0_2 \end{pmatrix} V_{dqs}(t) \\ Y(t) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} X(t) \end{cases} \quad (2.19)$$

Les matrices du modèle transformé de la MAS (2.19) sont données en appendice C.

2.4 Modélisation de la MAS avec un défaut sur une phase du stator

Le modèle de la MAS en fonction du facteur défaut f_a sur la phase A, donné par (2.20) est déduit du modèle (2.19) pour $f_b = f_c = 1$.

$$\begin{cases} \dot{x}_1(t) = \alpha_0 x_1 + \alpha_1 x_3 + \alpha_2 \Omega x_4 + \beta_1 v_{ds} \\ \dot{x}_2(t) = \alpha_3 x_2 + \alpha_4 \Omega x_3 + \alpha_5 x_4 + \beta_2 v_{qs} \\ \dot{x}_3(t) = \alpha_6 x_2 + \alpha_7 x_3 - \Omega x_4 \\ \dot{x}_4(t) = \alpha_8 x_2 + \Omega x_3 + \alpha_7 x_4 \end{cases} \quad (2.20)$$

$$\text{Avec: } X = (x_1 \quad x_2 \quad x_3 \quad x_4)^T = (I_{ds}^* \quad I_{qs}^* \quad \Phi_{dr}^* \quad \Phi_{qr}^*)^T$$

et $\alpha_0 = q_0 + \sqrt{2}q_1 f_a + \sqrt{2} \frac{q_2}{f_a}$; $\alpha_1 = q_3 \left(1 + \frac{2}{f_a}\right)$; $\alpha_2 = \frac{q_4}{3} \left(1 + \frac{2}{f_a}\right)$; $\alpha_3 = q_3$;
 $\alpha_4 = -q_4$; $\alpha_5 = 3q_4$ $\alpha_6 = q_{11} + 2q_{11} f_a$, $\alpha_7 = q_{12}$, $\alpha_8 = 3q_{11}$, $\beta_1 = t_1 + 2\sqrt{2}t_2 \frac{1}{f_a} +$
 $\sqrt{2}t_3 \frac{1}{f_a^2}$, $\beta_2 = t_1 - t_2$ sont présentés en appendice C.

Le couple électromagnétique produit par la MAS dans le cas d'un défaut sur une seule phase donné par (2.21) est déduit de l'équation (2.14).

$$C_e = \frac{Mp}{3M + 2l_r} (3 x_2 x_4 - (2f_a + 1)x_1 x_4) \quad (2.21)$$

Et la vitesse mécanique est exprimée par:

$$J \frac{d\Omega}{dt} = C_e - f_v \Omega - C_r \quad (2.22)$$

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre on a présenté trois modèles de la MAS utiles pour atteindre l'objectif de notre travail. En premier lieu, le modèle de la MAS saine est développé dans le repère triphasé puis dans le repère de Park.

La modélisation de la MAS en présence de court-circuit dans les spires statorique sur les trois phases est développée. Le modèle est fonction du facteur de défaut qui est le taux de spires en fonctionnement normal par rapport au nombre de spire d'une phase. Il sera la base pour l'élaboration de la méthode de diagnostic par commutation proposée ultérieurement.

Un modèle de la MAS avec un défaut de court-circuit sur une seule phase statorique déduit, sera en particulier utilisé dans le développement et l'implémentation de la méthode de diagnostic proposée et exposée par la suite.

Chapitre 3

3. SYNTHÈSE D'OBSERVATEURS

L'approche de diagnostic des systèmes basée sur les observateurs est une des méthodes les plus répandues. Son principe général est de concevoir un système dynamique permettant de donner une image, ou estimation, de certaines variables, ou combinaisons de variables, nécessaires pour la détection des défauts et le diagnostic. Cette méthode nécessite une connaissance précise du modèle mathématique du système. Il est alors nécessaire, à l'aide des variables d'entrées et de sorties du système de reconstruire les variables d'état non mesurées pour générer des résidus qui permettent le diagnostic.

Un observateur est un système dynamique que l'on peut appeler capteur logiciel, puisqu'il est souvent implanté sur ordinateur afin de reconstituer ou d'estimer en temps réel l'état courant d'un système, à partir des mesures disponibles, des entrées du système et une connaissance à priori du modèle [1]. Il permet alors de suivre l'évolution de l'état du système.

Le système doit à la base vérifier la condition d'observabilité. Le critère de Kalman d'observabilité est une condition utilisée pour les systèmes linéaires. D'autres critères comme le critère du rang sont appliqués pour les systèmes non-linéaires.

Dans ce chapitre, les observateurs linéaires et non-linéaires sont présentés. On débute par l'observateur de Luenberger, le filtre de Kalman (FK) et le filtre de Kalman adaptatif (FKA) et on termine par le filtre de Kalman étendu (FKE).

3.1. Observabilité des systèmes

La notion d'observabilité est essentielle lorsqu'on va procéder à l'élaboration d'observateurs. Un système est dit observable, s'il est possible de reconstruire l'état initial à partir de ses entrées et ses sorties seulement, pendant un intervalle de temps fini $[t_i; t_f]$.

Les systèmes dynamiques sont représentés par le modèle d'état suivant:

$$\begin{cases} \dot{X}(t) = f(X(t), U(t)) \\ Y(t) = h(X(t)) \end{cases} \quad (3.1)$$

Les fonctions f et h sont des champs de vecteurs, supposés de classe \mathbb{C}^∞ (suffisamment continûment dérivables). L'entrée U est localement bornée et mesurable.

L'observabilité du système est caractérisée par le fait qu'à partir de la sortie mesurée, il faut être capable de distinguer les différents états initiaux. L'observabilité est donc définie à partir de la notion d'indiscernabilité dont la définition est comme suit [60-61] :

Indiscernabilité : deux états initiaux $X_1(t_0) = X_{10}$ et $X_2(t_0) = X_{20}$ du système non linéaire (3.1) sont dits indiscernables sur l'intervalle de temps $[t_0, t_1]$ si, pour toute entrée $u(t)$, leurs sorties respectives $y_1(t)$ et $y_2(t)$ sont identiques sur cet intervalle.

Cette notion d'indiscernabilité de deux états initiaux nous permet de donner la définition suivante de l'observabilité :

Observabilité : Le système (3.1) est dit observable s'il n'existe pas de couple d'états initiaux distincts $\{ X_1(t_0) = X_{10}, X_2(t_0) = X_{20} \}$ indiscernables.

Il faut noter aussi que l'observabilité dépend souvent de l'entrée, parce que certaines entrées ne permettent pas de discerner tout couple d'états initiaux distincts.

Il existe en général des entrées dites singulières, pour lesquelles le système n'est pas observable. La recherche de ces entrées pour un système donné est encore un problème largement ouvert.

Entrée universelle : Une fonction d'entrée est dite universelle sur l'intervalle $[0, t]$ si tout couple d'états initiaux distincts peut être discernable sur l'intervalle $[0, t]$, lorsque le système est excité par U .

Entrée singulière : Une entrée non universelle sera dite entrée singulière.

Dans le cas où le système est dépourvu d'entrées singulières, il est appelé système uniformément observable.

Système uniformément observable : Un système dont toutes les entrées sont universelles est dit uniformément observable, c'est à dire, observable pour toute entrée.

3.1.1 Observabilité des systèmes linéaires

Soit le système linéaire décrit par le modèle d'état suivant :

$$\begin{cases} \dot{X}(t) = AX(t) + BU(t) \\ Y(t) = CX(t) \end{cases} \quad (3.2)$$

Avec : $X(t) \in R^n$: vecteur des variables d'état.

$U(t) \in R^m$: vecteur d'entrée.

$Y(t) \in R^p$: vecteur de sortie (signaux mesurés).

La notion d'observabilité se réduit, dans le cas des systèmes linéaires, à vérifier le critère de Kalman.

- Le critère de Kalman

Le critère de Kalman fait intervenir la matrice d'état A et la matrice de sortie C .

Le système d'équations d'état et de mesure (3.2) où $A \in R^{n \times n}$, $C \in R^{p \times n}$ est observable si et seulement si la matrice d'observabilité, O , est de rang égal à n , et n représente la dimension de l'espace d'état [63] .

Cela implique que le système est complètement observable si et seulement si :

$$\text{rang}(O) = \text{rang} \left[\begin{pmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{n-1} \end{pmatrix} \right] = n \quad (3.3)$$

Cette propriété indique que pour un système linéaire, l'observabilité est indépendante de l'entrée.

3.1.2 Observabilité des systèmes non linéaires

En général, contrairement aux systèmes linéaires, l'observabilité d'un système non linéaire ne suffit pas pour la synthèse d'un observateur. Une telle synthèse doit prendre en compte le problème des entrées [60-61-62].

On constate que l'étude des propriétés des entrées pour un système physique donné est de grande importance pour la synthèse d'un observateur.

L'espace $dO(X_0)$ (c'est-à-dire évalué en X_0) caractérise l'observabilité faible locale en X_0 du système décrit par (3.1).

Le système (3.1) est dit satisfaisant la condition de rang d'observabilité en X_0 , si :

$$\dim dO(X_0) = n \quad (3.4)$$

Le système (3.1) satisfait la condition de rang d'observabilité si, pour tout $X \in R^n$:

$$\dim dO(X) = n \quad (3.5)$$

Soit le système précédent (3.1), l'espace d'observabilité (l'espace O), est défini par le plus petit espace vectoriel contenant les sorties h_1, h_2, \dots, h_p et qui soit fermé sous l'opération de la dérivation de Lie par rapport au champ de vecteur $f(X, U)$, U étant fixe.

On note dO l'espace des différentielles des éléments de O .

Dérivée de Lie : pour tout U , notons par f_u le champ de vecteur défini par $f_u(X) = f(X, U)$. Si φ est une fonction différentiable, la dérivée de Lie de φ par rapport à f_u est notée par $L_{f_u}(\varphi)$.

Dans un système de coordonnées (X_1, X_2, \dots, X_n) le champ s'écrit :

$$f_u = \sum_{i=1}^n \frac{\partial}{\partial X_i} \quad (3.6)$$

$$L_{f_u}(\varphi) = \sum_{i=1}^n \frac{\partial \varphi}{\partial x_i} \quad (3.7)$$

Le système (3.1) est génériquement observable si et seulement si :

$$\dim(O) = n \quad (3.8)$$

Cette condition est appelée condition de rang d'observabilité générique.

Supposons que la condition de rang d'observabilité générique soit satisfaite. On peut alors vérifier :

$$\text{rang} \begin{pmatrix} dh \\ dL_f h \\ \vdots \\ dL_f^{n-1} h \end{pmatrix} = n \quad (3.9)$$

L_f étant l'opération de dérivé de Lie.

Cela implique que l'état X peut être déduit de la connaissance de la sortie et d'un nombre fini de ses dérivées. Un critère seulement suffisant est que le Jacobien (3.10) soit de rang plein [8]:

$$\text{rang} \left(\frac{\partial(Y, \dots, Y^{n-1})}{\partial(X_1, \dots, X_n)} \right) = n \quad (3.10)$$

3.2. Etude de l'observabilité de la machine asynchrone sans défauts

Nous allons étudier l'observabilité du modèle de la MAS donné par les équations d'état et de sortie (2.5), dans le cas sans défauts. Deux cas sont considérés. Pour le premier, la vitesse est mesurée. Pour le second cas, elle ne l'est pas.

3.2.1 cas où la vitesse mécanique est mesurée

Soit le modèle de la MAS sans défaut donnée par l'équation (3.11).

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} \begin{pmatrix} I_{dqs} \\ \phi_{dqr} \\ \Omega \end{pmatrix} = A \begin{pmatrix} I_{dqs} \\ \phi_{dqr} \\ \Omega \end{pmatrix} + B \begin{pmatrix} V_{dqo} \\ C_r \end{pmatrix} \\ y = C \begin{pmatrix} I_{dqs} \\ \phi_{dqr} \\ \Omega \end{pmatrix} \end{cases} \quad (3.11)$$

$$A = \begin{pmatrix} \gamma_1 & 0 & \gamma_2 & \gamma_3 \Omega & 0 \\ 0 & \gamma_1 & -\gamma_3 \Omega & \gamma_2 & 0 \\ \gamma_5 & 0 & -\gamma_4 & -p\Omega & 0 \\ 0 & \gamma_5 & p\Omega & -\gamma_4 & 0 \\ -\gamma_6 \varphi_{qr} & \gamma_6 \varphi_{dr} & 0 & 0 & -\gamma_8 \end{pmatrix}; B = \begin{pmatrix} B_1 & 0 & 0 \\ 0 & B_1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\gamma_8 \end{pmatrix} \quad (3.12)$$

$$C = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

On a déterminé l'ensemble $\{l_1, l_2, l_3\} = \{2, 2, 1\} = (I_{ds} \ I_{ds} \ \Omega \ dI_{ds} \ dI_{qs})$ qui donne la matrice d'observabilité O décrite par l'équation (3.11).

$$O = \frac{\partial(Y, \dots, Y^{n-1})}{\partial(I_{ds}, I_{qs}, \varphi_{dr}, \varphi_{qr}, \Omega)} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ \gamma_1 & 0 & \gamma_2 & \gamma_3 \Omega & \gamma_3 \varphi_{qr} \\ 0 & \gamma_1 & -\gamma_3 \Omega & \gamma_2 & -\gamma_3 \varphi_{dr} \end{pmatrix} \quad (3.13)$$

$$\det(O) = \gamma_2^2 + \gamma_3^2 \Omega^2 \quad (3.14)$$

$$\text{Avec : } \gamma_1 = \frac{1}{\sigma L_s} \left(r_s + \frac{M^2}{L_r^2} r_r \right), \gamma_2 = \frac{M r_r}{\sigma L_s L_r^2}, \gamma_3 = \frac{M}{\sigma L_s L_r}; \gamma_4 = \frac{r_r}{L_r}, \gamma_5 = \frac{r_r}{L_r} M, \gamma_6 = \frac{M}{J L_r} p, \gamma_7 = \frac{1}{J}, \gamma_8 = \frac{f_v}{J}; B_1 = \frac{1}{\sigma L_s}, \sigma = 1 - \frac{M^2}{L_s L_r}.$$

Le déterminant de la matrice O donné par l'équation (3.14) n'est jamais nul et la matrice d'observabilité est de rang plein. Le modèle de la MAS est donc localement observable dans le cas de la mesure des courants et de la vitesse Ω . Le modèle de la machine asynchrone en l'absence de défauts est localement observable et on peut estimer ses états en utilisant un observateur.

3.2.2 Cas où la vitesse mécanique n'est pas mesurée

Le calcul du jacobien du modèle de la MAS saine dans le cas où la vitesse mécanique n'est pas mesurée est effectué sous plusieurs formes. Prenons l'exemple de l'ensemble $\{l_1, l_2\} = \{3, 2\} = (I_{ds} \ I_{ds} \ dI_{ds} \ dI_{qs} \ d^2 I_{ds})$ et $\{l_1, l_2\} = \{2, 3\} = (I_{ds} \ I_{ds} \ dI_{ds} \ dI_{qs} \ d^2 I_{qs})$ dont les matrices jacobiennes sont J_1 et J_2 respectivement.

$$C = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$J_1 = \frac{\partial(Y, \dots, Y^{n-1})}{\partial(I_{ds}, I_{qs}, \varphi_{dr}, \varphi_{qr}, \Omega)} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ \gamma_1 & 0 & \gamma_2 & \gamma_3 \Omega & \gamma_3 \varphi_{qr} \\ 0 & \gamma_1 & -\gamma_3 \Omega & \gamma_2 & -\gamma_3 \varphi_{dr} \\ z_1 & z_2 & z_3 & z_4 & z_5 \end{pmatrix} \quad (3.15)$$

Avec:

$$z_1 = \gamma_1^2 - \gamma_3 \gamma_6 \varphi_{qr}^2 + \gamma_2 \gamma_5; \quad z_2 = \gamma_3 (\gamma_5 \Omega + \gamma_6 \varphi_{qr} \varphi_{dr}); \quad z_3 = \gamma_3 (p \Omega^2 + \gamma_6 I_{ds} \varphi_{dr}) + \gamma_2 (\gamma_1 - \gamma_4); \quad z_4 = \gamma_3 ((\gamma_1 - \gamma_4 - \gamma_8) \Omega - \gamma_6 (I_{ds} \varphi_{qr} - I_{qs} \varphi_{dr}) - \gamma_6 I_{ds} \varphi_{qr}) - \gamma_2 p \Omega; \quad z_5 = \gamma_3 (\gamma_5 I_{qs} - \gamma_4 \varphi_{qr} + \varphi_{qr} (\gamma_1 - \gamma_8) + 2p \varphi_{dr} \Omega) - \gamma_2 p \varphi_{qr}$$

$$\begin{aligned} \det(J_1) &= \gamma_3 \gamma_2^2 (\gamma_5 I_{qs} - \gamma_8 \varphi_{qr}) + \Omega (p \varphi_{dr} \gamma_2^2 \gamma_3 - \gamma_8 \varphi_{dr} \gamma_2 \gamma_3^2 \\ &\quad + (2 \gamma_6 I_{ds} \varphi_{qr}^2 - 2 \gamma_6 I_{qs} \varphi_{dr} \varphi_{qr}) \gamma_3^3) \\ &\quad - \gamma_3^2 (2 \gamma_2 \gamma_6 I_{ds} \varphi_{dr} \varphi_{qr} - \gamma_2 \gamma_6 I_{qs} \varphi_{qr}^2 + \gamma_2 \gamma_6 I_{qs} \varphi_{qr}^2) \\ &\quad + \Omega^2 (\gamma_3^3 \gamma_5 I_{qs} - \gamma_2 * \gamma_3^2 p \varphi_{qr}) - \gamma_2^3 p \varphi_{qr} + \gamma_3^3 p \varphi_{dr} \Omega^3 \end{aligned} \quad (3.16)$$

La matrice jacobienne J_2 et son déterminant sont données par les équations suivantes :

$$J_2 = \frac{\partial(Y, \dots, Y^{n-1})}{\partial(I_{ds}, I_{qs}, \varphi_{dr}, \varphi_{qr}, \Omega)} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ \gamma_1 & 0 & \gamma_2 & \gamma_3 \Omega & \gamma_3 \varphi_{qr} \\ 0 & \gamma_1 & -\gamma_3 \Omega & \gamma_2 & -\gamma_3 \varphi_{dr} \\ z_{11} & z_{22} & z_{33} & z_{44} & z_{55} \end{pmatrix} \quad (3.17)$$

$$\begin{aligned} \det(J_2) &= -\gamma_3 \gamma_2^2 \gamma_8 \varphi_{qr} - 2 \gamma_2 \gamma_3^2 \gamma_6 I_{qs} \varphi_{dr} \varphi_{qr} - \gamma_3^3 p \varphi_{qr} \Omega^3 \\ &\quad - \gamma_3^2 \gamma_2 \gamma_6 I_{ds} (\varphi_{qr}^2 + \varphi_{dr}^2) - \gamma_2^3 p \varphi_{dr} \\ &\quad + \Omega^2 (\gamma_3^3 \gamma_5 I_{ds} - \gamma_2 \gamma_3^2 p \varphi_{dr}) + \\ &\quad \Omega (-p \varphi_{qr} \gamma_2^2 \gamma_3 + \gamma_8 \varphi_{qr} \gamma_2 \gamma_3^2 - (2 \gamma_6 \gamma_3^3 I_{qs} \varphi_{dr}^2 + 2 \gamma_6 \gamma_3^3 I_{ds} \varphi_{dr} \varphi_{qr})) \end{aligned} \quad (3.18)$$

Avec:

$$z_{11} = \gamma_1 \gamma_6 \varphi_{dr} \varphi_{qr} - \gamma_3 \gamma_5 \Omega; \quad z_{22} = \gamma_1^2 - \gamma_3 \gamma_6 \varphi_{qr}^2 + \gamma_2 \gamma_5; \quad z_{33} = \gamma_3 (\gamma_8 \Omega + \gamma_6 (I_{ds} \varphi_{qr} - I_{qs} \varphi_{dr}) + \gamma_3 \Omega (\gamma_2 - \gamma_1) + \gamma_2 p \Omega - \gamma_3 \gamma_6 \varphi_{dr});$$

$$z_{44} = \gamma_3 p \Omega^2 + \gamma_2 (\gamma_1 - \gamma_4) + \gamma_3 \gamma_6 (I_{ds} \varphi_{qr}) ; z_{33} = \gamma_3 (\gamma_4 \varphi_{dr} - \gamma_5 I_{ds} + p \varphi_{qr} \Omega) - \gamma_3 \varphi_{dr} (\gamma_1 - \gamma_8) + \gamma_2 p \varphi_{dr} + p \gamma_3 \varphi_{qr} \Omega$$

Les déterminants donnés par les équations (3.16) et (3.18) sont difficiles à analyser. Dans la référence [64], une étude de l'observabilité de la MAS sans la mesure de la vitesse a établi l'existence d'une droite d'inobservabilité.

L'étude de l'observabilité de la MAS saine dans le régime permanent permet d'aboutir à un résultat plus probant.

En utilisant les champs $\{l_1, l_2\} = \{3, 2\} = (I_{ds} \ I_{ds} \ dI_{ds} \ dI_{qs} \ d^2 I_{ds})$ et $\{l_1, l_2\} = \{2, 3\} = (I_{ds} \ I_{ds} \ dI_{ds} \ dI_{qs} \ d^2 I_{qs})$, le calcul des déterminants des matrices J_1 et J_2 aboutit aux résultats suivants:

$$\begin{cases} \det(J_1) = -a_3 \dot{\varphi}_{qr} (a_2^2 + a_3^2 \Omega) \\ \det(J_2) = -a_3 \dot{\varphi}_{dr} (a_2^2 + a_3^2 \Omega) \end{cases} \quad (3.19)$$

Ces déterminants sont fonctions de la dynamique des coordonnées du flux φ_r . L'entrée n'influe pas sur les résultats des déterminants des jacobiens. La MAS est localement observable pour le cas où $|\dot{\varphi}_{dr}| + |\dot{\varphi}_{qr}| \neq 0$.

3.3 Observabilité de la machine asynchrone avec défauts

L'observabilité du modèle de la MAS en présence de défaut ($f_i \neq 1$) est effectuée dans deux cas. Le cas où on mesure la vitesse mécanique et dans le cas où ne la mesure pas.

3.3.1 Vitesse mécanique mesurée

La matrice jacobienne J_3 est constituée de l'ensemble $\{l_1, l_2, l_3\} = \{2, 2, 1\} = (I_{ds} \ I_{ds} \ \Omega \ dI_{ds} \ dI_{qs})$.

$$J_3 = \frac{\partial(Y, \dots, Y^{n-1})}{\partial(I_{ds}, I_{qs}, \varphi_{dr}, \varphi_{qr}, \Omega)} \quad (3.19)$$

$$\det(J_3) = -\sqrt{6} (3a_5^2 + a_6^2 \Omega^2) (f_b - f_c) / (2f_a f_b f_c) \quad (3.20)$$

Après calcul du déterminant de J_3 , ce dernier est nul pour le cas où $f_b = f_c$.

Sous la condition $f_b \neq f_c$, le déterminant (3.20) est différent de zéro quel que soit la valeur de Ω et le rang de la matrice jacobienne du modèle de la MAS est égal à $n = 5$. Dans ces conditions, la MAS est donc observable.

La matrice jacobienne J_4 est calculée avec l'ensemble $\{l_1, l_2, l_3\} = \{2, 1, 2\} = (I_{ds} \ I_{ds} \ \Omega \ dI_{ds} \ d\Omega)$.

$$\begin{aligned}
J_4 = & (a_6 c d\varphi_{qr}(a_5 f_a I_{ds} - 2a_5 f_c I_{ds} + a_6 f_a \Omega I_{ds} + 2a_6 f_c \Omega I_{ds} \\
& - \sqrt{3}a_5 f_a I_{qs} + 2\sqrt{3}a_5 f_c I_{qs} - \sqrt{3}a_6 f_a \Omega I_{qs} \\
& - 2\sqrt{3}a_6 f_c \Omega I_{qs}))/2J_a f_c) - ((a_6 c d\varphi_{qr}(2a_5 f_a^2 f_c I_{ds} \\
& - a_5 f_a f_c^2 I_{ds} - \sqrt{3}a_5 f_a f_c^2 I_{qs} + a_6 f_a f_c^2 \Omega I_{ds} \\
& + 2a_6 f_a^2 f_c \Omega I_{ds} + \sqrt{3}a_6 f_a f_c^2 \Omega I_{qs}))/2 \\
& + (a_6 c d\varphi_{qr} f_b(2a_5 f_a^2 I_{ds} + 2a_5 f_c^2 I_{ds} + 12a_5 f_a f_c I_{ds} \\
& + 2\sqrt{3}a_5 f_c^2 I_{qs} - 2a_6 f_a^2 \Omega I_{ds} + 2a_6 f_c^2 \Omega I_{ds} \\
& + 2\sqrt{3}a_6 f_c^2 \Omega I_{qs}))/2)/J_a f_b^2 f_c)
\end{aligned} \tag{3.21}$$

Dans le cas particulier où $f_a = f_b = f_c$, le numérateur du déterminant de J_4 est donné par l'équation 3.22.

$$num(det(J_4)) = -18c f_a^3 (a_6 \Omega I_{qs} + \sqrt{3}a_5 I_{ds}) \tag{3.22}$$

On remarque que le déterminant est indépendant de l'entrée et qu'il est différent de zéro pour $a_6 \Omega I_{qs} + \sqrt{3}a_5 I_{ds} \neq 0$.

La matrice jacobienne J_5 est calculée avec l'ensemble $\{l_1, l_2, l_3\} = \{3, 1, 1\} = (I_{ds} \ I_{ds} \ \Omega \ dI_{ds} \ d^2 I_{ds})$; son déterminant est donné par l'équation suivante.

$$\begin{aligned}
det(J_5) = & \frac{7a_4 a_5^2 (15f_b^2 - 31f_b f_c + 15f_c^2)}{50f_a^2 f_b f_c} \\
+ 7a_6^2 \Omega^2 & \left(\frac{25a_1 f_b^2 + 25a_1 f_c^2 - 25a_3 f_b^2 - 25a_3 f_c^2 + 25a_4 f_b^3 + 25a_4 f_c^3}{500f_a f_b^2 f_c^2} \right. \\
& + \frac{-51a_1 f_b f_c + 51a_3 f_b f_c - 25a_4 f_b f_c^2 - 25a_4 f_b^2 f_c}{500f_a f_b^2 f_c^2} \\
& \left. - \frac{51a_4 f_b^3 f_c - 100a_4 f_b^2 f_c^2 + 51a_4 f_b f_c^3}{500f_a^2 f_b^2 f_c^2} \right)
\end{aligned} \tag{3.23}$$

Le déterminant, calculé pour le cas particulier où $f_b = f_c$ et $f_a = f_b = f_c$, est non nul. La MAS avec défaut est donc observable.

3.3.2 Vitesse mécanique n'est pas mesurée

La matrice d'observabilité est calculée pour les deux ensemble suivants:

$$\{l_1, l_2\} = \{3, 2\} = \begin{pmatrix} I_{ds} & I_{qs} & dI_{ds} & dI_{qs} & d^2I_{ds} \end{pmatrix}; \quad \{l_1, l_2\} = \{3, 2\} = \begin{pmatrix} I_{ds} & I_{qs} & dI_{ds} & dI_{qs} & d^2I_{qs} \end{pmatrix}$$

L'étude de leurs déterminants se ramène à calculer la solution d'un polynôme difficile à résoudre. Pour le cas particulier où $f_a = f_b = f_c$, les déterminants de ces matrices jacobiennes sont nuls. On ne peut pas conclure sur l'observabilité de la MAS avec défaut et sans mesure de vitesse.

Le diagnostic des défauts à base d'observateur est effectué, dans ce travail, par simulation et expérimentalement en mesurant la vitesse mécanique.

3.4 Présentation et synthèses d'observateurs

On appelle observateur d'état un système dynamique capable de reproduire les états non mesurés (et mesurés) d'un système à partir de la connaissance des entrées et des sorties mesurées du système physique [61-63], selon le schéma décrit par la figure 3.1.

Définition : Le système dynamique Θ décrit par les équations 3.24 :

$$\begin{cases} \dot{\hat{X}}(t) = F(\hat{X}(t), Y, U(t)) \\ \hat{Y}(t) = H(\hat{X}(t)) \end{cases} \quad (3.24)$$

est un observateur asymptotique local pour le système (3.1) si les deux conditions suivantes sont vérifiées :

- $X(0) = \hat{X}(0) \Rightarrow X(t) = \hat{X}(t), \forall t \geq 0.$
- Il existe un voisinage ouvert $\Sigma \subseteq \mathbb{R}^n$ de l'origine tel que:

$$X(0) - \hat{X}(0) \in \Sigma \Rightarrow \|X(t) - \hat{X}(t)\| \rightarrow 0 \text{ quand } t \rightarrow \infty.$$

si $\|X(t) - \hat{X}(t)\|$ tend exponentiellement vers zéro, le système Θ est dit observateur exponentiel de (3.1).

Lorsque $\Sigma = \mathbb{R}^n$, le système Θ est dit observateur global de (3.1).

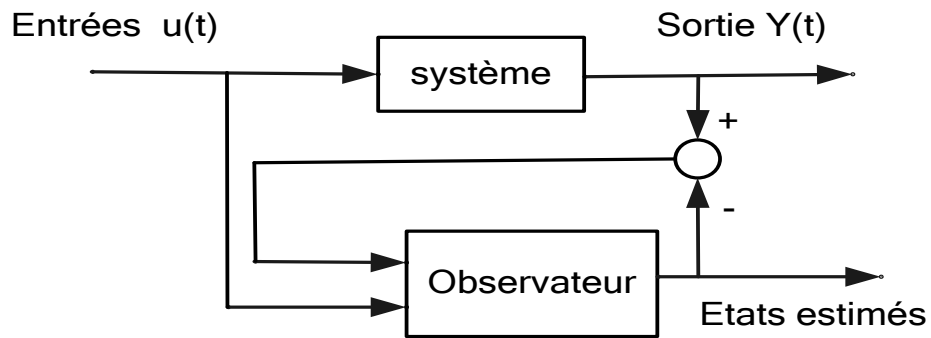


Figure 3.1 Schéma descriptif du principe d'un observateur

La deuxième condition signifie que l'erreur d'estimation doit être asymptotiquement stable. Un système pour lequel un observateur de la forme (3.14) existe et tel que cette condition soit satisfaite est dit détectable.

Quant à la première condition, elle signifie que si l'observateur (Θ) et le système (3.1) possèdent tous les deux le même état initial, alors l'état estimé de (Θ) devrait être égal à l'état réel du système (3.1) à tout instant.

Si l'état estimé $\hat{X}(t) = X(t)$ alors on a déduit que :

$$\dot{\hat{X}}(t) = f(\hat{X}(t), Y, U(t))$$

Et la première condition s'exprime éventuellement par :

$$\hat{X} = X \Rightarrow F(\hat{X}(t), Y, U(t)) = f(\hat{X}(t), U(t))$$

Alors:

$$\dot{\hat{X}}(t) = f(\hat{X}(t), U(t)) + \kappa(\hat{X}(t), U(t))$$

Ou

$$\hat{X} = X \Rightarrow \kappa(\hat{X}(t), U(t)) = 0 \quad (3.25)$$

Une fonction κ qui contient le facteur $X - \hat{X}$ satisfait (3.15), mais puisque X n'est pas mesuré, ceci n'est pas possible de déterminer κ . Cependant, $\hat{X} = X \Rightarrow h(\hat{X}(t)) = h(X(t)) = Y$, donc nous pouvons prendre une fonction κ de la forme :

$$\kappa(\hat{X}(t), U(t)) = K(\hat{X}(t), U(t))(Y - \hat{Y})$$

Avec $\hat{Y} = h(\hat{X}(t), U(t))$.

Le modèle suivant décrit l'observateur :

$$\dot{\hat{X}}(t) = f(\hat{X}(t), U(t)) + K(\hat{X}(t), Y, U(t))(Y - \hat{Y}) \quad (3.26)$$

En se basant sur cette relation, on peut supposer le fonctionnement de l'observateur comme s'effectuant en deux étapes, l'estimation et la correction. La première se fait par le calcul des grandeurs d'état à l'aide du modèle d'état du système :

$$\dot{\hat{X}}(t) = f(\hat{X}(t), U(t)) \quad (3.27)$$

La correction est obtenue suivant l'équation d'innovation $(Y - \hat{Y})$:

$$\dot{\hat{X}}(t) = A\hat{X}(t) + BU(t) + K(t)(Y(t) - \hat{Y}(t)) \quad (3.28)$$

L'étape de correction utilise l'écart constaté entre la sortie mesurée et la sortie reconstruite par l'observateur.

3.5 Présentation des différents observateurs

Les systèmes linéaires déterministes et stochastiques ont été les premiers systèmes traités avec la synthèse de l'observateur de Luenberger et du filtre de Kalman[65-66]. Dans le cas de l'observateur de Luenberger, l'objectif est de minimiser l'erreur d'estimation en choisissant pour l'observateur des valeurs propres stables et assez petits pour assurer la convergence et la rapidité de l'observateur. Le filtre de Kalman a été utilisé pour les systèmes stochastiques

en se basant sur la minimisation de la matrice de covariance de l'erreur d'estimation.

Les observateurs des systèmes non linéaires sont déduits des observateurs linéaires en effectuant, à l'aide de différentes algorithmes, une linéarisation du modèle [67-18].

3.5.1 Observateurs linéaires

L'estimation du vecteur d'état des systèmes linéaires a été établie par Luenberger [63-65] dans un cadre déterministe, et par Kalman dans le cadre stochastique [66].

- Observateur de Luenberger

Soit le modèle dynamique d'un système linéaire suivant :

$$\begin{cases} \dot{X}(t) = AX(t) + BU(t) \\ Y(t) = CX(t) \end{cases} \quad (3.29)$$

Les matrices A , B et C du système 3.29 sont supposées constantes et le modèle observable.

La synthèse de l'observateur de Luenberger repose essentiellement sur des techniques de placement de pôles [63-65].

L'observateur de Luenberger est déduit de l'équation 3.28 et est représenté par l'équation 3.31.

$$\dot{\hat{X}}(t) = (A - KC)\hat{X}(t) + BU(t) \quad (3.30)$$

La matrice K est le gain de l'observateur, et $Y = CX$ et $\hat{X} = C\hat{Y}$. L'erreur d'estimation a pour expression:

$$e(t) = X(t) - \hat{X}(t).$$

L'expression de sa dynamique $\dot{e}(t)$ est donnée par l'équation 3.32.

$$\dot{e}(t) = AX(t) + Bu(t) - [A\hat{X}(t) + BU(t) + KCe(t)]$$

$$\begin{aligned}
 &= A[X(t) - \hat{X}(t)] - KCe(t) \\
 &= (A - KC)e(t)
 \end{aligned}
 \tag{3.31}$$

En utilisant une technique de placement de pôles, il suffit alors de choisir le gain K de l'observateur de telle sorte que les valeurs propres de la matrice $A - KC$ soient dans le demi-plan complexe gauche (à partie réel négative) [63-65].

Pour ce type d'observateur, une grande liberté est laissée au choix des valeurs propres, mais en pratique on choisit une dynamique d'erreur plus rapide que celle du système.

3.5.2 Observateurs non linéaires

Plusieurs approches ont été utilisées pour la synthèse d'observateurs non linéaires. Les approches envisageables dans les systèmes non linéaires sont soit une extension des algorithmes linéaires, soit des algorithmes non linéaires spécifiques. Dans le premier cas, l'extension est basée sur une linéarisation du modèle autour d'un point de fonctionnement. Pour le cas d'algorithmes non linéaires spécifiques, les nombreuses recherches menées sur ce sujet ont donné naissance à de multiples algorithmes d'observation [67-68]. Citons quelque unes:

- Méthodes de transformations non linéaires : Cette technique fait appel à un changement de coordonnées afin de transformer un système non linéaire en un système linéaire puis vient l'utilisation d'un observateur de type Luenberger ou du filtre de Kalman pour estimer l'état du système transformé, et donc l'état du système original en utilisant le changement de coordonnées inverse [68].
- Observateurs étendus : Dans ce cas, le calcul du gain de l'observateur se fait à partir du modèle linéarisé autour d'un point de fonctionnement. C'est par exemple le cas du filtre de Kalman étendu et l'observateur de Luenberger étendu.
- Observateurs à grand gain : Ce type d'observateurs est utilisé en général pour les systèmes lipchitziens. Son nom est dû au fait que le gain de l'observateur choisi est suffisamment grand pour compenser la non-linéarité du système [69].

- Observateur à mode glissant : La technique des modes glissants consiste à contraindre les trajectoires du système à évoluer en temps fini sur une surface dite de glissement. Ceci est obtenu en dirigeant les trajectoires du système vers cette surface en utilisant différentes commandes selon la région de l'espace où l'on se trouve. Les avantages d'une telle technique sont l'évolution du système sur un ensemble de dimension réduite et une faible sensibilité vis-à-vis des perturbations et des incertitudes paramétriques. Son principal inconvénient est le phénomène de "chattering" ou réticence, qui est caractérisé par des oscillations à haute fréquence autour de la surface de glissement et qui sollicite fortement les actionneurs. Afin de réduire ou d'éliminer ce phénomène, les modes glissants d'ordre supérieur ont été introduits [53-59-70].

3.6 Filtre de Kalman, filtre de Kalman étendu et adaptatif

Le filtre de Kalman est un observateur d'état optimal pour un contexte stochastique défini. Il permet la reconstruction de l'état d'un système à partir des signaux d'entrée et de sortie, à l'aide de son modèle dynamique échantillonné. Le vecteur d'état du processus est l'information que l'on cherche à extraire du bruit additionnel. Dans un environnement stochastique, lorsque les variances des bruits sont connues, c'est un observateur performant. De plus, si les bruits peuvent être considérés comme blancs et gaussiens, il est optimal, c'est-à-dire que de tous les observateurs, c'est celui dont la variance de l'erreur d'observation sera la plus faible [18-66].

3.6.1 Filtre de Kalman (FK)

Le filtre de Kalman fonctionne en passant par 2 étapes d'une manière itérative, après une étape l'initialisation :

- Une étape de prédiction sur les variables d'état du système.
- Une étape de correction de la prédiction à l'aide de la nouvelle observation.

La figure 3.2 illustre ce principe [18-19-29-30].

- Cas des systèmes continus

Soit le modèle continu et stochastique représenté par le système d'équations d'état et de mesure suivant (équation 3.33).

$$\begin{cases} \dot{X}(t) = AX(t) + BU(t) + Mw(t) \\ Y(t) = CX(t) + v(t) \end{cases} \quad (3.32)$$

$w(t)$ et $v(t)$ sont des bruits blancs gaussiens qui représentent respectivement le bruit sur l'état et le bruit sur la mesure. M est la matrice de distribution des bruits d'état.

Les hypothèses ci-dessous sont émises :

Hypothèse 1 : la paire (A, C) est détectable (les modes non stables sont observables dans le système (3.33)).

Hypothèse 2 : les signaux $w(t)$ et $v(t)$ sont des bruits blancs gaussiens centrés de densité spectrale de Puissance (DSP) W et V respectivement :

$$E[w(t)w(t + \tau)^T] = W\delta(\tau)\tau$$

$$E[v(t)v(t + \tau)^T] = V\delta(\tau)\tau$$

$$E[w(t)v(t + \tau)^T] = 0.$$

Cette dernière relation traduit l'indépendance des bruit d'état et de mesure $w(t)$ et $v(t)$. $\delta(\tau)$ est la distribution de Dirac.

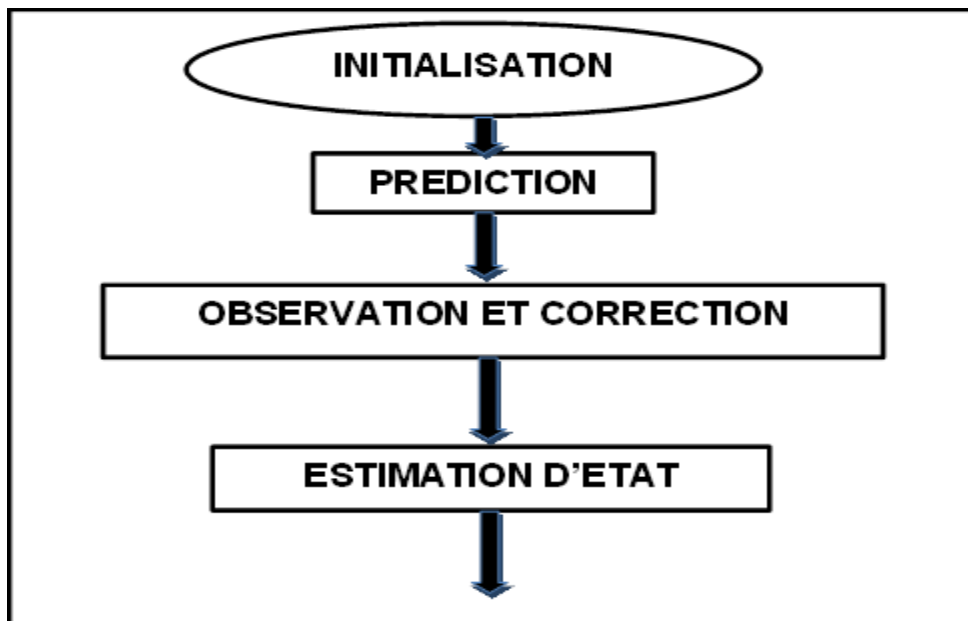


Figure 3.2 Diagramme descriptif du principe du Filtre de Kalman

Hypothèse 3 : V est inversible ($\det V \neq 0$)

Le Filtre de Kalman est décrit par le modèle:

$$\begin{aligned}\dot{\hat{X}}(t) &= A_f \hat{X}(t) + B_f u(t) + K(t) (Y(t) - C \hat{X}(t)) \\ \hat{Y}(t) &= C \hat{X}(t)\end{aligned}\quad (3.33)$$

Pour déterminer des matrices A_f et B_f du filtre de Kalman, on définit l'erreur de l'estimation $e(t)$:

$$e(t) = X(t) - \hat{X}(t) \quad (3.34)$$

A partir de l'équation d'état du modèle (3.33) et celle du filtre de Kalman (3.34) on aboutit à l'équation de la dynamique de l'erreur d'estimation suivante :

$$\begin{aligned}\dot{e}(t) &= (A - KC)e(t) + (A - KC - A_f)\hat{X}(t) + (B - B_f)u(t) \\ &\quad + Mw(t) - Kv(t)\end{aligned}\quad (3.35)$$

Pour que la moyenne de l'erreur d'estimation tende vers 0 lorsque t tend vers l'infini et puisque les bruits sont centrés, on a :

$$\begin{aligned}E[\dot{e}(t)] &= (A - KC)E[e(t)] + (A - KC - A_f)E[\hat{X}(t)] \\ &\quad + (B - B_f)u(t)\end{aligned}\quad (3.36)$$

$\forall u(t), \forall E[\hat{X}(t)]$: $\lim_{t \rightarrow \infty} E[e(t)] = 0$, si et seulement si :

- $A_f = A - K(t)C$
- $B_f = B$
- $(A - K(t)C)$ est stable.

La dynamique de l'erreur d'estimation devient :

$$\dot{e}(t) = \dot{X}(t) - \dot{\hat{X}}(t) = (A - K(t)C)e(t) + Mw(t) - K(t)v(t) \quad (3.37)$$

Pour Déterminer le gain du filtre de Kalman, on pose $e(t_0), m(t_0)$ et $P(t_0)$ l'erreur initiale, la moyenne et la covariance de l'erreur d'estimation initiales. $e(t)$ est un signal aléatoire gaussien:

➤ De moyenne :

$$m(t) = E[e(t)] = e^{A_f(t-t_0)}m(t_0) \quad (3.38)$$

➤ De covariance :

$$P(t) = E[(e(t) - m(t))(e(t) - m(t))^T] \quad (3.39)$$

$$P(t) = e^{A_f(t-t_0)}[P(t_0) + \int_{t_0}^t e^{A_f(\tau-t_0)} LFL^T e^{A_f(\tau-t_0)} d\tau] \quad (3.40)$$

Avec : $L = \begin{bmatrix} M & 0 \\ 0 & -K \end{bmatrix}$; $F = \begin{bmatrix} W \\ V \end{bmatrix}$.

K est le gain du filtre de Kalman qui minimise l'erreur quadratique J_k donnée par:

$$\begin{aligned} J_k(t) &= \sum_{i=1}^n E[e_i(t)^2] = E[e^T(t)e(t)] \\ &= \text{trace}E[e(t)e^T(t)] = \text{trace}P(t) \end{aligned} \quad (3.41)$$

Pour minimiser $\text{trace}P(t)$, il suffit de minimiser $\text{trace}\dot{P}(t)$; on obtient après calcul, l'équation différentielle de Riccati suivante:

$$\dot{P}(t) = (A - KC)P(t) + P(t)(A - KC)^T + MWM^T + KVK^T \quad (3.42)$$

$K(t)$ étant le gain qui rend la trace de $\dot{P}(t)$ minimale, il est calculé en annulant l'équation (3.43).

$$\frac{\partial(\text{trace}\dot{P}(t))}{\partial K} = -P(t)C^T - P(t)C^T + 2KV \quad (3.43)$$

On obtient l'expression suivante du gain de Kalman:

$$K(t) = P(t)C^T V^{-1} \quad (3.44)$$

- Cas des systèmes discrets

Le filtre de Kalman discret permet d'estimer l'état $X(k)$ d'un système discret à partir d'observations partielles et bruitées. Cet observateur est approprié

lorsqu'il est question de l'implémentation du filtre de Kalman sur des cartes numériques pour un fonctionnement en temps réel.

La discrétisation du modèle d'état et du filtre de Kalman, est nécessaire. Pour cela, on considère le développement de Taylor (3.46). Le modèle d'état discret obtenu est donné par:

$$\left\{ \begin{array}{l} A_d = e^{At_e} = I_n + \frac{A \cdot t_e}{1!} + \frac{A^2 \cdot t_e^2}{2!} \\ B_d = \int_0^{t_e} e^{At} B dt = A^{-1} \cdot (e^{At} \cdot B) \Big|_0^{t_e} = \left(t_e \cdot I_n + \frac{A^2 \cdot t_e^2}{2!} \right) \cdot B \\ w_d = \int_0^{t_0} e^{At} M w M^T e^{A^T t} dt, v_d = v/t_e; C_d = C \end{array} \right. \quad (3.45)$$

$$\begin{cases} X(k+1) = A_d X(k) + B_d U(k) + M_d w_d(k) \\ Y(k) = C_d X(k) + v_d(k) \end{cases} \quad (3.46)$$

M_d et I_n : sont des matrices identité de dimensions $(n \times n)$.

t_e : la période d'échantillonnage.

Les bruits d'état et de mesure respectent l'hypothèse 2 qui est reformulée par les équations suivantes :

$$E[w_d(t)w_d(t+\tau)^T] = W_d \delta(\tau)$$

$$E[v_d(t)v_d(t+\tau)^T] = V_d \delta(\tau)$$

$$E[w_d(t)v_d(t+\tau)^T] = 0$$

W_d et V_d représentent la variance du bruit d'état et de mesure respectivement.

L'algorithme du filtre de Kalman discret consiste en plusieurs étapes de calcul qui sont résumées dans les points suivants et qui sont décrites par l'organigramme donné par la figure 3.3.

- Initialisation du vecteur d'état estimé \hat{X}_0 et de la matrice de covariance de l'erreur d'estimation P_0 ,

- Prédiction du vecteur d'état $\hat{X}(k + 1/k)$ et calcul de la matrice de covariance d'erreur de prédiction $P(k + 1/k)$.

$$\hat{X}(k + 1/k) = A_d \hat{X}(k/k) + B_d U(k) \quad (3.47)$$

Où $\hat{X}(k/k)$ représente le vecteur d'état estimé à l'instant k .

On associe à $X(k + 1/k)$ la matrice de covariance de l'erreur de prédiction notée :

$$P(k + 1/k) = \quad (3.48)$$

$$E\left[\left(\hat{X}(k + 1/k) - m(k + 1/k)\right)\left(\hat{X}(k + 1/k) - m(k + 1/k)\right)^T\right] \\ P(k + 1/k) = A_d P(k/k) A_d^T + M_d W_d M_d^T \quad (3.49)$$

$P(k/k)$ est la matrice de covariance de l'erreur d'estimation et $m(k + 1/k)$ représente la moyenne de l'erreur de prédiction.

La matrice $P(k + 1/k)$ indique le degré de confiance que l'on a dans la prédiction $X(k + 1/k)$.

- Calcul du gain du filtre de Kalman:

On calcul $K(k + 1)$ qui minimise $trace P(k + 1/k)$ et on obtient:

$$K(k + 1) = P(k + 1/k) C_d^T \cdot (C_d P(k + 1/k) C_d^T + V_d)^{-1} \quad (3.50)$$

- Correction du vecteur d'état $\hat{X}(k + 1/k + 1)$:

$$\hat{X}(k + 1/k + 1) = \hat{X}(k + 1/k) + K(k + 1)(Y(k) - \hat{Y}(k + 1/k)) \quad (3.51)$$

- Mise à jour de la matrice de covariance de l'erreur d'estimation d'état.

$$P(k + 1/k + 1) = (I_n - K(k + 1) C_d) P(k + 1/k) \quad (3.52)$$

3.6.2 Filtre de Kalman étendu

Le filtre de Kalman étendu est un observateur répandu pour estimer l'état d'un système non linéaire en présence de bruit. Sa conception, repose sur la généralisation du filtre de Kalman, en utilisant des techniques classiques de linéarisation de la dynamique non linéaire. Pour que l'observateur puisse estimer les variables d'état système et/ou ses paramètres, il est indispensable d'augmenter le vecteur d'état et donc l'ordre du modèle.

La convergence du FKE a fait l'objet d'un grand nombre de travaux. Considéré comme un observateur déterministe, l'analyse de la convergence du FKE, est effectuée dans [71] dans le cas de système déterministe. Dans [72-73], cette analyse est présentée dans le cas discret. Dans [74] une analyse de l'évolution de l'erreur du FKE montre que sous certaines conditions, l'erreur d'estimation est bornée. Ces conditions revendiquent que les erreurs d'estimation initiales ainsi que les bruits soient les plus petits possibles ; que la non-linéarité ne soit pas discontinue et que la solution de l'équation de Riccati reste bornée définie positive. Une étape de linéarisation du modèle non-linéaire est nécessaire. Elle est obtenue par le calcul des matrices jacobiennes A_j et H , des équations d'état et de sortie, données par l'équation (3.1), ce qui permet d'appliquer l'algorithme du FK donné par la figure 3.3. Le diagramme représentant l'algorithme du FKE est donné en appendice C.

Le modèle d'état linéarisé et discret s'écrit :

$$\begin{cases} X(k+1) = A_j X(k) + Bu(k) + M_d w_d(k) \\ Y(k) = HX(k) + v_d(k) \end{cases} \quad (3.53)$$

$$A_j = \nabla f_{X(k)} = \left. \frac{\partial f(X(k))}{\partial X(k)} \right|_x ; H = \nabla h_{X(k)} = \left. \frac{\partial Y(k)}{\partial X(k)} \right|_x \quad (3.54)$$

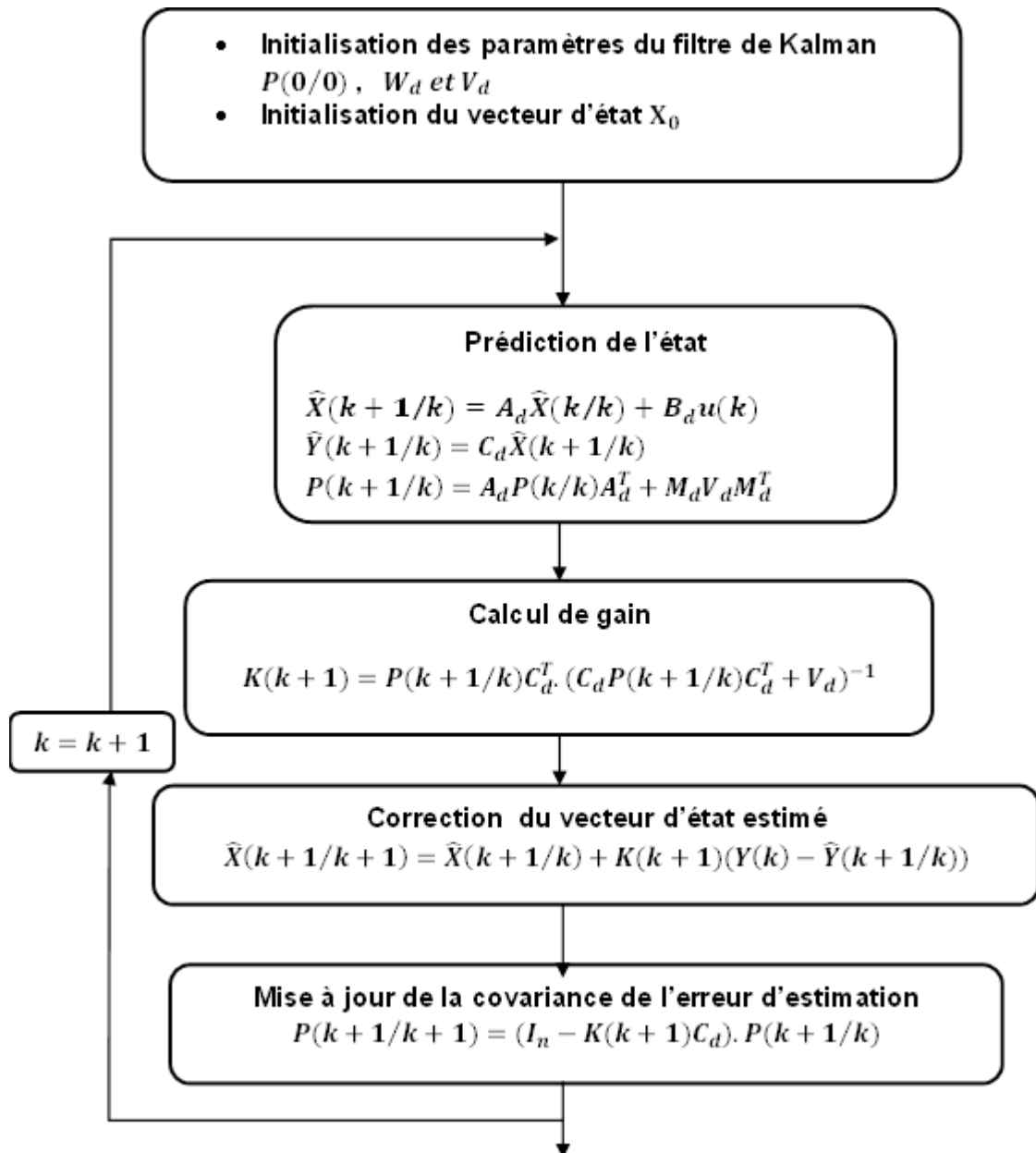


Figure 3.3 Diagramme illustratif de l'algorithme du FK

✚ Remarques :

- Les variances W_d et V_d , des bruits d'état et de mesure, sont supposées constantes, alors on peut les obtenir à l'aide de la méthode essai-erreur. Cependant, celle-ci étant fastidieuse, on propose de les calculer en utilisant une méthode métaheuristique qu'on détaillera par la suite.
- La matrice de la covariance de l'erreur d'estimation d'état est diagonale car les bruits d'état et de mesure sont supposés indépendants.

- Plus les éléments de la matrice initiale de la covariance de l'erreur d'estimation sont grands plus le filtre converge rapidement. Les bruits d'état traduisent la confiance qu'on accorde au modèle mathématique du système alors que le bruit de mesure traduit celle qu'on a dans la chaîne d'acquisition des données.

3.6.3 Filtre de Kalman adaptatif

L'estimation des paramètres internes ou externes aux systèmes par le FKE nécessite une augmentation de la dimension du modèle qui résulte en une élévation du temps de calcul. Dans un fonctionnement en temps réel et pour des applications telles que la commande ou le diagnostic où le facteur temps constitue un élément aussi important que la convergence de l'observateur, le FKE peut ne pas être une solution optimale [75]. Le FKA constitue alors une alternative intéressante.

Le FKA permet d'estimer le vecteur et les paramètres à l'aide de la mise à jour, à chaque période d'échantillonnage, de ces paramètres grâce à une loi d'adaptation et sous l'hypothèse de la stabilité du FK. Le FKA a été appliqué dans [27-76] pour l'estimation de la vitesse mécanique de la machine asynchrone, dans le but de s'affranchir du capteur de vitesse.

La théorie de stabilité de Lyapunov est utilisée afin de déterminer la loi d'adaptation de la vitesse mécanique. On considère le modèle de la MAS donné par l'équation (2.5) et son observateur adaptatif décrit par le modèle (3.56).

$$\begin{cases} \dot{\hat{X}} = \hat{A}\hat{X} + BV_{dqo} + K(I_s - \hat{I}_s) \\ \hat{Y} = C\hat{X} = \hat{I}_s \end{cases} \quad (3.55)$$

\hat{X} : le vecteur d'état estimé; \hat{I}_s : le vecteur estimé des courants statoriques dans le repère (d, q) .

$$\hat{A} = \begin{pmatrix} -\frac{L_r^2 r_s + M^2 r_r}{\sigma L_s L_r^2} & 0 & \frac{r_r M}{\sigma L_s L_r^2} & p \frac{M}{\sigma L_s L_r} \hat{\Omega} \\ 0 & -\frac{L_r L_s + M^2 r_r}{\sigma L_s L_r^2} & -p \frac{M}{\sigma L_s L_r} \hat{\Omega} & \frac{r_r M}{\sigma L_s L_r^2} \\ \frac{R_r M}{L_r} & 0 & -\frac{R_r}{L_r} & -p \hat{\Omega} \\ 0 & \frac{R_r M}{L_r} & p \hat{\Omega} & -\frac{R_r}{L_r} \end{pmatrix} \quad (3.56)$$

$$= \begin{pmatrix} \hat{A}_{11} & \hat{A}_{12} \\ \hat{A}_{21} & \hat{A}_{22} \end{pmatrix}$$

La convergence de cet observateur est obtenue si l'erreur d'estimation est minimale. L'erreur d'estimation est définie par:

$$e(t) = X(t) - \hat{X}(t) = (e_{ds} \ e_{qs} \ e_{dr} \ e_{qr})^T \quad (3.57)$$

$$e_{ds} = I_{ds} - \hat{I}_{ds}; \ e_{qs} = I_{qs} - \hat{I}_{qs}; \ e_{dr} = \Phi_{dr} - \hat{\Phi}_{dr}; \ e_{qr} = \Phi_{qr} - \hat{\Phi}_{qr}$$

Le calcul de la dynamique de l'erreur d'estimation $\dot{e} = \dot{X} - \dot{\hat{X}}$ est effectué et est donnée par l'équation (3.59).

$$\dot{e} = (A + KC)e + \Delta A \hat{X} \quad (3.58)$$

$$\Delta A = \hat{A} - A = \begin{pmatrix} \Delta A_{11} & \Delta A_{12} \\ \Delta A_{21} & \Delta A_{22} \end{pmatrix}$$

$$\Delta A_{11} = \Delta A_{21} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}; \ \Delta A_{12} = \begin{pmatrix} 0 & \frac{pM}{\sigma L_s L_r} \Delta \Omega \\ -\frac{pM}{\sigma L_s L_r} \Delta \Omega & 0 \end{pmatrix}; \ \Delta A_{22} = \begin{pmatrix} 0 & -\Delta \Omega \\ \Delta \Omega & 0 \end{pmatrix}$$

$$\text{Et } \Delta \Omega = \Omega - \hat{\Omega}.$$

La fonction de Lyapunov candidate qui exprime l'énergie de la MAS est décrite par :

$$V = e^T e + \frac{\Delta \Omega^2}{\lambda}; \ V \geq 0 \quad (3.59)$$

$\lambda > 0$, et le calcul de la dérivée \dot{V} donne:

$$\dot{V} = e^T \{(A + KC)^T + (A + KC)\} e - 2\Delta \Omega \frac{(e_{ds} \hat{\Phi}_{qr} - e_{qs} \hat{\Phi}_{dr})}{\delta} + 2 \frac{\Delta \Omega}{\lambda} \frac{d\Omega}{dt} \quad (3.60)$$

$$\delta = \frac{pM}{\sigma L_s L_r}$$

Soit I_1 et I_2 définis par:

$$\begin{aligned} I_1 &= e^T \{ (A + KC)^T + (A + KC) \} e \\ I_2 &= -2\Delta\Omega \frac{(e_{ds}\hat{\phi}_{qr} - e_{qs}\hat{\phi}_{dr})}{\delta} + 2 \frac{\Delta\Omega}{\lambda} \frac{d\Omega}{dt} \end{aligned} \quad (3.61)$$

L'expression I_1 est définie négative pour assurer la stabilité du FK. I_2 est annulée pour satisfaire la condition de stabilité de Lyapunov. Ceci est vérifié avec:

$$I_2 = 0 \Leftrightarrow \frac{d\hat{\Omega}}{dt} = \lambda \frac{(e_{ds}\hat{\phi}_{qr} - e_{qs}\hat{\phi}_{dr})}{\delta} \quad (3.62)$$

La loi d'adaptation est déduite de l'équation (3.63). Pour éviter les discontinuités dans l'évolution de la vitesse estimée, un régulateur PI est inséré. La loi d'adaptation devient :

$$\frac{d\hat{\Omega}}{dt} = K_p (e_{ds}\hat{\phi}_{qr} - e_{qs}\hat{\phi}_{dr}) + K_i \int (e_{ds}\hat{\phi}_{qr} - e_{qs}\hat{\phi}_{dr}) dt \quad (3.63)$$

K_p est le gain de l'action proportionnelle et K_i est le gain de l'action intégrale. Ces valeurs sont obtenues par essai erreur puis à l'aide d'une méthode métaheuristique PSO [27-76].

3.6.4 Réglage du FK par optimisation par essaim de particules

La connaissance des bruits d'état de la MAS et des bruits de la chaîne de mesure est cruciale pour le fonctionnement optimal du FK et ses extensions (FKE et FKA). En effet l'algorithme de l'observateur est très sensible à ses deux grandeurs [27]. L'ajustement par essai-erreur est une solution très fastidieuse à cause du volume élevé de calcul et du temps prohibitif qu'il engendre. En effet, un grand nombre de tests est nécessaire pour atteindre des résultats qui peuvent avoisiner les meilleures valeurs. Pour résoudre ce problème, on propose d'utiliser une approche d'optimisation par essaim particulière, *particle swarm optimisation* (PSO) introduite par Kennedy et Eberhart [77].

L'optimisation par essaim de particules (PSO) est une approche de recherche métaheuristique inspirée de particules (des bancs de poissons ou des nuées d'oiseaux) et leurs mouvements coordonnés lors de la recherche de la nourriture.

La méthode du PSO a été appliquée pour résoudre le problème d'optimisation rencontré dans l'identification des paramètres de la MAS par [78]. Le PSO a également été appliqué afin d'ajuster les bruits pour le FK et ses extensions afin d'estimer la vitesse mécanique de la MAS [18].

3.6.5 Description de l'optimisation par essaims particulaires

L'optimisation par essaim de particules est une technique évolutionnaire dans laquelle l'essaim est constitué d'un nombre donné de particules. Une particule décide de son prochain mouvement en fonction de sa propre expérience, qui est dans ce cas la mémoire de la meilleure position qu'elle a rencontrée, et en fonction de la configuration adoptée du voisinage. Les nouvelles vitesses et direction de la particule seront définies en fonction de trois tendances : la propension à suivre son propre chemin, sa tendance à revenir vers sa meilleure position atteinte et sa tendance à aller vers son meilleur voisin, comme c'est illustré sur la figure 3.4 [79].

L'optimisation par essaims particulaires peut être formulée comme suit :

Un essaim de particule est caractérisé par :

- Le nombre de particules N .
- La vitesse maximale d'une particule.
- L'inertie d'une particule C_1 .
- Les coefficients C_2 et C_3 de confiance qui pondèrent le comportement conservateur

Une particule est caractérisée à l'instant t par :

- Sa position dans l'espace de recherche $x_i(t)$
- Sa vitesse $v_i(t)$
- La position x_{pbest} de la meilleure solution par laquelle est passée $x_i(t)$
- La position x_{vbest} de la meilleure solution connue dans son voisinage

Les équations de la vitesse et celle du déplacement sont données respectivement par les expressions suivantes :

$$v_i(t + 1) = C_1 v_i(t) + C_2 \text{rand.}(x_{pbest} - x_i) + C_3 \text{rand.}(x_{vbest} - x_i) \quad (3.64)$$

$$x_i(t + 1) = x_i(t) + v_i(t + 1) \quad (3.65)$$

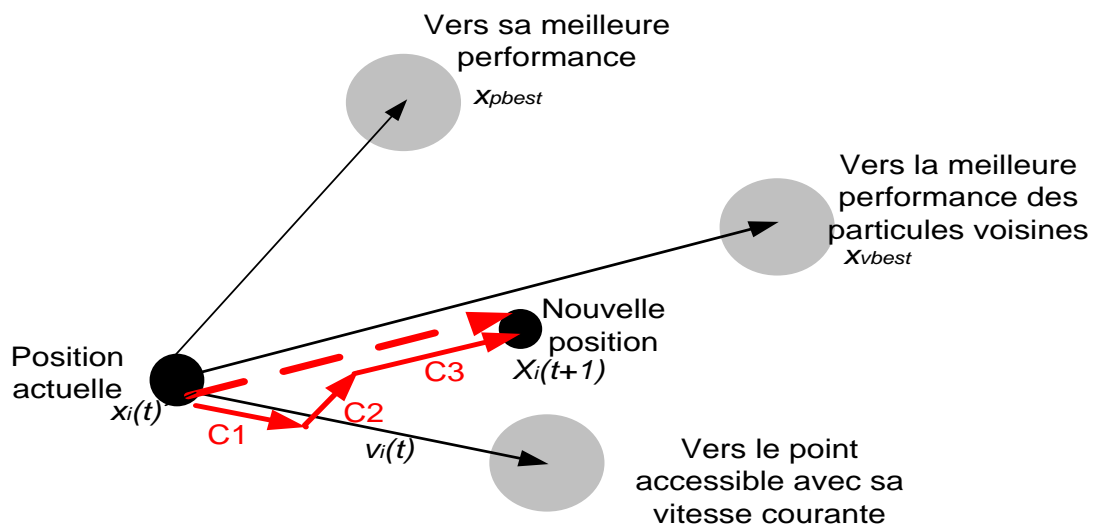


Figure 3.4 Le déplacement de la $i^{\text{ème}}$ particule

L'approche de l'optimisation par PSO sera utilisée pour le réglage du FKE suivant le diagramme donnée par la figure 3.5.

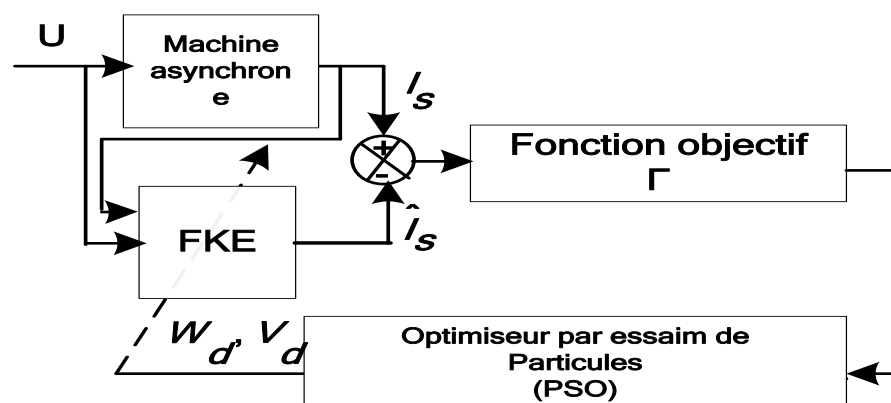


Figure 3.5 Diagramme de l'algorithme PSO pour le réglage du FKE

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre, les définitions de l'observabilité pour les systèmes linéaires et non linéaires ont été présentées, en premier lieu. L'observabilité de la MAS, saine et en présence de défauts, modélisée dans le repère de Park a été ensuite analysée.

Finalement, les algorithmes du FK, FKE à un paramètre et le FKA à la vitesse mécanique ont été développés. Ces algorithmes sont très sensibles aux valeurs de la variance des bruits d'état et de mesure. Pour cela, nous avons développé une méthode basée sur l'optimisation par essaim de particules (PSO) pour le réglage du filtre de Kalman et ses extensions. Dans le prochain chapitre, le FKE développé, sera appliqué, pour l'estimation de la vitesse mécanique de la MAS saine et de MAS rebobinée. Ensuite, le diagnostic de la MAS dans le cas de défaut de court-circuit reposera sur deux approches utilisant le FKE.

Chapitre 4

4 IMPLEMENTATION DU FILTRE DE KALMAN ET DE SES EXTENSIONS

La validation expérimentale de toute technique simulée est un outil de démonstration important qui a prouvé son efficacité. L'ensemble des travaux expérimentaux ou de simulations, effectuées au cours de cette thèse, sont présentés.

Dans un premier temps, nous procédons à la validation du modèle de la MAS avec un défaut de court-circuit de spires statoriques, que nous avons développé au chapitre 2. Ensuite, l'implémentation du Filtre de Kalman Etendu à la vitesse mécanique (FKE) et l'implémentation du Filtre de Kalman Adaptatif à la vitesse mécanique (FKA), appliquées à la reconstitution des variables d'état dans le cas d'une MAS sans défaut, sont présentées.

Nous explicitons les solutions développées pour la génération de résidus de détection d'un défaut de courts-circuits de spires du stator et la quantification de sa sévérité grâce à un seul FKE. Puis, nous abordons la détection et la localisation de trois défauts à l'aide de trois FKE fonctionnant en commutation.

Pour résoudre le problème bien connu que l'initialisation du FK pose, nous avons proposé son réglage par une méthode métaheuristique à base du PSO. Celle-ci permet de contourner la méthode essai-erreur, qui est fastidieuse et non optimale.

Finalement, le banc d'essai que nous avons réalisé au niveau du Laboratoire de recherche Labset pour la mise en œuvre matérielle et logicielle des techniques proposées est décrit.

4.1 Description du banc d'essai

Pour effectuer les tests expérimentaux relatifs à ce travail, nous avons monté un banc d'essai au niveau du laboratoire de recherche Labset. La photo

de la figure 4.1 montre les différents éléments qui constituent ce banc d'essai (plus de détails sont présentés en appendice B). Il est constitué des éléments ci-dessous.

4.1.1 Machine asynchrone rebobinée

La MAS utilisée dans ce banc est une machine asynchrone à cage d'écurie PEDROLLO K80A4, de puissance 0.55 kW, alimentée sous 380 V, et constituée de 4 pôles. Les phases statoriques contiennent chacune 4 bobines de 132 spires reliées en série. Les paramètres électromagnétiques de cette MAS ont été identifiés en utilisant la méthode du modèle de référence. L'optimisation du critère est effectuée à l'aide des algorithmes génétiques [80]. Cette machine a été spécialement rebobinée et des points d'accès aux spires statoriques ont été sortis sur des cosses placées dans la plaque à bornes. Ceci permet de réduire le nombre de spires par phase ou bien de provoquer des courts circuits entre spires, ainsi on peut procéder à des tests expérimentaux concernant une MAS asymétrique (nombres de spires par phase différents) ou une MAS avec courts circuits entre spires. La figure 4.2 et le tableau 4.1 résument les configurations possibles de courts-circuits ou des réductions de spires. La MAS connectée en étoile est alimentée à travers un autotransformateur, par des tensions triphasées avec une fréquence de 50 Hz comme illustré par la figure 4.1(a).

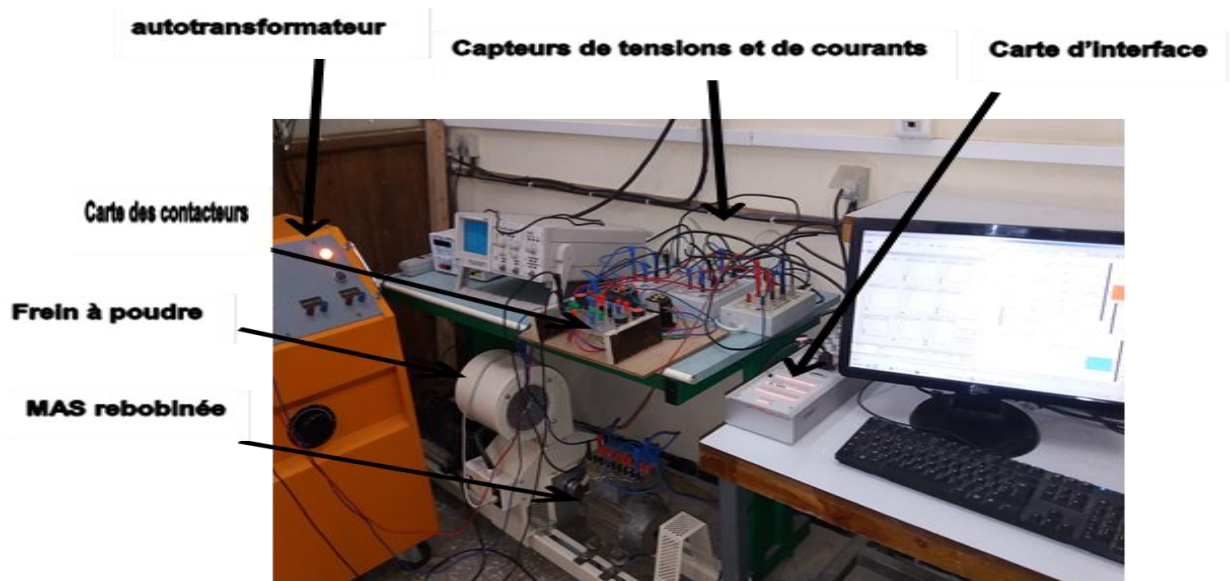


Figure 4.1 (a) Le banc d'essai du Labset

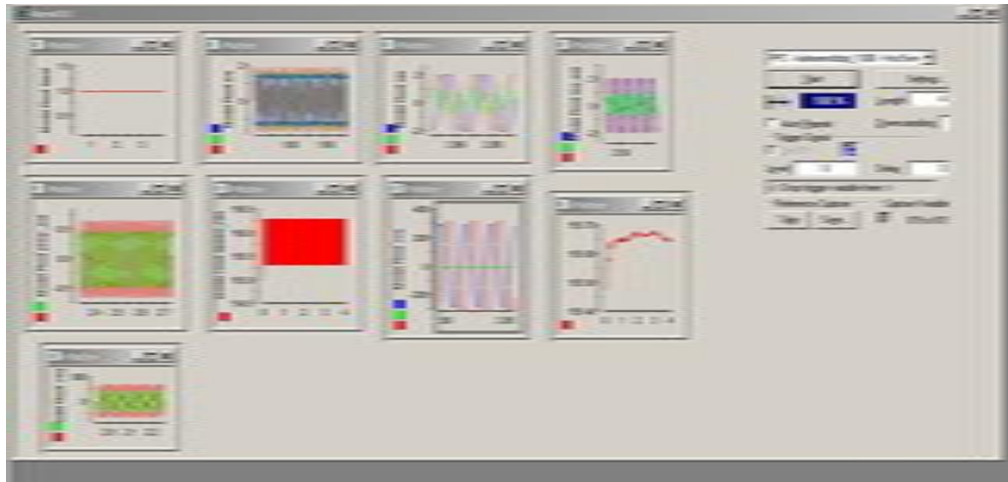


Figure 4.1 (b) Control Desk du dSp1104

La figure 4.2 et le tableau 4.1 décrivent les liaisons externes possible qu'on peut réaliser sur la MAS afin d'y provoquer les courts-circuits désirés. Les entrées 1,2...9 représentant les cosses dans la figure 4.2, ont été réalisées pour atteindre les spires statoriques. Le schéma descriptif de la figure (4.3) illustre les quatre bobines qui constituent une phase du stator, ainsi que les points d'accès numérotés de 1 à 9 pour accéder aux spires.

Les différents tests que nous avons effectué sur la MAS rebobinée englobent les cas sain et avec défaut de court-circuit grâce au banc d'essai réalisé.

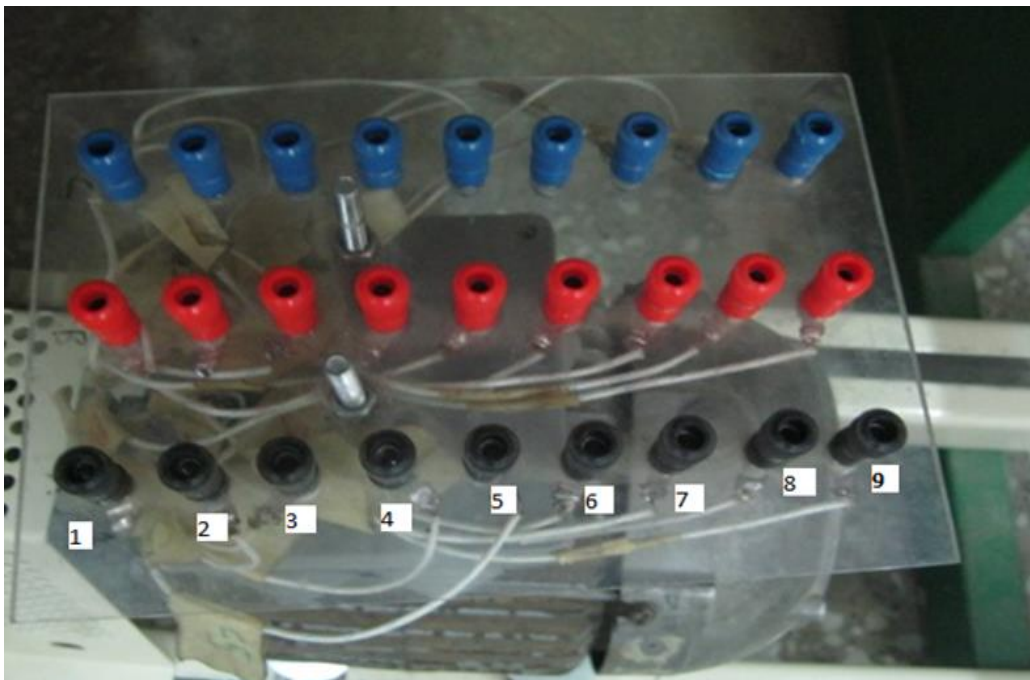


Figure 4.2 la plaque à borne de la MAS rebobinée

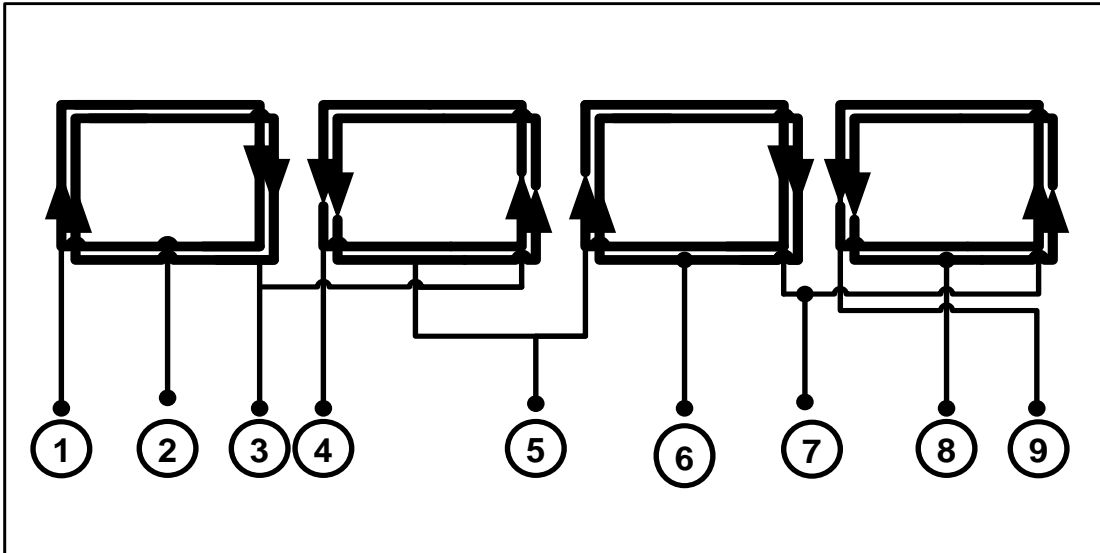


Figure 4.3 Schéma descriptif d'une phase de la MAS rebobinée

Tableau 4.1 Liaisons externes de la MAS et taux de court-circuit

liaison	Nombre de spires court-circuitées sur la phase A
1-9	0 (MAS sans défaut)
2-9	6
1-8	24
2-8	30
3-9	132

4.1.2 Carte de commande des courts-circuits

Une carte à base de contacteurs a été réalisée afin de provoquer un ensemble de courts-circuits au niveau des phases statoriques de la MAS rebobinée.

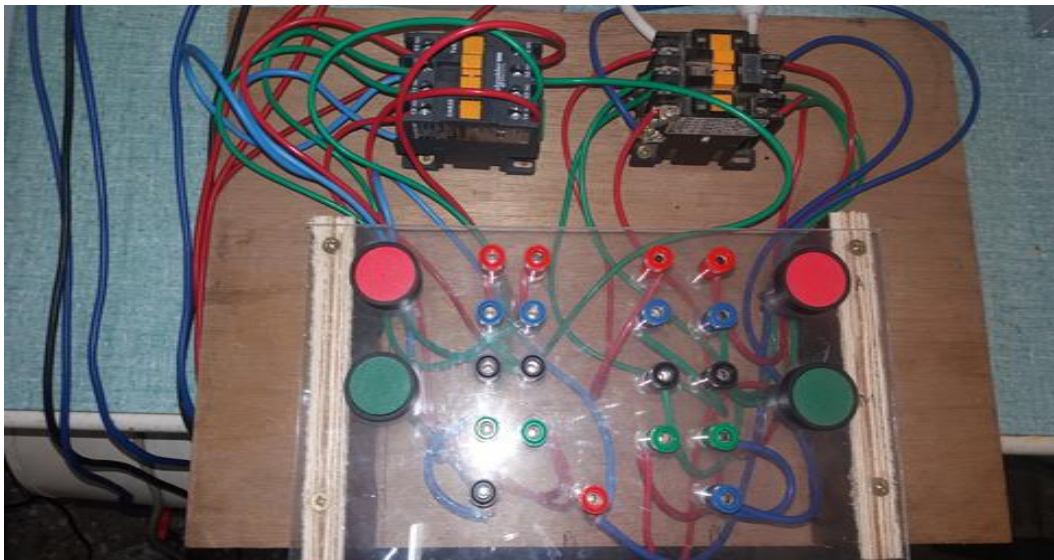


Figure 4.4 La carte de commande

4.1.3 Capteur à effet Hall

Ils sont utilisés pour la mesure des courants et des tensions (appendice B). Une carte de conditionnement permet d'amplifier les signaux recueillis et de fournir une amplitude de $\pm 10V$.

4.1.4 Encodeur

Un encodeur de 1024 impulsions/tour est utilisé pour la mesure de la vitesse mécanique de référence GI355.

4.1.5 Frein à poudre:

Le frein à poudre FP3 est décrit dans l'appendice B.

4.1.6 La carte dSpace1104

La carte dSpace1104 comporte :

- la carte de commande dSPACE DS1104 R&D, installée sur le PC hôte, utilise l'environnement Simulink de Matlab pour l'implémentation des programmes en temps réels. L'environnement Control Desk est une interface qui permet à l'opérateur de charger l'application dans le DS1104 et de configurer des instruments virtuels pour contrôler, régler et faire une acquisition des données en temps réel.
- la carte d'interface CP1104 : comporte deux convertisseurs analogiques / numériques (CAN). Un premier convertisseur à 4 canaux parallèles de 12 bits de résolution, utilisés pour la mesure des courants triphasés. Le deuxième convertisseur est multiplexé (4 entrées:1 sortie) et est utilisé pour la mesure des tensions d'alimentation. La tension d'entrée permise est de $\pm 10V$. La figure 4.5 résume le chemin du flot de données entre le PC hôte et la carte dSPACE DS1104 R&D.

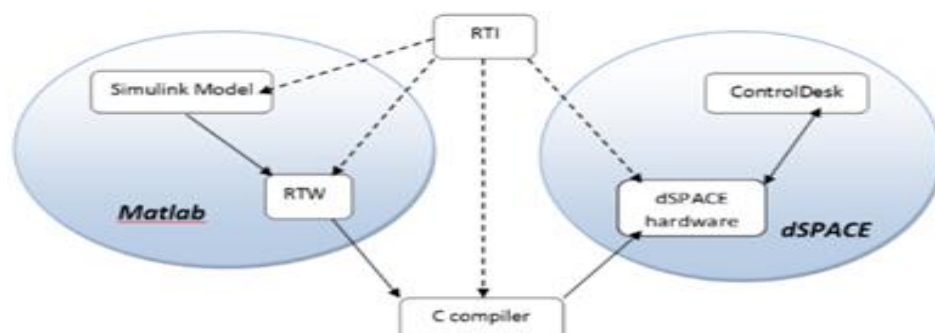


Figure 4.5 L'environnement Matlab\Simulink et dSpace1104

4.2 Validation du modèle de la MAS avec défaut de court-circuit de spires

La validation expérimentale du modèle de la MAS, développé dans le chapitre 2 (équation 2.20), est effectuée en provoquant des valeurs distinctes de court-circuit sur la phase A comme donné dans le tableau 4.3. Les valeurs du facteur de défaut f_a correspondant à ces défauts sont données dans la première colonne.

Les courants statoriques triphasés sont comparés à ceux obtenus par simulation depuis le modèle proposé de la MAS avec défaut. Les valeurs efficaces des courants résultats obtenus dans le cas sain et en défaut de la MAS sont reportées dans le tableau 4.2.

Le banc d'essai décrit précédemment, a permis de faire l'acquisition des courants statoriques triphasés.

Tableau 4.2 Valeurs efficaces des courants mesurés et simulés

f_a	Nombre de spires court-circuitées sur la phase A	Pourcentage sur spires court-circuitées sur la phase A (%)	\bar{I}_{sa_m}	\bar{I}_{sb_m}	\bar{I}_{sc_m}	\bar{I}_{sa_s}	\bar{I}_{sb_s}	\bar{I}_{sc_s}
1	0	0	1.057	1.138	1.031	1.074	1.074	1.074
0.98	6	1.13	1.231	1.154	1.098	1.156	1.04	1.036
0.95	24	4.54	1.504	1.085	1.09	1.422	0.938	0.919
0.94	30	5.68	1.606	1.058	1.082	1.517	0.904	0.880

Avec: \bar{I}_{si_m} est la valeur efficace des courants statoriques mesurés sur la MAS rebobinée et \bar{I}_{si_s} est la valeur efficace des courants statoriques fournis par le modèle proposé de la MAS, $i = a, b$ ou c correspondant à la phase A, B ou C respectivement.

Les résultats exposés dans le tableau 4.2 montrent que les valeurs efficaces des courants mesurés sont très proches de ceux obtenues par simulation du modèle dans les cas sain et en défaut de la MAS. Les différences entre eux peuvent être dues au circuit de conditionnement, aux erreurs de modélisation et d'identification de la MAS. Les résultats obtenus et illustrés dans les figures 4.6, 4.7 et 4.8, montrent une bonne concordance entre le modèle proposé de la MAS avec défaut et la MAS rebobinée.

Par conséquent, le modèle de la MAS utilisé dans ce travail peut parfaitement reproduire l'évolution de la MAS dans les cas sain ou en défaut de court-circuit.

Ce modèle sera utilisé pour développer le modèle de l'observateur, basé sur le filtre de Kalman et filtre de Kalman étendu, afin de réaliser le diagnostic des défauts de courts-circuits de spires la MAS.

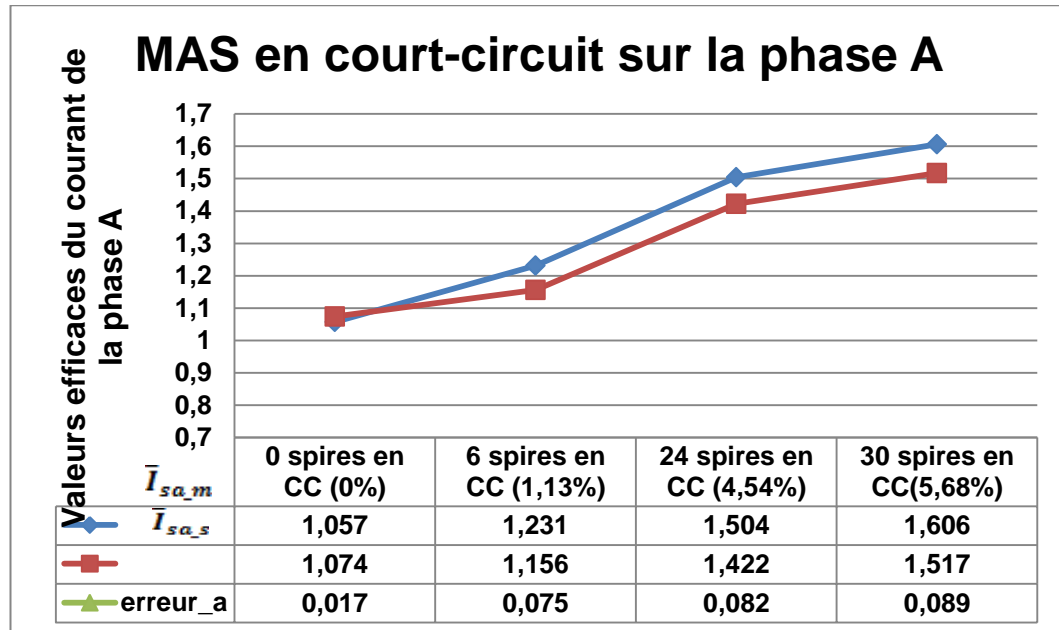


Figure 4.6 Valeur efficace du courant simulé et mesuré de la phase A

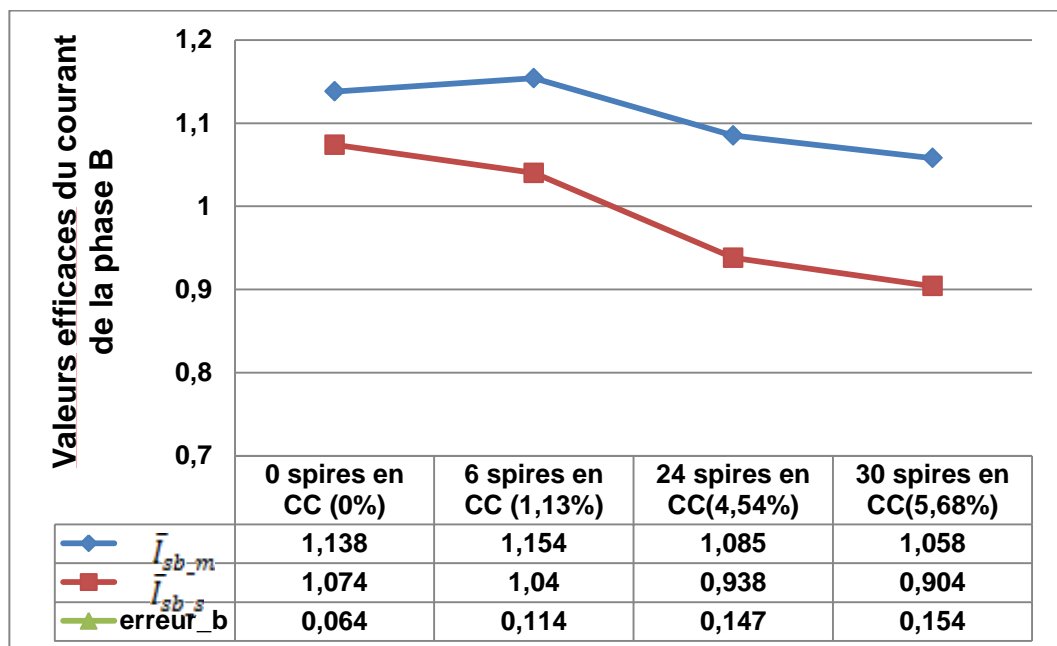


Figure 4.7 Valeur efficace du courant simulé et mesuré de la phase B

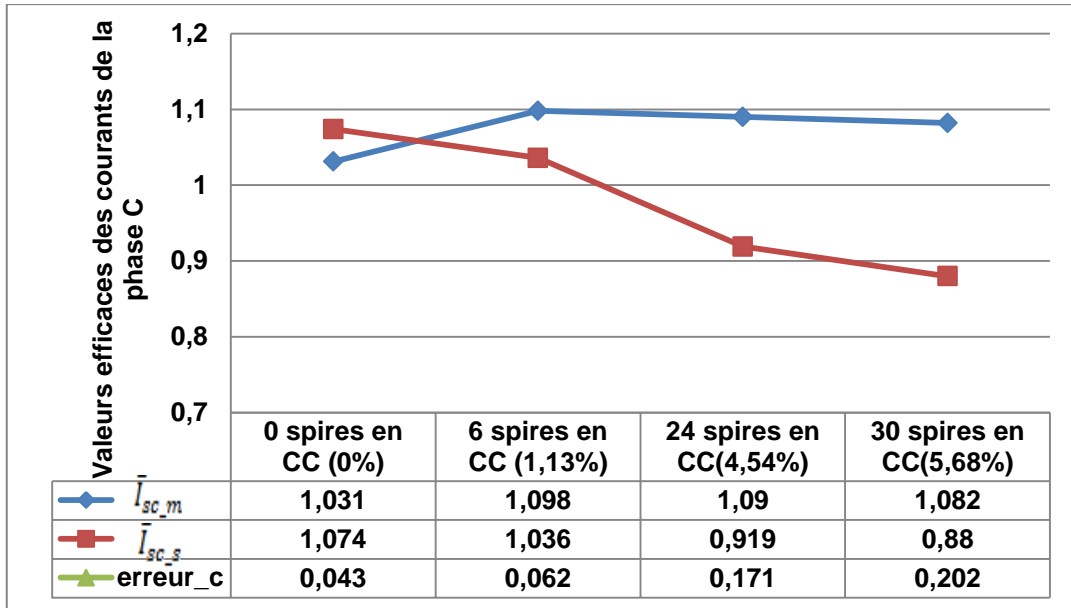


Figure 4.8 Valeur efficace du courant simulé et mesuré de la phase C

4.3 Filtre de Kalman étendu à la vitesse mécanique

Dans cette partie, le vecteur de d'état est étendu à la vitesse mécanique et le modèle d'état de la MAS saine dans le repère bipolaire (d, q) obtenu dans le chapitre 2 (équation 2.20) est étendu à la dynamique de vitesse mécanique (équation 2.22). Le modèle est donné par l'équation (4.1). Le modèle est non linéaire et est observable. Le modèle linéarisé est discrétisé équivalent est calculé à l'aide du développement de Taylor du 1^{er} ordre et est donné par l'équation (4.2).

L'estimation de la vitesse mécanique à l'aide du FK étendu et du FK adaptatif permet de nous affranchir du capteur de vitesse.

$$\frac{d}{dt} \begin{pmatrix} I_{dqs} \\ \phi_{dqr} \\ \Omega \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -a_1 & 0 & a_2 & a_3 p \Omega & 0 \\ 0 & -a_1 & -a_3 p \Omega & a_2 & 0 \\ a_4 & 0 & -a_5 & -p \Omega & 0 \\ 0 & a_4 & p \Omega & -a_5 & 0 \\ -a_6 & a_6 & 0 & 0 & -a_7 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_{dqs} \\ \phi_{dqr} \\ \Omega \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_1 & 0 \\ 0 & b_1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} V_{dqo} \quad (4.1)$$

$$a_1 = \frac{L_r^2 r_s + M^2 r_r}{\sigma L_s L_r^2}; a_2 = \frac{r_r M}{\sigma L_s L_r^2}; a_3 = \frac{M}{\sigma L_s L_r}; a_4 = \frac{R_r M}{L_r}; a_5 = \frac{R_r}{L_r}; a_6 = \frac{p M}{J L_r}; a_7 = \frac{f_v}{J}$$

$$b_1 = \frac{1}{\sigma L_s} .$$

$$\left\{ \begin{array}{l} X(k+1) = \\ \left(\begin{array}{ccccc} 1 - a_1 t_e & 0 & a_2 t_e & a_3 p \Omega t_e & 0 \\ 0 & 1 - a_1 t_e & -a_3 p \Omega t_e & a_2 t_e & 0 \\ a_4 t_e & 0 & 1 - a_5 t_e & -p \Omega t_e & 0 \\ 0 & a_4 t_e & p \Omega t_e & 1 - a_5 t_e & 0 \\ -a_6 t_e & a_6 t_e & 0 & 0 & 1 - a_7 t_e \end{array} \right) X(k) \\ + \left(\begin{array}{cc} b_1 t_e & 0 \\ 0 & b_1 t_e \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{array} \right) V_{dqo} \\ Y(k+1) = \left(\begin{array}{ccccc} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{array} \right) X(k) \end{array} \right. \quad (4.2)$$

$$a_1 = -\frac{L_r^2 r_s + M^2 r_r}{\sigma L_s L_r^2}; \quad a_2 = \frac{r_r M}{\sigma L_s L_r^2}; \quad a_3 = \frac{M}{\sigma L_s L_r}; \quad a_4 = \frac{R_r M}{L_r}; \quad a_5 = -\frac{R_r}{L_r}; \quad a_6 = \frac{pM}{J L_r}; \quad a_7 = \frac{f_v}{J}$$

$$b_1 = \frac{1}{\sigma L_s};$$

Avec : $X(k) = (I_{ds} \quad I_{qs} \quad \varphi_{dr} \quad \varphi_{qr} \quad \Omega)^T$ et $Y(k) = (I_{ds} \quad I_{qs})^T$

$\sigma = 1 - \frac{M^2}{L_s L_r}$; est le coefficient de dispersion de Blondel.

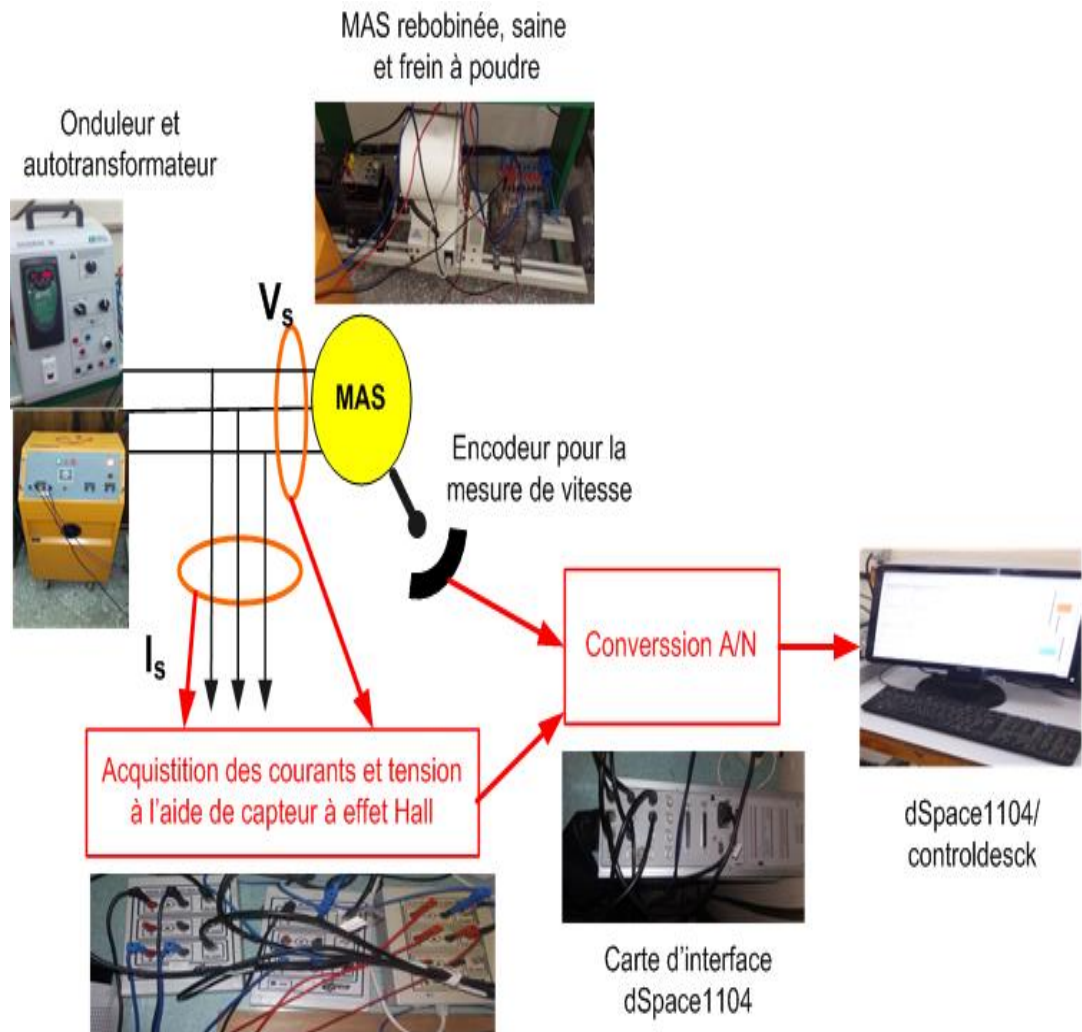
$T_s = \frac{L_s}{r_s}$: La constante de temps statorique.

$T_r = \frac{L_r}{r_r}$: La constante de temps rotorique.

Les simulations et les tests expérimentaux pour la validation de ces deux approches sont effectués sur deux machines asynchrones. Le banc d'essai réalisé comportant la chaîne d'acquisition, la carte dSpace1104 et une MAS saine (appendice B, MAS 2) la MAS rebobinée dans le cas sans défauts est utilisé, comme il est illustré dans le schéma descriptif de la figure 4.9. Différents tests seront consacrés à l'application du FKE et du FKA à la MAS saine puis à la MAS rebobinée.

Le réglage du FKE et du FKA par essai-erreur puis à l'aide de la méthode PSO est accompli en utilisant les mesures obtenues expérimentalement.

Les résultats de simulation et expérimentaux sont présentés et analysés dans ce chapitre.



4.4 Application de l'algorithme du PSO

Le réglage du FKE par PSO est effectué en posant que les éléments des matrices de variance des bruits d'état et de mesure, W_d et V_d , comme les coordonnées de la particule recherchée donnée par:

$$x_i = (w_{dI} \quad w_{d\phi} \quad w_{df_a} \quad V_d)_i \quad (4.3)$$

Avec: w_{dI} , $w_{d\phi}$ sont la variance du bruit d'état des courants statoriques et des flux. w_{df_a} correspond à la variance des bruits sur le facteur de défaut f_a . V_d est la variance du bruit de mesure.

Le critère Γ qui permet d'atteindre la meilleure performance du FKE est donné par l'équation (4.4).

$$\Gamma = \min \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (I_{sd}(k) - \hat{I}_{sd}(k))^2 + (I_{sq}(k) - \hat{I}_{sq}(k))^2 + (f_a - \hat{f}_a(k))^2 \quad (4.4)$$

N est le nombre d'échantillons par itération.

En premier lieu, l'algorithme du PSO est appliqué dans le cas sain de la MAS c'est à dire $f_a = 1$. Après la convergence de l'algorithme et l'obtention de la meilleure solution de la variance des bruits d'état et de mesure W_d et V_d , celles-ci sont introduites dans l'algorithme du FKE pour estimer en temps réel, le vecteur d'état dans le cas sain et en présence de défauts de court-circuit de spires.

4.5 Simulation et implémentation du FKE appliqué à la vitesse mécanique

Le FKE à la vitesse mécanique est implémenté sur la carte dSPACE DS1104 R&D en utilisant le bloc S-fonction de Simulink. Nous avons utilisé la programmation en langage C en pour implémenter l'algorithme du FKE (voir appendice C).

4.5.1 Résultats expérimentaux du FKE à la vitesse mécanique appliqué à la MAS saine

Le réglage du FKE est effectué, dans cette première étape, par essai-erreur. C'est une méthode laborieuse qui a requis énormément de tests pour enfin aboutir à des valeurs adéquates des bruits d'état et de mesure.

$$\begin{aligned} W_d &= (0.1 \quad 0.1 \quad 0.01 \quad 0.01 \quad 10)^T \\ V_d &= 10^{-18} (3.6347 \quad 3.6347)^T \end{aligned} \quad (4.5)$$

Le période d'échantillonnage utilisée dans tous les tests pratiques est $t_e = 0.0004 \text{ s}$. Le démarrage de la MAS est fait plein tension et on illustre le régime transitoire et permanent de la MAS à vide dans les figures 4.10 jusqu'à 4.13.

Discussion

Les figures (4.12 a) et (4.13 a) montrent une bonne superposition entre les courants statoriques mesurés I_{ds} et I_{qs} et les courants estimés équivalents \hat{I}_{ds} et \hat{I}_{qs} avec une erreur approchant zéro (figure ((4.12 b) et (4.13 b)). Les valeurs

initiales des courants mesurés et estimés étant en plus choisis différents, le fonctionnement du FKE est ainsi validé expérimentalement. L'évolution des flux rotoriques estimés $\hat{\varphi}_{dr}$ et $\hat{\varphi}_{qr}$ sont représentés par les figures (4.14 a) et (4.14 b).

Les courbes des vitesses mécanique mesurée et estimée sont illustrées par la figure 4.11 a. L'erreur entre ces deux vitesses est de l'ordre de 1.6 rad/s comme illustré par la figure 4.11 b.

Le FKE a permis d'estimer les flux rotoriques, qui sont des grandeurs non mesurables, et la vitesse mécanique avec une grande précision et rapidité qui sont des critères primordiaux pour l'utilisation du FKE en temps réel dans la commande et le diagnostic.

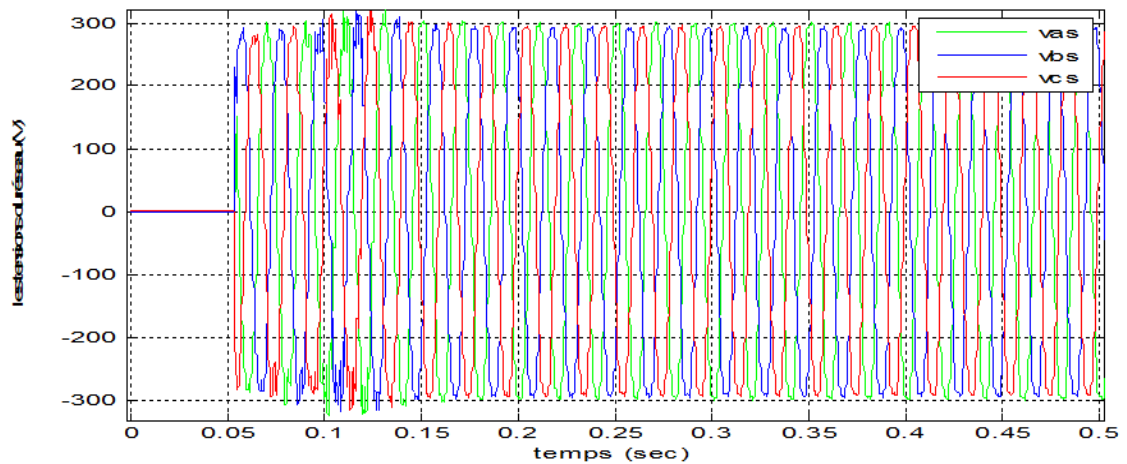


Figure 4.10 Les tensions d'alimentation triphasée

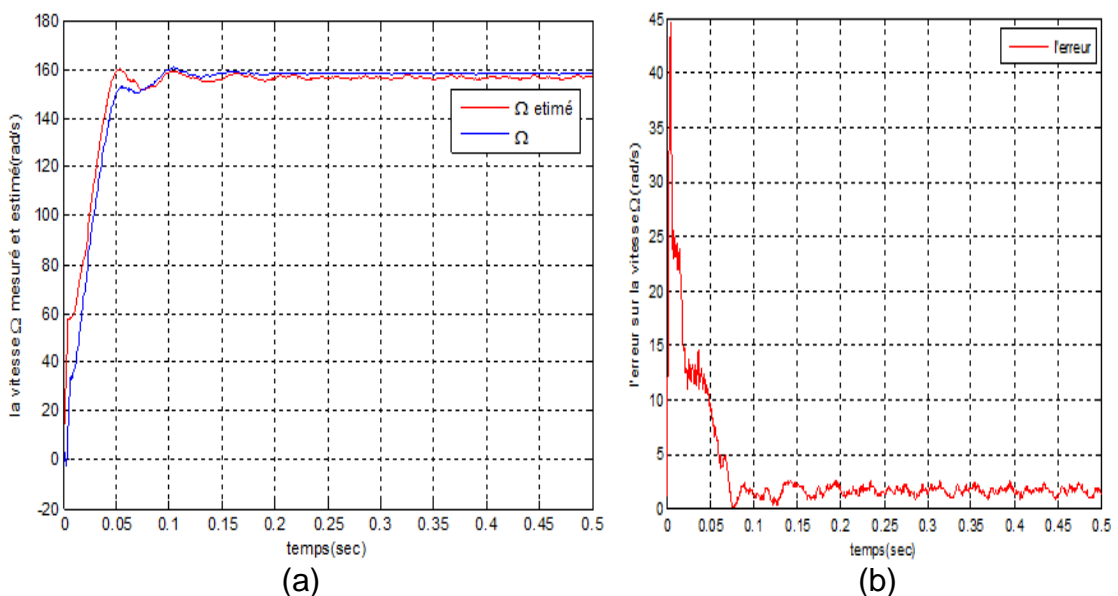


Figure 4.11 La vitesse mécanique mesurée Ω et estimée $\hat{\Omega}$ et l'erreur

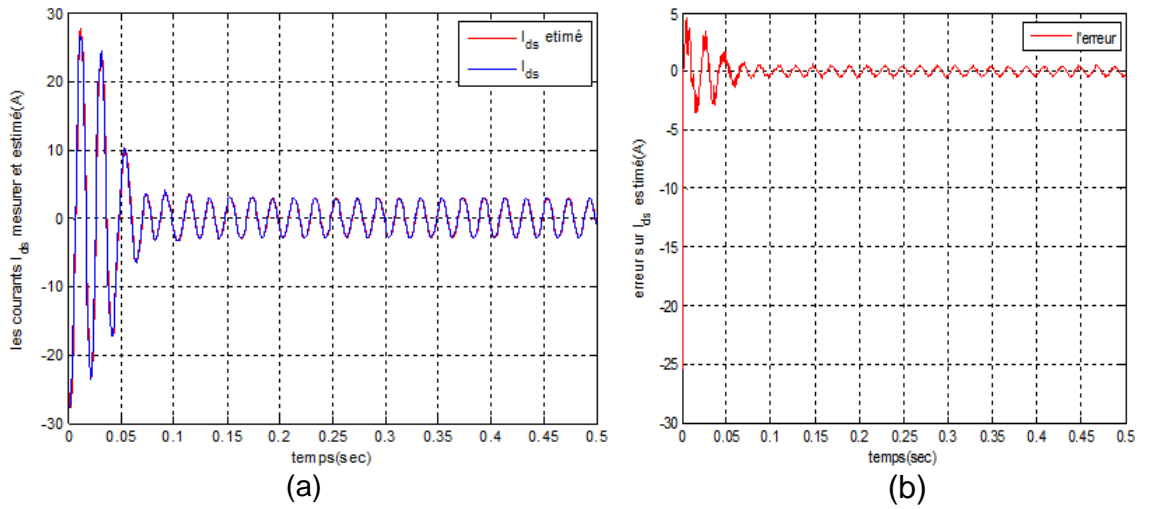


Figure 4.12 le courant mesuré dans Park I_{ds} et estimé \hat{I}_{ds} et l'erreur

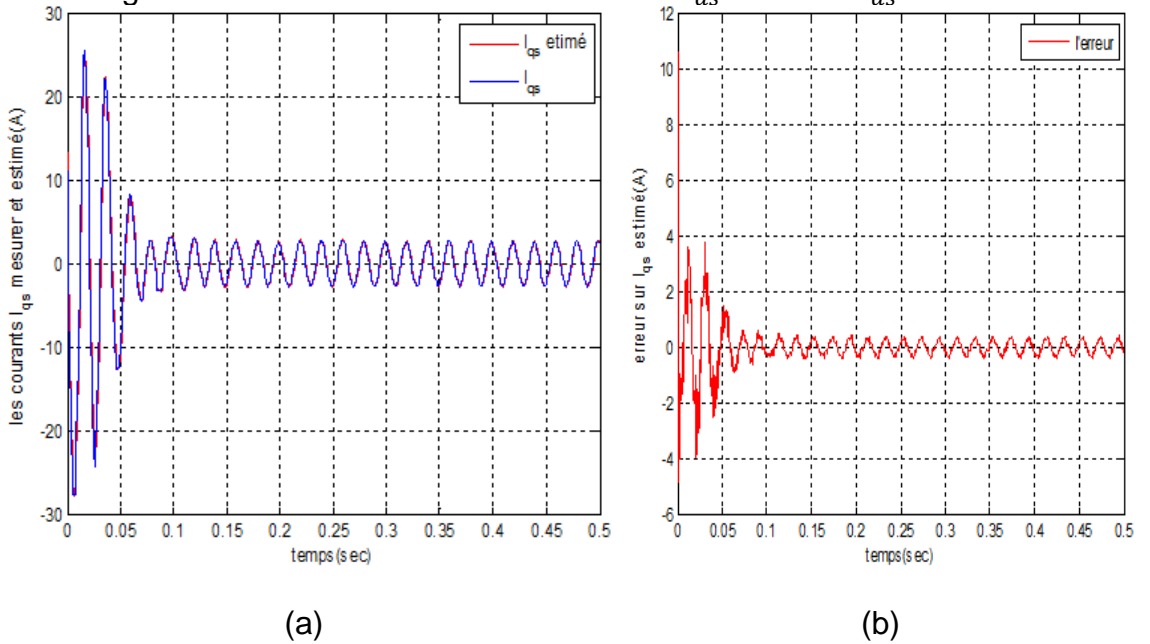


Figure 4.13 le courant mesuré I_{qs} et estimé \hat{I}_{qs} et l'erreur

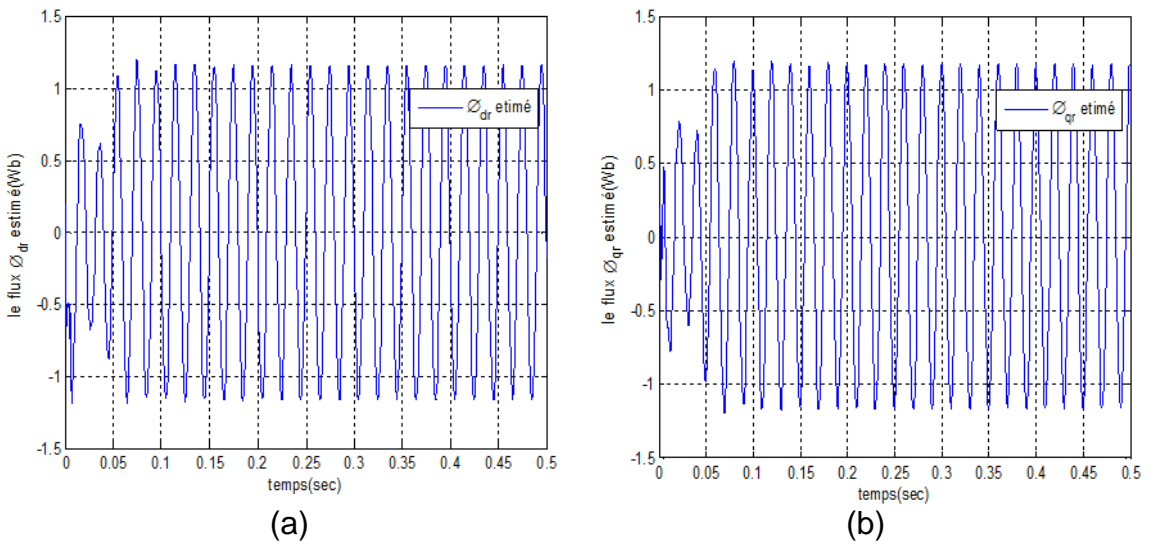


Figure 4.14 Les flux rotorique estimés $\hat{\phi}_{dr}$ et $\hat{\phi}_{qr}$

4.5.2 Résultats de simulation du FKE à la vitesse mécanique appliqué à MAS rebobinée

La simulation de la MAS rebobinée associée au FKE à la vitesse mécanique est effectuée en utilisant un bloc s-fonction de Matlab et à l'aide du langage C (voir annexe D). Ceci pour bénéficier de la rapidité de cet outil.

Les bruits d'état et de mesure ont été, au début, déterminés par essai-erreur, ce qui nécessite un temps important. Pour remédier à ça, on propose d'utiliser l'algorithme du PSO. Les valeurs de ces bruits obtenus sont données par l'équation 4.6.

$$W_d = (0.01 \quad 0.01 \quad 0.01 \quad 10^{-6} \quad 10^{-6} \quad 2.2499 \cdot 10^{-8})^T$$

$$V_d = (0.1 \quad 0.1)^T \quad (4.6)$$

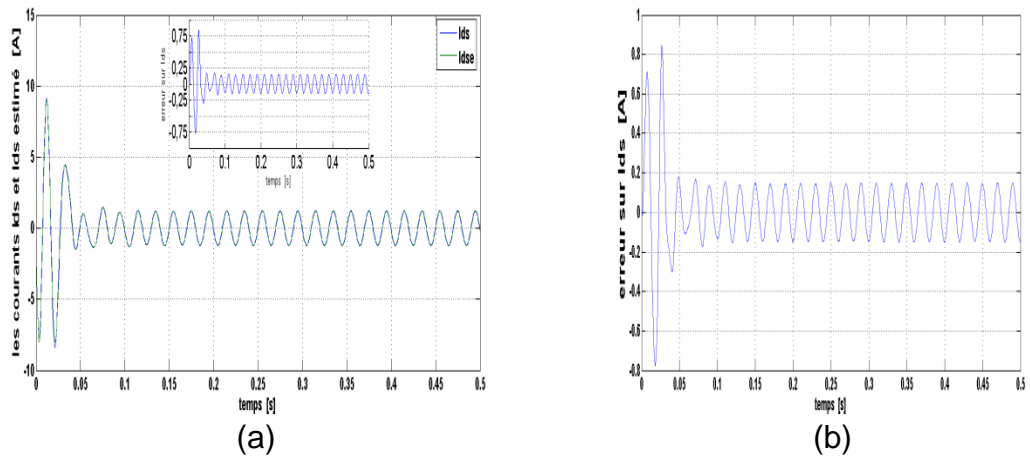


Figure 4.15 le courant mesuré dans Park I_{ds} et l'estimé \hat{I}_{ds} et l'erreur

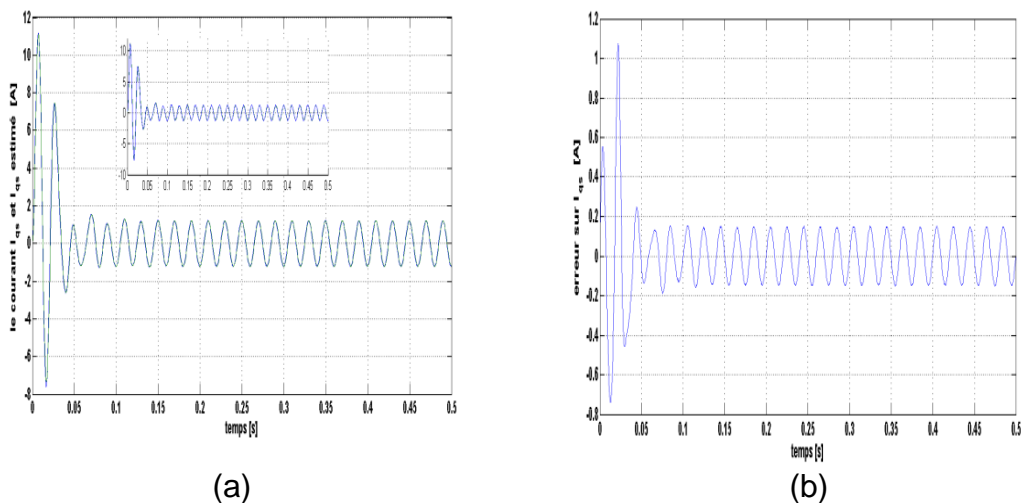


Figure 4.16 le courant mesuré dans Park I_{qs} et l'estimé \hat{I}_{qs} et l'erreur

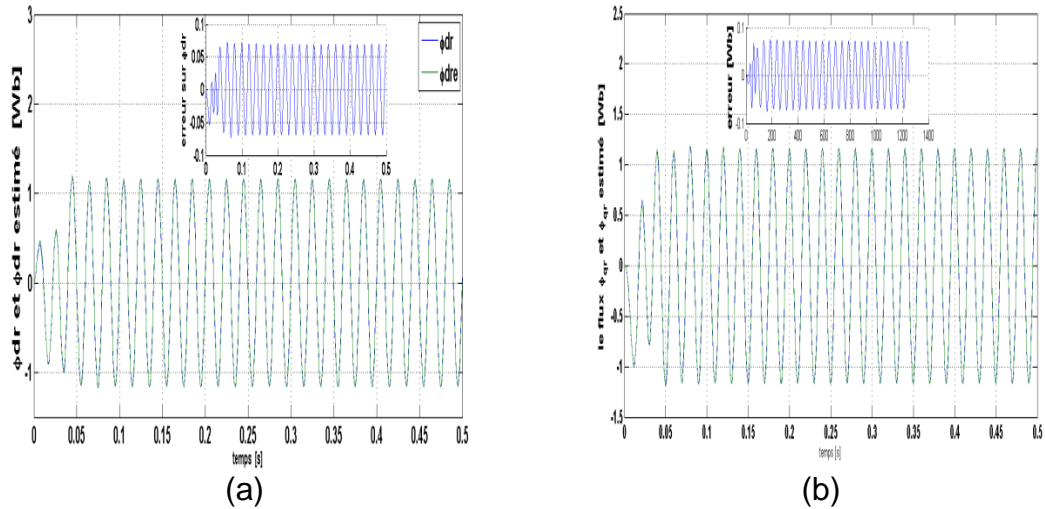


Figure 4.17 Les flux rotorique et les estimés $\hat{\phi}_{dr}$ et $\hat{\phi}_{qr}$ et les erreurs

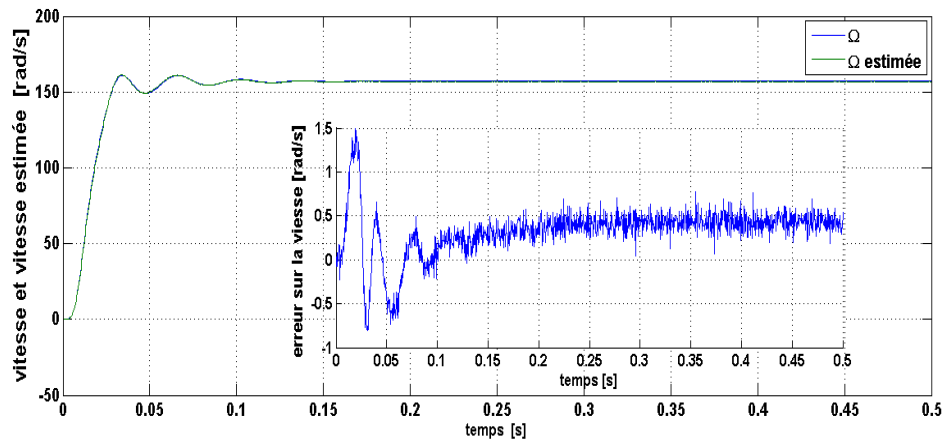


Figure 4.18 la vitesse mécanique, son estimée et l'erreur

Discussion

La simulation de la vitesse mécanique estimée et des grandeurs électriques et magnétiques présentés par les figures 4.15 jusqu'à 4.18 montrent une bonne superposition entre les grandeurs fournies par le modèle de la MAS et celles obtenues grâce au FKE. Les erreurs entre les grandeurs estimées et mesurées sont négligeables. En effet, l'erreur sur la vitesse ne dépasse pas 0.5 rad/s. Le FKE avec ce fonctionnement optimal, permet d'estimer la vitesse mécanique et ainsi de s'affranchir du capteur de vitesse.

4.5.3 Résultats expérimentaux du FKE à la vitesse mécanique appliquée à MAS rebobinée

On présente l'implémentation du FKE pour l'estimation de la vitesse mécanique de la MAS rebobinée sans défaut sur le banc d'essai. L'algorithme du PSO a été utilisé pour déterminer les bruits d'état et de mesure permettant

une bonne estimation des grandeurs électrique, magnétique et de la vitesse mécanique.

$$W_d = (0.894 \quad 0.894 \quad 0.894 \quad 0.564 \quad 1.1422 \quad 0.9248)^T$$

$$V_d = (0.953 \quad 0.953)^T \tag{4.7}$$

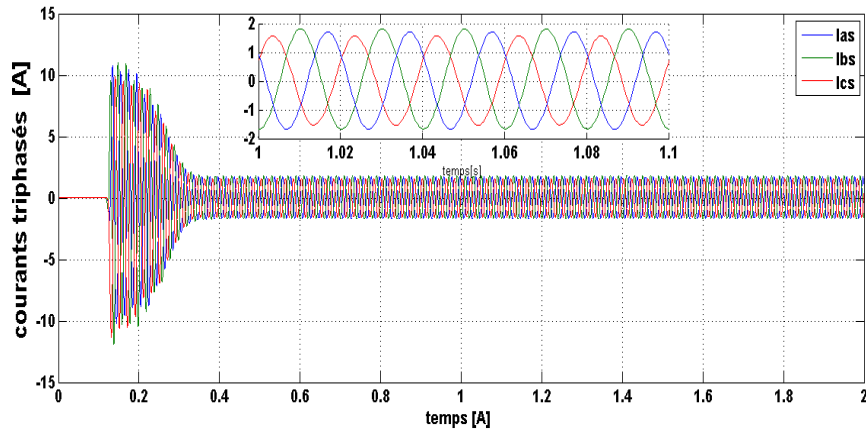


Figure 4.19 Courants triphasés filtrées

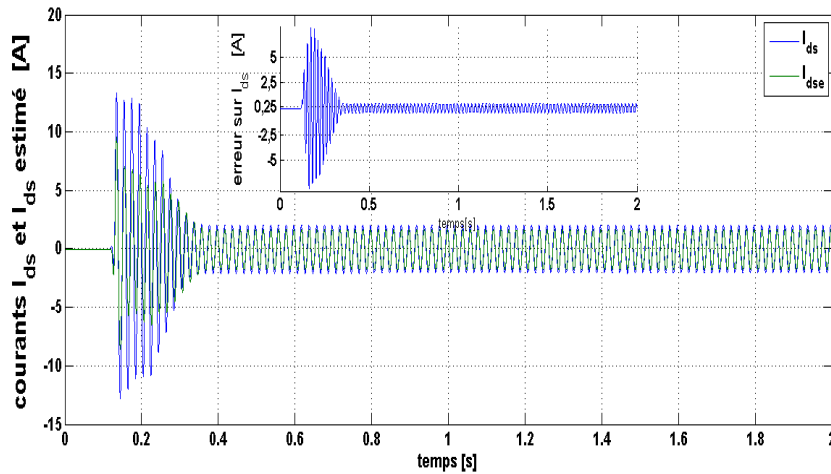


Figure 4.20 Courant mesuré dans Park I_{ds} et l' estimé \hat{I}_{ds} et l'erreur

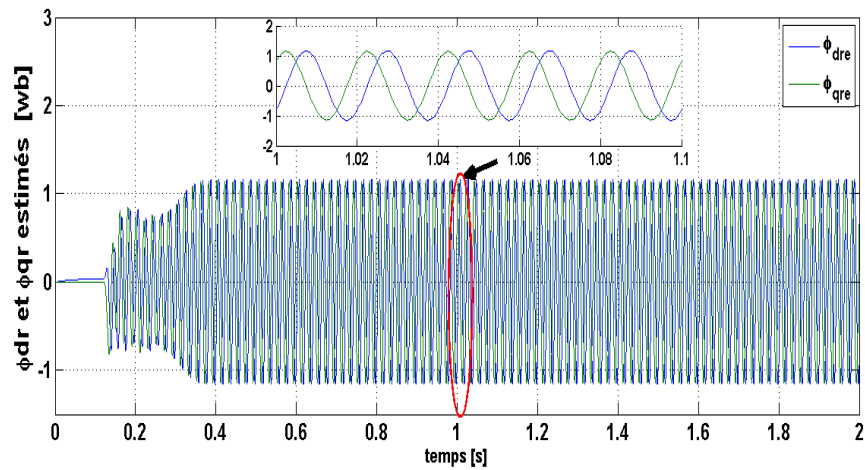


Figure 4.21 Les flux rotorique estimés $\hat{\phi}_{dr}$ et $\hat{\phi}_{qr}$

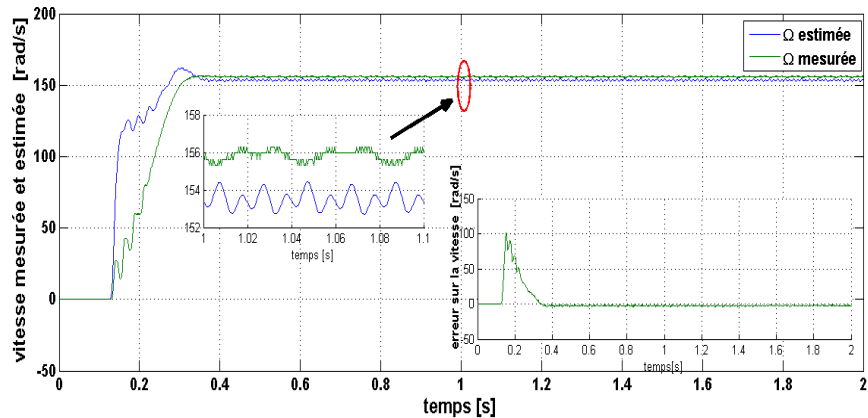


Figure 4.22 la vitesse mécanique, son estimée et l'erreur

Discussion

La figure 4.20 montre une superposition presque totale entre les courants estimé \hat{I}_{ds} et mesuré I_{ds} . L'erreur relative maximale est de 0.15 A. Ceci montre que les valeurs des bruits d'état et de mesure optimisés par PSO sont correctes. La figure 4.21 montre l'estimation des flux rotoriques par le FKE ; un zoom sur ces grandeurs dévoile une bonne quadrature entre elles et leurs valeurs maximales dépassent légèrement 1.

L'estimation de la vitesse mécanique est représentée avec la vitesse mesurée par la figure 4.22. Une bonne superposition entre elles en régime permanent avec une erreur négligeable, montre l'efficacité du FKE dans l'estimation de la vitesse mécanique en temps réel.

4.6 Simulation et implémentation du FKA appliqué à la vitesse mécanique

L'estimation de la vitesse mécanique effectuée par le FKE utilise le modèle de la MAS étendu, dont la dimension est plus grande que celui utilisé pour le FK. Par conséquent, le nombre d'opération nécessaire et le temps d'exécution est plus important [82]. Pour pallier à cet inconvénient, qui est majeur pour un fonctionnement en temps réel, on opte pour la solution du FKA à la vitesse mécanique.

Une synthèse du FKA à la vitesse mécanique est effectuée et est simulée sur Matlab\Simulink ; puis est implémenté sur la carte dSpace1104. Le modèle du FKA est présenté dans le chapitre 3. Les tests seront appliqués sur la MAS saine puis la MAS rebobinée.

4.6.1 Résultats expérimentaux du FKA à la vitesse mécanique appliqué à la MAS saine

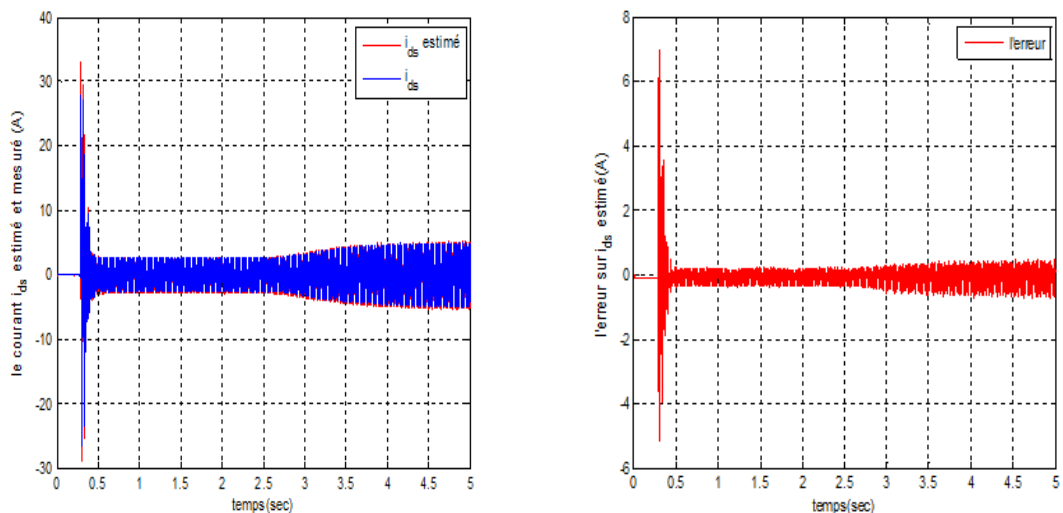
La MAS est alimentée par un onduleur de type Digidrive SK de Le Roy Somer afin de varier la vitesse mécanique de la MAS. Un couple de charge est généré à $t = 2.5\text{s}$ à l'aide du frein à poudre.

Les variances des bruits d'état et de mesure obtenus par essai-erreur sont données par les équations (4.8). A partir de la synthèse, par essai-erreur du régulateur PI, on a obtenu les paramètres donnés par l'équation (4.9).

$$\begin{aligned} W_d &= (0.1 \quad 0.1 \quad 0.01 \quad 0.01)^T \\ V_d &= 10^{-18} (3.6347 \quad 3.6347)^T \end{aligned} \quad (4.8)$$

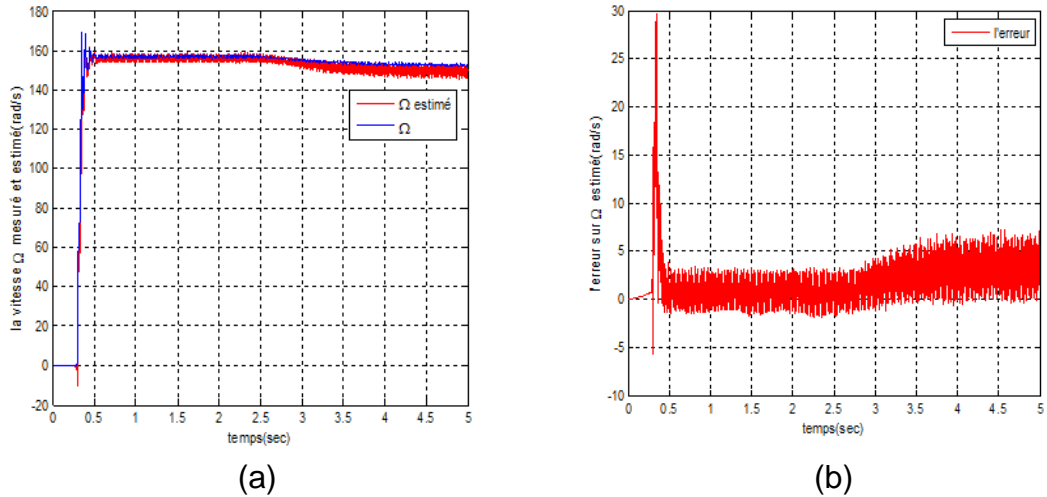
$$K_p = 7; K_I = 0.7 \quad (4.9)$$

La figure 4.23 a, des courants I_{ds} et de son estimé, illustre une bonne superposition entre ces deux grandeurs et l'erreur relative est de l'ordre de 0.25 A (figure 4.23 b). Les vitesses mécaniques mesurée et estimée, donnés par la figure 4.24 a, sont presque confondues. L'erreur d'estimation sur la vitesse, montrée par la figure 4.24 b, est égale à 5 rad/s. Ces résultats expérimentaux montrent le bon fonctionnement du FKA. La rapidité de la réponse du FKE est très satisfaisante grâce à l'implémentation sous code C de Matlab.



(b)

Figure 4.23 Le courant mesuré dans Park I_{ds} et estimé \hat{I}_{ds} et l'erreur



(a) (b)
Figure 4.24 La vitesse mécanique mesuré Ω et estimée $\hat{\Omega}$ et l'erreur

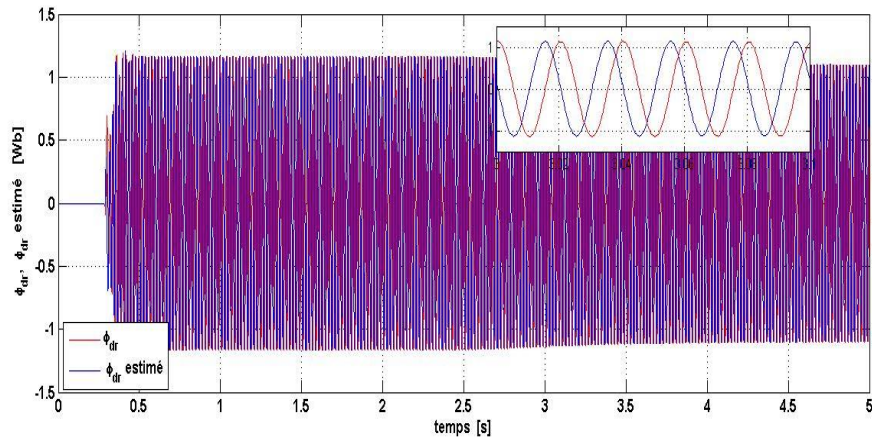


Figure 4.25 Les flux estimés $\hat{\phi}_{dr}$ et $\hat{\phi}_{qr}$

Une variation de la vitesse mécanique de la MAS avec changement de sens est illustrée dans la figure 4.26. Après le démarrage de la MAS dans une direction, un inversement de vitesse est appliqué à $t = 5.6$ s. La durée de l'accélération et de la décélération est choisie égale à 2.5 s. La figure 4.26 montre clairement le bon suivi de la vitesse mécanique estimée par le FKA.

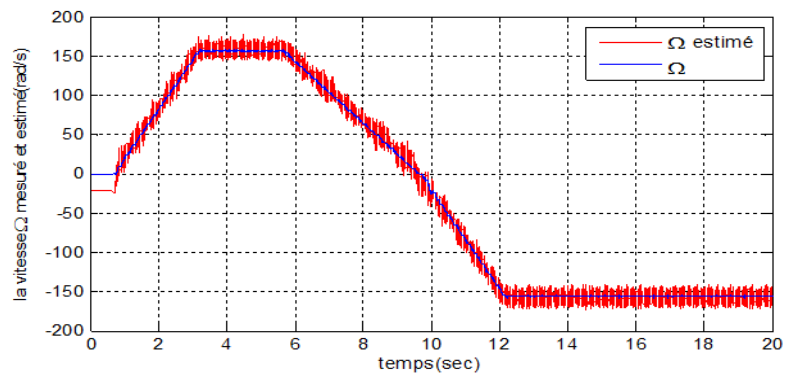


Figure 4.26 La vitesse mesurée et estimée avec changement de direction

4.6.2 Résultats de simulation du FKA à la vitesse mécanique appliqué à la MAS rebobinée

Dans cette partie, le FKA à la vitesse mécanique est implémenté sur Matlab. Le réglage du FKA est effectué par PSO. L'estimation des courants statoriques, illustrée par la figure 4.27 et la figure 4.28, montrent une bonne superposition entre les grandeurs simulées et estimées.

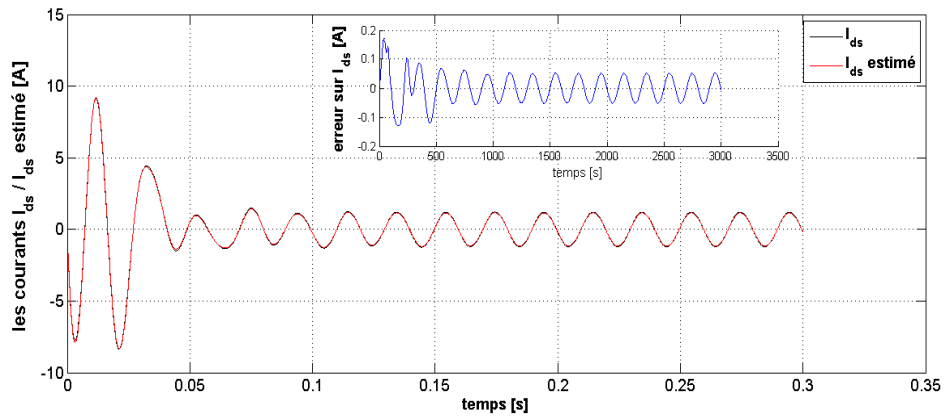


Figure 4.27 Le courant simulé dans Park I_{ds} et estimé \hat{I}_{ds} et l'erreur

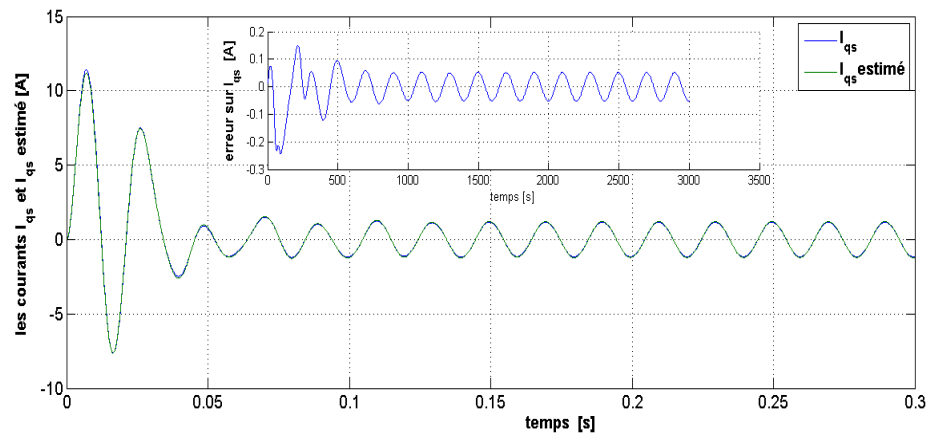


Figure 4.28 Le courant simulé dans Park I_{qs} et estimé \hat{I}_{qs} et l'erreur

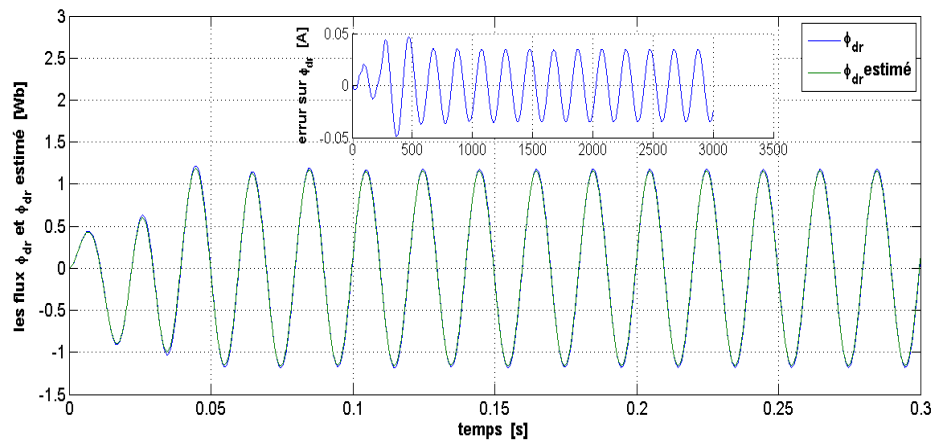


Figure 4.29 Le flux simulé $\hat{\phi}_{dr}$ et $\hat{\phi}_{dr}$ estimé et l'erreur

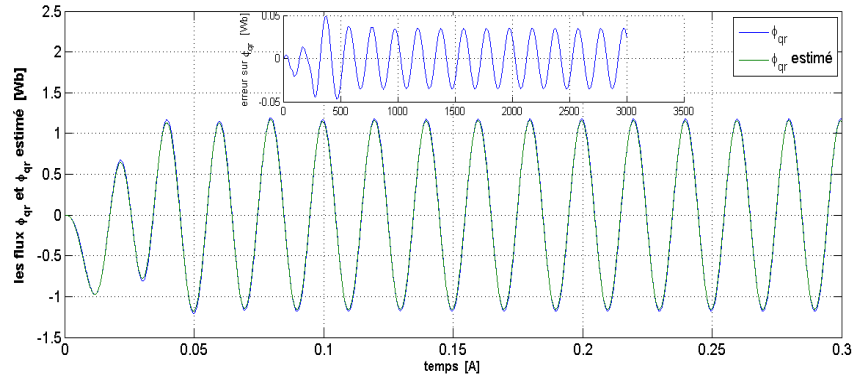


Figure 4.30 Le flux simulé $\hat{\phi}_{qr}$ et $\hat{\phi}_{qr}$ estimé et l'erreur

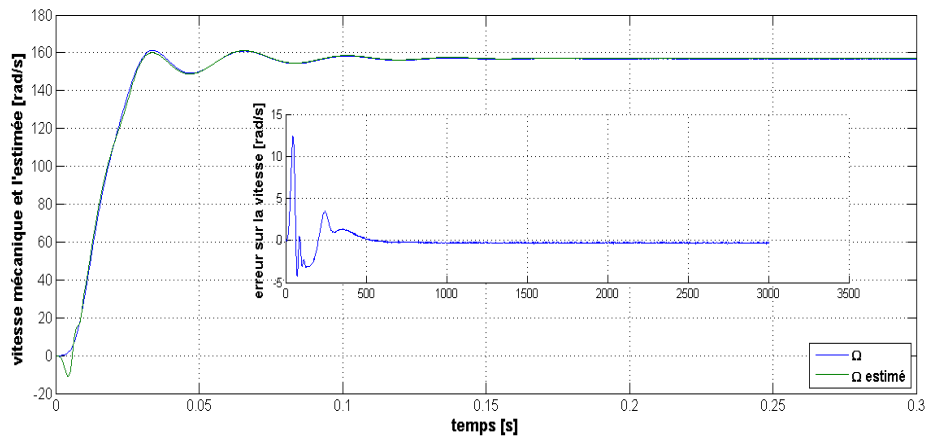


Figure 4.31 La vitesse simulée et estimée et l'erreur

Les flux directs et en quadratures simulés et estimés sont donnés par les figures 4.29 et 4.30.

Les vitesses mécaniques simulée et estimée présentées par la figure 4.31 dévoilent une bonne convergence. L'erreur d'estimation est négligeable.

4.6.3 Résultats expérimentaux du FKA à la vitesse mécanique appliqué à la MAS rebobinée

L'implémentation et le réglage du FKA sur la carte Dspace1104 a été effectuée. Les bruits d'état et de mesure et les paramètres du correcteur PI obtenus par PSO sont donnés par l'équation (4.10) et (4.11).

$$W_d = (3240.7 \quad 3033.77 \quad 132.3 \quad 108.31 \quad 103.4)^T \quad (4.10)$$

$$V_d = 10^{-18} (3.6347 \quad 3.6347)^T$$

$$K_p = 55; K_I = 0.00199 \quad (4.11)$$

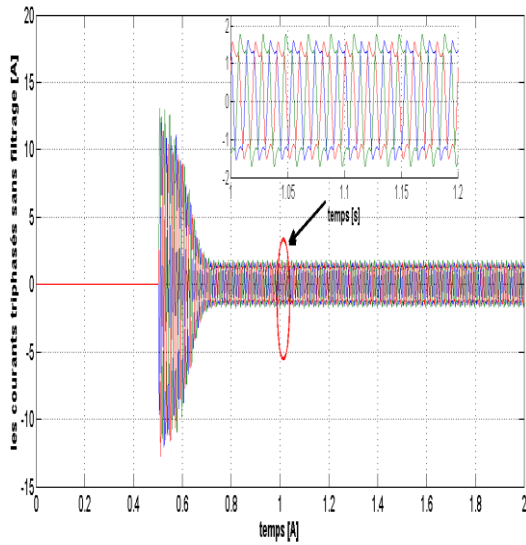


Figure 4.32 courants triphasés non filtrés

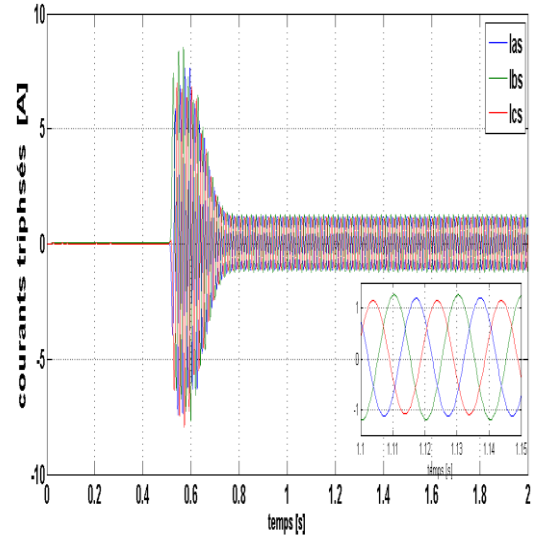


Figure 4.33 courants triphasés et filtrés

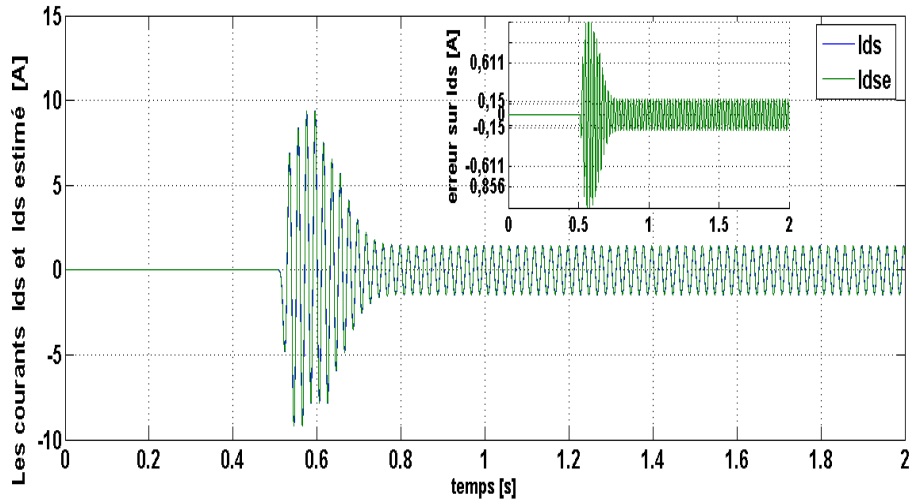


Figure 4.34 Le courant simulé dans Park I_{ds} et estimé \hat{I}_{ds} et l'erreur

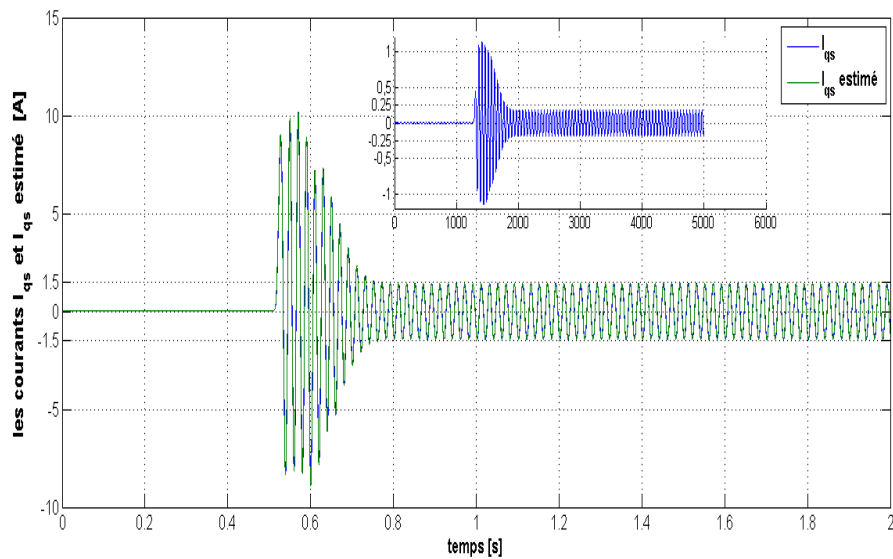


Figure 4.35 Courant simulé dans Park I_{qs} et estimé \hat{I}_{qs} et l'erreur

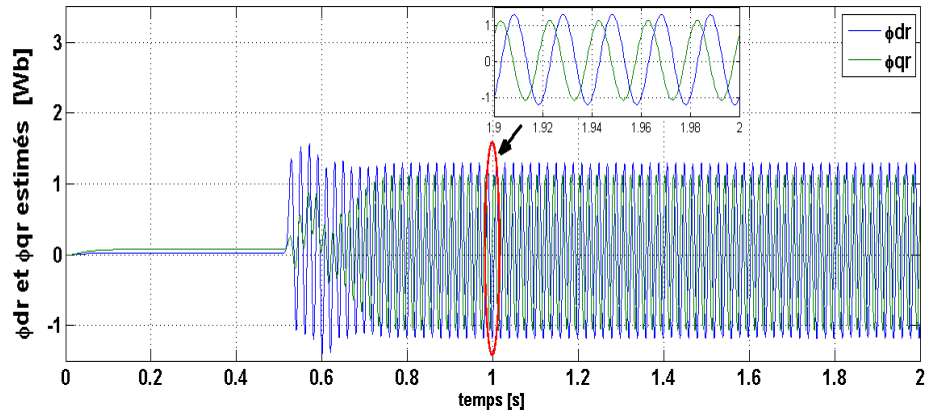


Figure 4.36 Flux estimés $\hat{\phi}_{dr}$ et $\hat{\phi}_{qr}$ et l'erreur

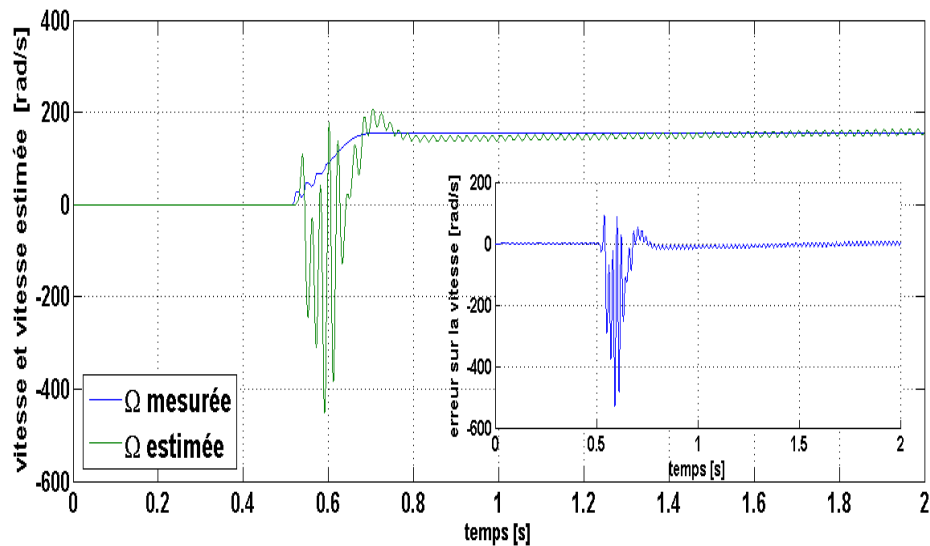


Figure 4.37 Vitesse mesurée et estimée et l'erreur

Discussion

Les figures 4.32 et 4.33 montrent, respectivement, les courants statoriques triphasés avant filtrage et les courants filtrés recueillis sur la MAS rebobinée. Les résultats de l'estimation des courants statoriques, \hat{I}_{ds} et \hat{I}_{qs} donnés par la figure 4.34 et 4.35 associés avec les courants mesurés, montrent une bonne superposition entre eux. La figure 4.36 représente les graphes des flux estimés $\hat{\phi}_{dr}$ et $\hat{\phi}_{qr}$; une bonne quadrature illustrée par cette figure confirme le bon fonctionnement de l'observateur. La vitesse estimée et la vitesse mesurée présentent une superposition satisfaisante au régime permanent (voir figure (4.37)).

4.7 Diagnostic du défaut de court-circuit à l'aide du FKE

La détection précoce du défaut de court-circuit des spires statoriques à l'aide d'observateurs a été le sujet de beaucoup de travaux [59-82-83]. Dans cette partie, on présente deux approches de diagnostic. La détection et la quantification précoce des défauts de court-circuit sur les trois phases statoriques de la MAS à l'aide du FKE à commutation. La simulation de cette approche sur Matlab/Simulink est effectuée pour montrer sa performance dans le diagnostic de ces défauts [27]. Le deuxième travail consiste à détecter le défaut de court-circuit sur une phase du stator à l'aide du FKE; la simulation et l'implémentation de cette approche sur la carte dSpace1104 a montré l'efficacité de cette technique dans le diagnostic précoce [29-30].

4.7.1 Diagnostic de la MAS à l'aide du FKE à un facteur de défaut

Dans cette section, la simulation et l'implémentation de la méthode proposée de diagnostic basée sur FKE sont présentées. Puis, un scénario de plusieurs défauts de courts-circuits sur une phase (phase A) de la MAS est créé et est testé expérimentalement.

Le réglage du filtre de Kalman étendu au défaut est optimisé à l'aide de l'algorithme du PSO et est effectué hors ligne dans le cas sain. Les mesures des courants et tensions, prélevées sur le banc d'essai, sont utilisées pour alimenter l'algorithme du FKE.

Les matrices de variance des bruits d'état et de mesure obtenues sont utilisées par la suite dans les différents tests expérimentaux, en temps réel, pour effectuer le diagnostic.

$$W_d = (W_{Ids} \quad W_{Iqs} \quad W_{\phi dr} \quad W_{\phi qr} \quad W_{fa})^T \quad (4.12)$$

$$= (3,99 \cdot 10^3 \quad 3,69 \cdot 10^3 \quad 37,0 \quad 41,0 \quad 1,0 \cdot 10^{-15})^T$$

$$V_d = (4,04 \cdot 10^{-20} \quad 4,04 \cdot 10^{-20})^T \quad (4.13)$$

4.7.2 Validation expérimentale de l'approche de diagnostic de la MAS basée sur le FKE à un facteur de défaut

L'implémentation de l'approche de la détection et de la quantification du court-circuit sur une phase du stator dans le banc d'essai est effectuée afin de confirmer son efficacité.

Le FKE estime les courants et les flux statorique ainsi que le facteur de défaut f_a qui permet la génération du résidu. La sévérité du défaut est par la suite évaluée.

Deux ensembles de tests sont effectués. Initialement un défaut avec différent niveau de sévérité est provoqué intentionnellement sur la phase A de la MAS rebobinée. Un nombre de 0 (cas sain), 6, 24 et 30 spires statorique de la phase A sont court-circuitées. Le facteur de défaut estimé \hat{f}_a et le résidu généré r , sont illustrés par les figures 4.38(a) à 4.40 (a) et les figures 4.38 (b) à 4.40 (b) respectivement. Les résultats obtenus montrent tous et dans tous les cas de défauts une bonne estimation du facteur de défaut \hat{f}_a et donc du résidu r , ce qui permet une évaluation efficace de la sévérité du défaut. Cette technique de détection, de localisation et de quantification basée sur la génération du résidu se montre efficace. Les figures suivantes montrent les différents résultats obtenus à l'aide de l'approche de diagnostic implémenté sur le banc d'essai.

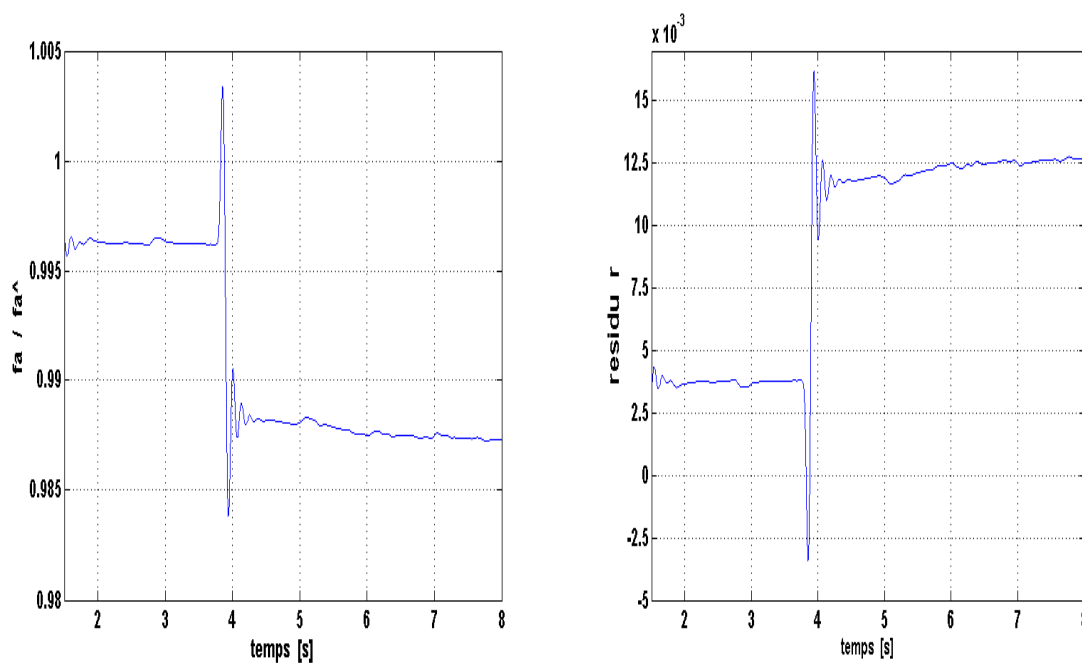
(a) Évolution de \hat{f}_a (b) Résidu r

Figure 4.38 MAS saine puis avec un court-circuit de 6 spires

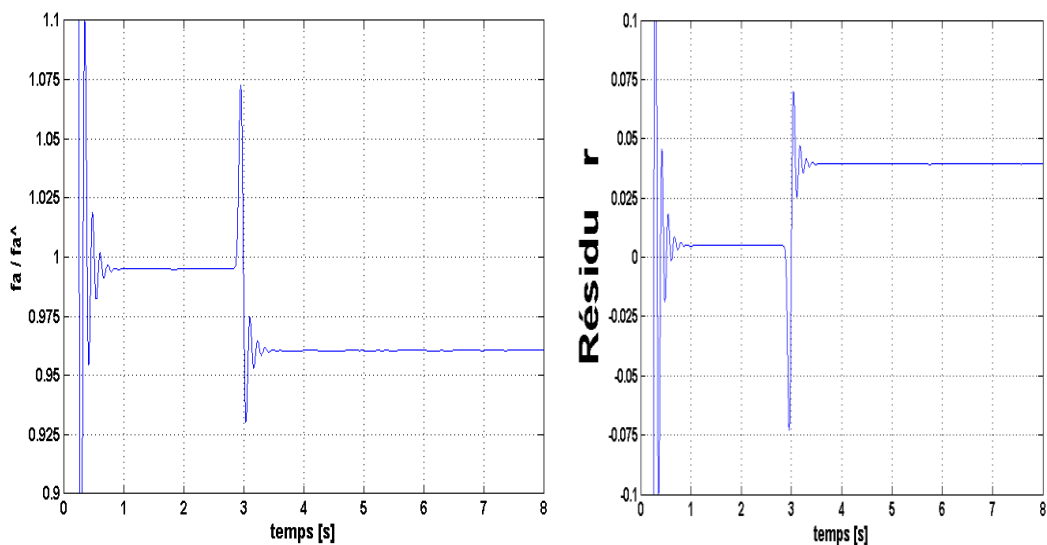
(a) Évolution de \hat{f}_a (b) Résidu r

Figure 4.39 MAS saine puis avec un court-circuit de 24 spires

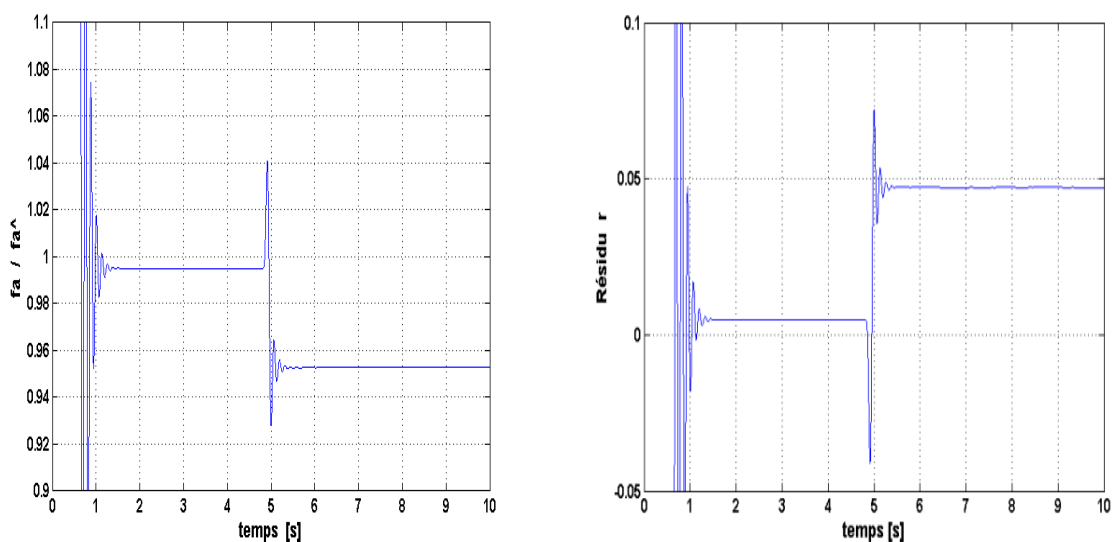
(a) Évolution de \hat{f}_a (b) résidu r

Figure 4.40 MAS saine puis avec un court-circuit de 30 spires

Tableau 4.3 Facteur de défaut estimé et résidu

f_a	\hat{f}_a	Nombre de spires court-circuité sur la phase A	pourcentage de spires court-circuité sur la phase A %	Résidu r
1	0.996	0	0	0.004
0.98	0.9875	6	1.13%	0.0125
0.95	0.9625	24	4.54%	0.0375
0.94	0.954	30	5.68%	0.046

Un deuxième scénario est adopté: la MAS reboignée fonctionne initialement sans défaut de court-circuit, et après 3 secondes un défaut de 6 spires sur la phase A est créé. A $t=6$ s, le nombre des spires court-circuités augmente à 30 spires. La figure 4.41 (a) montre l'évolution du facteur de défaut estimé \hat{f}_a qui vaut 0.987 lors de l'apparition d'un court-circuit de 6 spires et atteint 0.954 pour une augmentation du court-circuit jusqu'à 30 spires. Ces résultats sont très proches du facteur de défaut f_a provoqué sur la MAS reboignée. Le filtre de Kalman permet une surveillance en temps réel de la MAS.

La figure 4.42 illustre les courants triphasés mesurés sans filtrage. On remarque une importante déformation sur les courants. Un filtre de Butterworth d'ordre huit avec une fréquence de coupure de 500Hz, a été inséré pour améliorer les courants triphasés, les tensions d'alimentation et la vitesse mécanique mesurée. Les courants statoriques filtrés sont illustrés par la figure 4.43.

Le court-circuit de 6 spires sur la phase A apparaît à travers une petite augmentation dans le courant I_{as} . Lors de l'apparition du défaut de 30 spires l'augmentation qui survient sur ce courant est plus importante. On remarque aussi que l'effet du défaut se propage aux autres phases à cause du fort couplage stator-stator et stator-rotor.

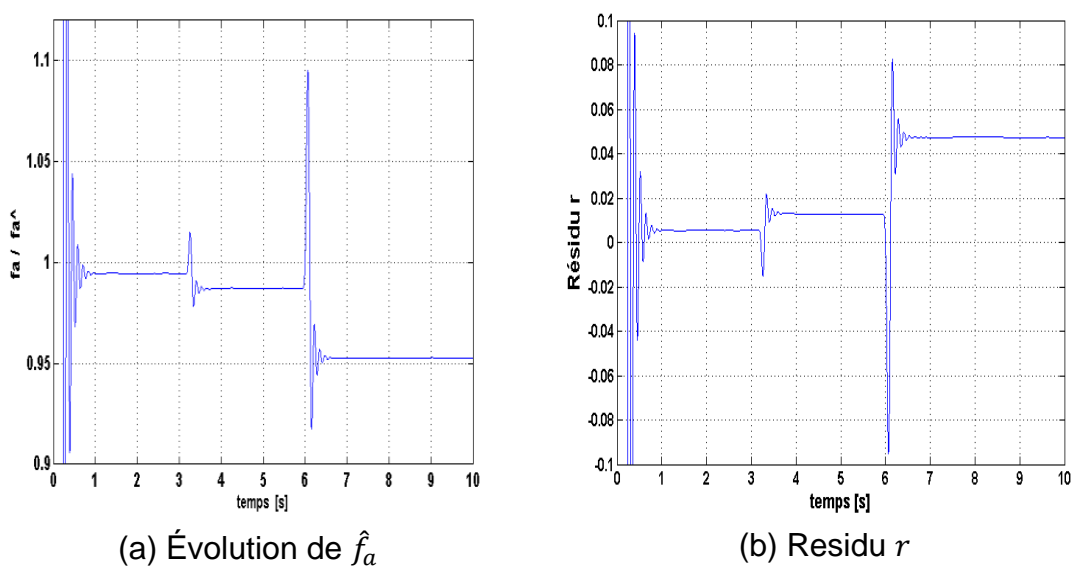


Figure 4.41 MAS saine puis avec un court-circuit de 6 spires puis 30 spires

L'évolution du résidu, à travers tous les résultats expérimentaux, est très significative et permet la détection du défaut et la quantification de sa sévérité.

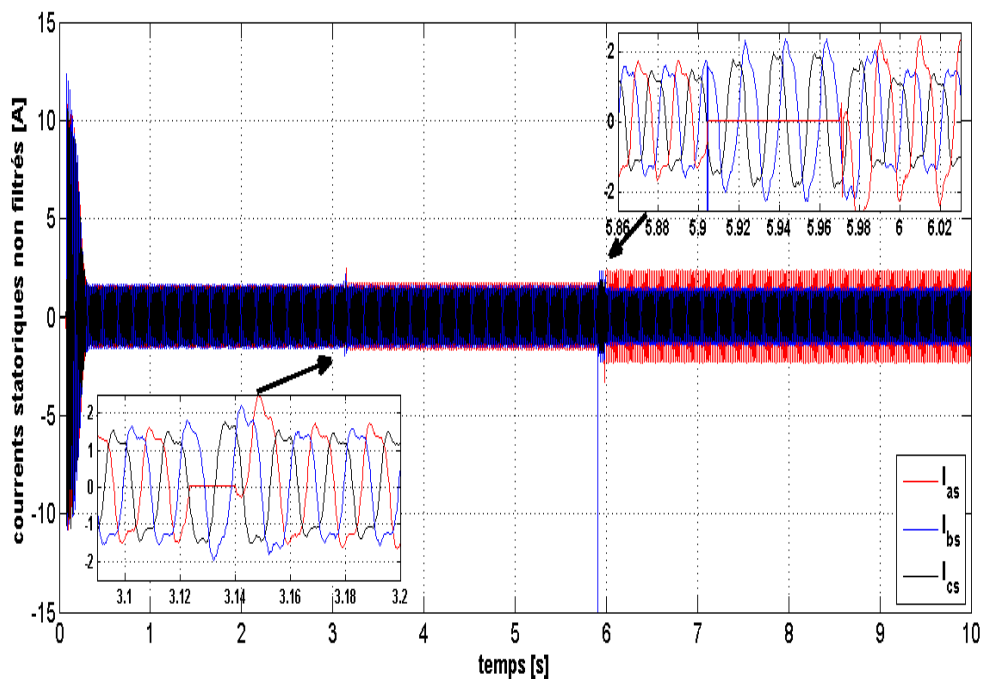


Figure 4.42 Les courants triphasés non filtrés (un défaut de 6 puis 30 spires)

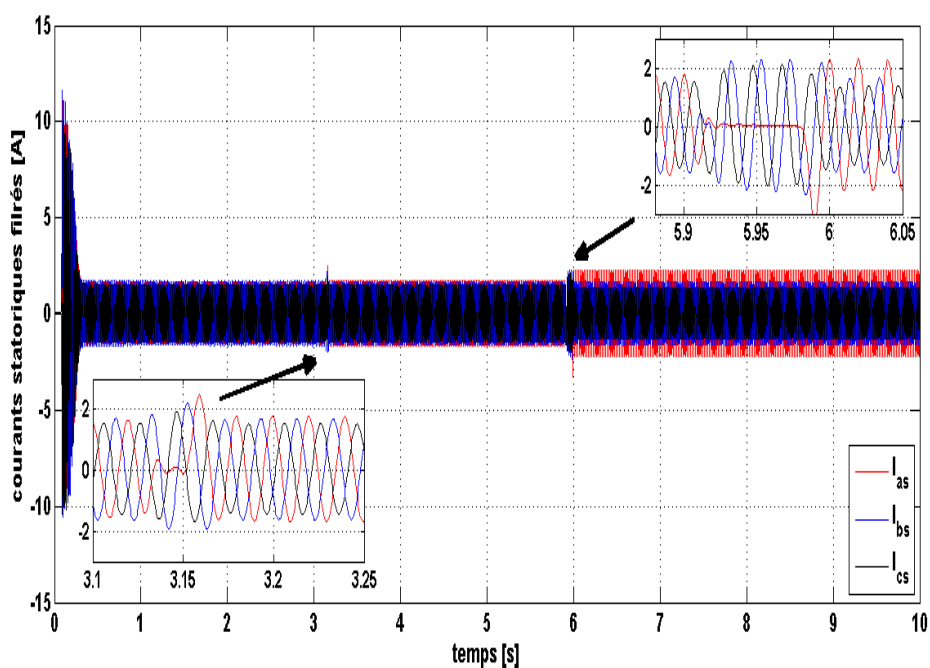


Figure 4.43 Les courants triphasés filtrés (un défaut de 6 puis 30 spires)

Les composantes symétriques sont un moyen pour analyser les systèmes électriques triphasés. La MAS symétrique, sans défauts et alimentée par des tensions triphasées équilibrées, ne génère pas de séquence négative des

courants statoriques. Quand un défaut apparaît, le déséquilibre au niveau du stator résultant, produit alors un courant de séquence négative. Il est un indicateur de déséquilibre au niveau de la MAS ou de l'alimentation.

En utilisant la transformation de Fortescue donnée par l'équation (4.14), les composantes symétriques (I_p , I_n , I_0) sont calculées à partir des courants statoriques déséquilibrés (I_{as} , I_{bs} , I_{cs}).

$$\begin{pmatrix} I_p \\ I_n \\ I_0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & a & a^2 \\ 1 & a^2 & a \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_{as} \\ I_{bs} \\ I_{cs} \end{pmatrix} \quad (4.14)$$

Avec : $a = e^{j(\frac{2\pi}{3})}$

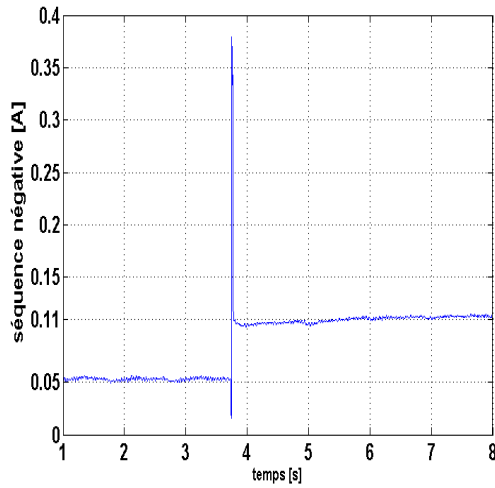
I_p : le courant de la séquence positive.

I_n : le courant de la séquence négative.

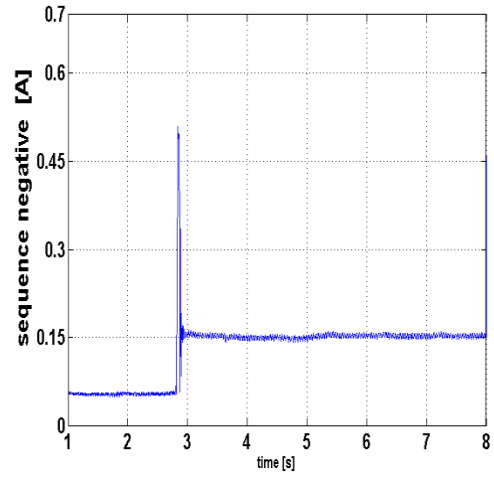
I_0 : le courant homopolaire.

Dans la situation où la MAS est en défaut ou bien l'alimentation est déséquilibrée, les séquences positive, négative et homopolaire sont générées.

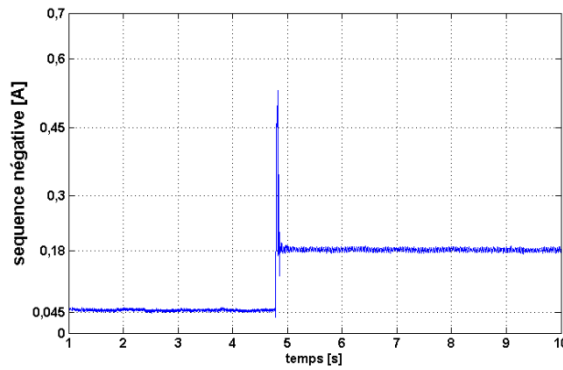
Le courant de la séquence négative I_n a été tracé dans trois situations. Pour une MAS saine suivie par un défaut de 6 spires, 24 spires et 30 spires, respectivement. Les résultats sont donnés par la figure (4.44). Ces résultats montrent que le courant I_n est proche de zéro pour une machine saine (0.05 A). Ceci est mis en évidence par les figures (4.44, a, b et c). Par contre, sa valeur augmente lorsque les défauts apparaissent. Et il est d'autant plus élevé que le défaut est important comme est illustré par la figure (4.45). En effet, cette figure illustre l'accroissement du courant I_n pour un nombre croissant de spires en court-circuit. Néanmoins, les composantes symétriques sont aussi sensibles à d'autres types de défauts et au déséquilibre de la tension d'alimentation.



(a) court-circuit de 6 spires



(b) court-circuit de 24 spires



(c) court-circuit de 30 spires

Figure 4.44 Les séquences négatives I_n des courants du stator

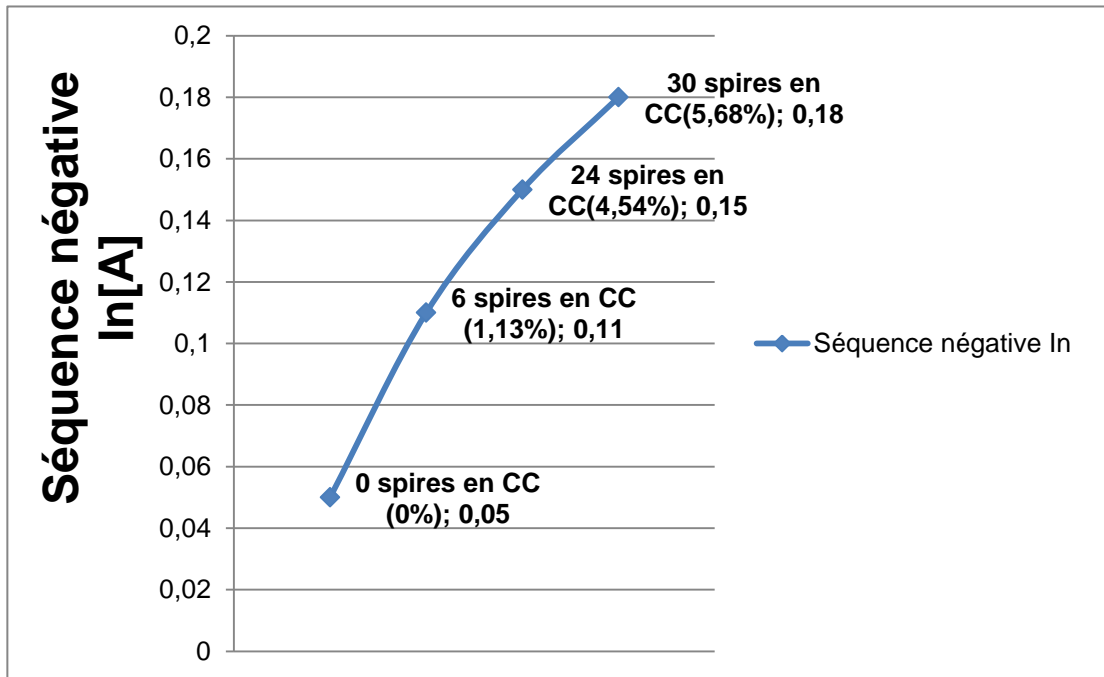


Figure 4.45 Séquences négatives I_n des courants du stator en court-circuit

4.7.3 Diagnostic du défaut de court-circuit des spires du stator à l'aide du FKE à commutation

Dans cette partie, nous présentons une technique de diagnostic qui consiste à développer trois FKE, chacun est étendu à un facteur de défaut f_a , f_b ou f_c . Une commutation (switching) est effectuée entre les FKE. Le défaut de court-circuit de chaque phase est estimé pendant une durée appelée temps de séjour T_S ($T_S = n te$ et $n = \{1,2,3 \dots\}$); il correspond à la durée de fonctionnement d'un seul FKE et dépend de la période d'échantillonnage choisie. Le facteur de défaut, estimé pendant cette période, sera envoyé vers le FKE qui sera en fonctionnement lors de la commutation ainsi que les dernières valeurs des variables d'état estimées (courants et flux) qui correspondent aux conditions initiales du FKE. La figure 4.46 illustre ce principe de fonctionnement.

Les résultats de simulation de la méthode de diagnostic à base du FKE à commutation sont présentés dans les figures suivantes. Une simulation de la MAS en défaut est effectuée, avec trois valeurs du facteur de défauts présentés dans le tableau 4.4. Un couple de charge est appliqué à la MAS à $t=0.5$ s.

Les figures 4.50 (a) et 4.51 (a) montrent l'évolution des courants simulés I_{ds} et I_{qs} associés aux courants estimés par les trois FKEs. Ces courbes montrent une bonne superposition entre les signaux simulés et estimés ; l'erreur approche sensiblement de zéro, voir figures 4.50 (b) et 4.51 (b).

Les figures 4.48 (a) et 4.49 (a) des flux simulés et estimés, montrent une bonne concordance entre eux. L'erreur d'estimation lors de l'apparition du défaut de court-circuit dans les trois phases ($t > 2s$) varie autour de 0.05 Wb. C'est une erreur relative très faible.

Le couple électromagnétique montre des fluctuations très visibles quand il y'a des défauts. Elles diminuent d'amplitude lorsque le défaut apparait sur les trois phases. Ceci reproduit l'évolution d'une machine proche de la symétrie (figure 4.52).

Tableau 4.4 Scenario des défauts simulés

Facteurs de défauts	$t > 0.7s$	$t > 1s$	$t > 2s$
f_a	0.9	0.9	0.9
f_b	1	0.9	0.9
f_c	1	1	0.95

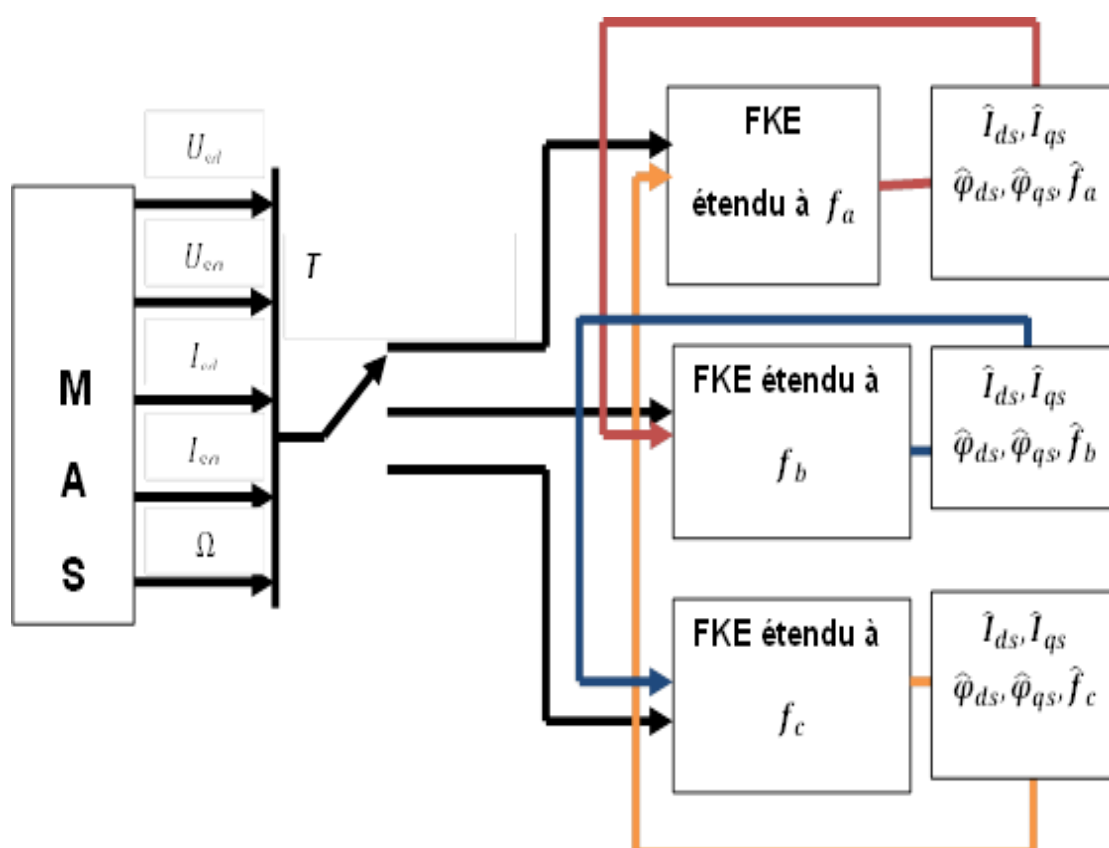
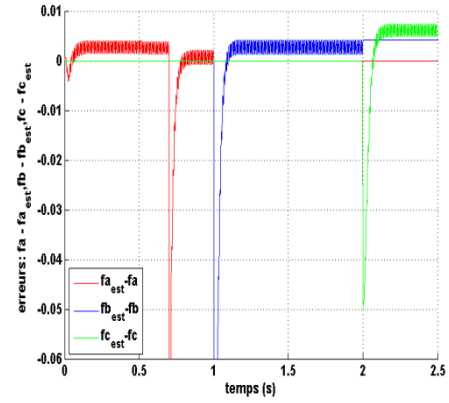
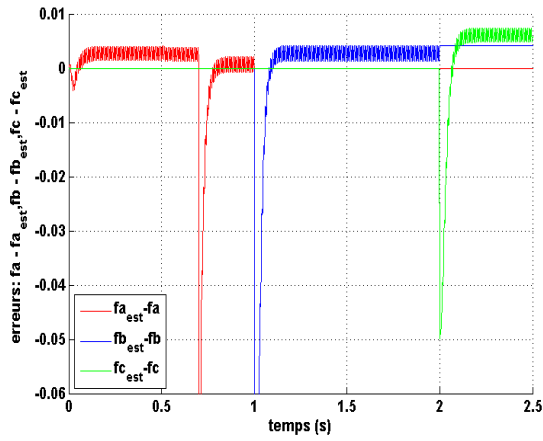


Figure 4.46 Schéma descriptif de la technique du FKE à commutation

La figure 4.47 (a) montre l'évolution des facteurs de défaut estimés et ceux simulés sur le modèle de la MAS. Les erreurs entre eux (figure 4.47 (b)) approchent zéro dans le cas sain puis après apparition d'un défaut sur les phases statoriques.

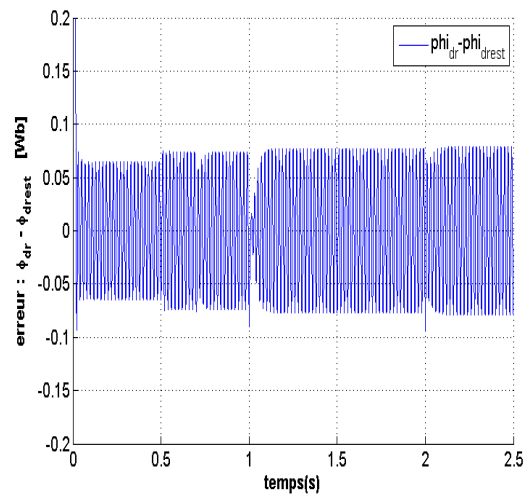
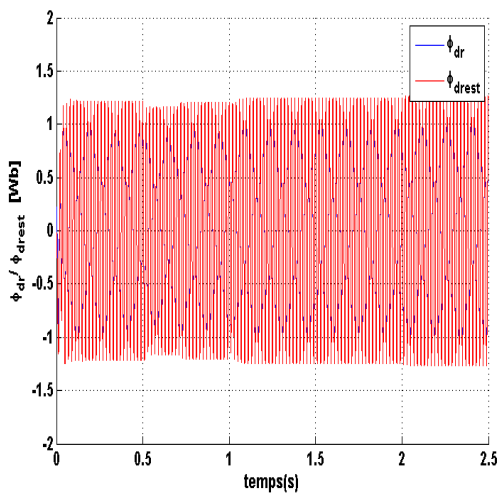
Ce résultat montre la validité de cette technique dans la détection, l'isolation et la quantification du défaut.



(a)

(b)

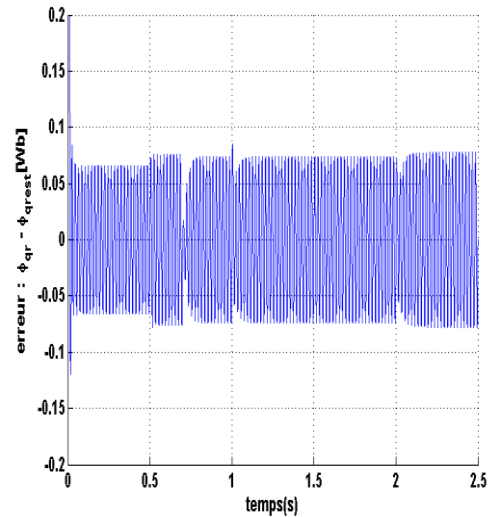
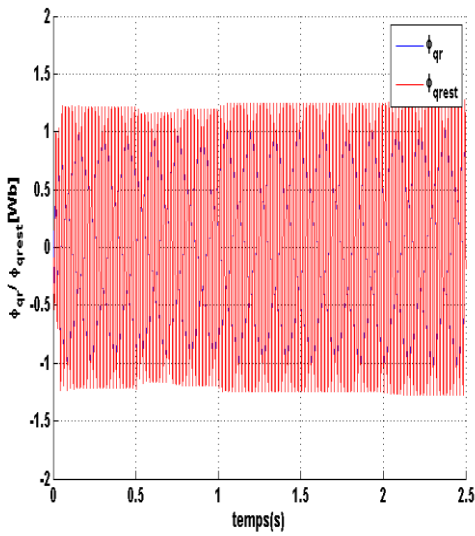
Figure 4.47 Les facteurs de défauts simulés et estimés et l'erreur



(a)

(b)

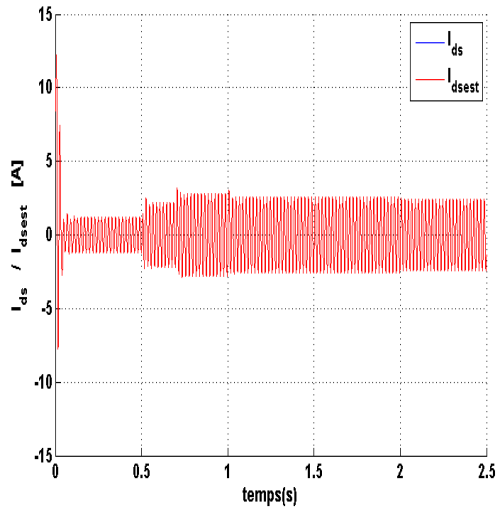
Figure 4.48 Le flux rotorique ϕ_{dr} simulé et estimé et l'erreur



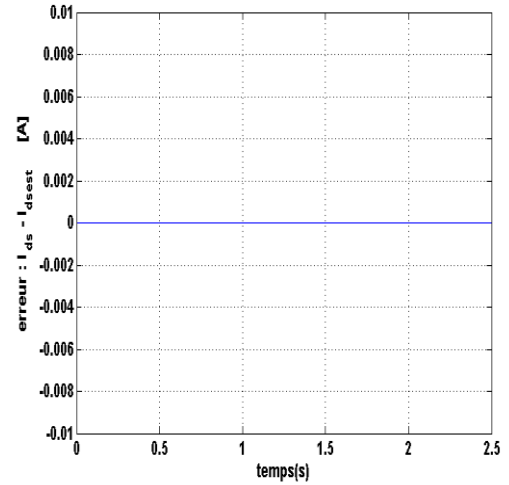
(a)

(b)

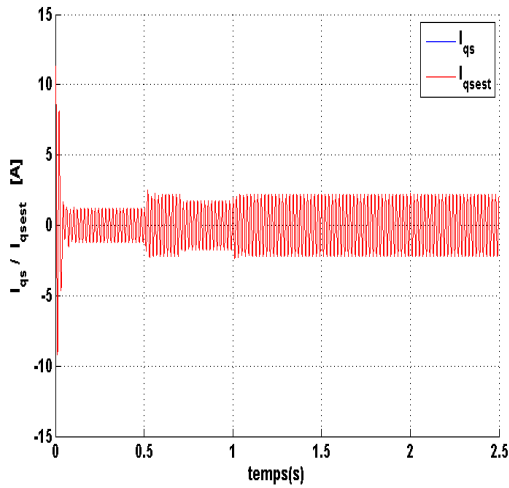
Figure 4.49 Le flux rotorique ϕ_{qr} simulé et estimé et l'erreur



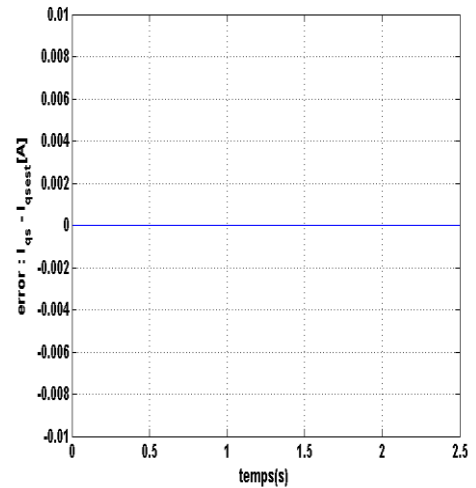
(a)



(b)

Figure 4.50 Le courant statorique simulé I_{ds} simulé et estimé et l'erreur .

(a)



(b)

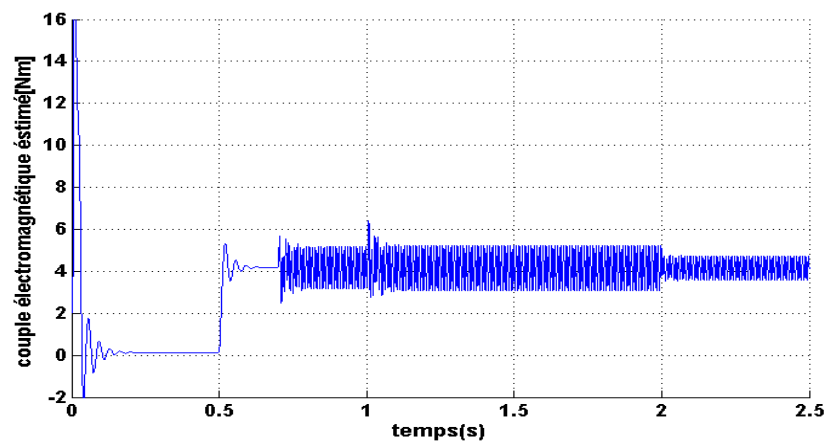
Figure 4.51 Le courant statorique I_{qs} simulé et estimé et l'erreur

Figure 4.52 Le couple électromagnétique reconstruit

4.8 Conclusion

Dans ce chapitre, le banc d'essai, bâti autour de la carte dSpace1104, mis au point et offrant diverses possibilités d'expérimentation, a été présenté. Plusieurs tests, appliqués sur la MAS rebobinée, ont été réalisés en vue de valider les résultats de simulations.

Les résultats de simulations et expérimentaux relatifs à plusieurs travaux ont été présentés dans ce chapitre.

Tout d'abord, le modèle de la MAS avec courts-circuits de spires sur une phase du stator, est validé. Une analyse des courants mesurés et simulés, dans les cas sain et en défaut, a conclu sur la conformité du modèle proposé. Par conséquent, ce modèle a été utilisé dans les travaux de cette thèse.

Ensuite, la vitesse mécanique a été estimée, en temps réel, à l'aide du FKE et ensuite à l'aide du FKA. Ce dernier a montré une supériorité sur le FKE; en effet la linéarisation du modèle de la MAS étant contourné par le FKA, l'implémentation requiert moins de mémoire et l'exécution est plus rapide, qui représente un avantage non négligeable pour un fonctionnement en temps réel.

Pour assurer un fonctionnement optimal du Filtre de Kalman et de ses variantes, la technique PSO a été utilisée systématiquement pour le réglage des bruits. Cette solution a permis de résoudre le problème d'initialisation de ce dernier.

Enfin, deux approches proposées pour le diagnostic du défaut de court-circuit de la MAS ont été développés, simulées et testées expérimentalement.

La première méthode concerne le diagnostic du court-circuit sur une phase de la MAS à l'aide du FKE à un facteur de défaut. La génération d'un résidu, testé expérimentalement a permis d'évaluer la sévérité du défaut.

La deuxième approche considère le diagnostic des défauts de courts-circuits sur les trois phases de la MAS. Elle repose sur l'utilisation de trois FKE pour estimer les facteurs de défauts relatifs aux phases du stator. Le fonctionnement en commutation des FKE a permis le diagnostic des défauts.

Les résultats de simulation et expérimentaux ont validé avec succès l'efficacité des méthodes de diagnostic proposées.

CONCLUSION GENERALE

La machine asynchrone est connue pour ses qualités de robustesse, son faible coût et sa maintenance réduite, ce qui l'a rendue très répandue dans l'industrie. Elle subit, néanmoins, des défauts lors de son fonctionnement. Les types de défauts qui peuvent apparaître au niveau du stator, du rotor et des roulements, ainsi que les causes qui les produisent et qui les favorisent ont été présentés. De nombreuses méthodes de diagnostic ont été proposées dans la littérature. Elles sont classées en deux approches ; celles basées sur le modèle mathématique du système et celles qui s'en affranchissent.

Ce travail de thèse, a porté sur la détection des défauts de courts circuits de spires statoriques de la machine asynchrone à cage d'écureuil. Une approche à base de modèles et d'observateurs, à base du filtre de Kalman, a été développée.

Le diagnostic de la machine asynchrone à l'aide d'observateur a été adopté dans ce travail pour la génération des résidus; permettant la détection, la localisation du défaut ainsi que la quantification de sa sévérité.

Un banc d'essai a été mis au point, constitué d'une alimentation triphasée, d'une chaîne de mesure de courants, de tensions et de la vitesse mécanique, d'une machine asynchrone rebobinée d'une carte DSpace 1104 et d'un ordinateur (PC). Des tests ont été effectués pour le cas sain et pour des défauts de sévérités différentes.

La modélisation mathématique de la machine asynchrone a été effectuée en introduisant des facteurs de défaut, qui représentent le taux de spires statoriques en court-circuit par rapport au nombre total de spires par phase. Les matrices résistances et inductances de la machine asynchrone sont alors exprimés en fonction de ces facteurs de défaut. Par conséquent, le modèle développé permet d'analyser le comportement de la machine asynchrone dans le cas sain ou en présence de défauts de courts circuits de spires statoriques de différentes sévérités. Un programme a été développé et mis en œuvre sous l'environnement Matlab\Simulink pour une étude par simulation du comportement de la machine asynchrone. Ce modèle a été utilisé afin de

développer le filtre de Kalman et ces variantes pour l'estimation de la vitesse mécanique et pour la génération des résidus et la détection de défauts.

Dans ce travail, l'estimation de la vitesse mécanique à l'aide du Filtre de Kalman étendu et du Filtre de Kalman adaptatif a été effectuée sur le banc d'essai et par simulation pour s'affranchir du capteur de vitesse. Le réglage du Filtre de Kalman et de ses variantes par PSO a donné des résultats très satisfaisants.

Ensuite, nous avons traité le problème du diagnostic du défaut de court-circuit des spires statoriques en proposons deux approches à base du FKE appliqué aux facteurs de défaut.

Dans la première technique, on a considéré le diagnostic du défaut sur une seule phase. Un Filtre de Kalman Etendu à un facteur de défaut est appliqué pour la génération du résidu. Cette approche a été testée, pour le cas de 6, 24 et 30 spires court-circuitées, en simulation et validée expérimentalement.

La deuxième approche est basée sur le diagnostic simultané des défauts de court-circuit de spires sur les trois phases statoriques. Un FKE est sensible au défaut par phase. La commutation entre ces trois FKE permet de suivre l'évolution des trois facteurs de défauts. La simulation de cette approche dans le cas sain ou de défauts (6, 24 et 30 spires court-circuitées) de la machine asynchrone a donnée des résultats satisfaisants.

L'application du Filtre de Kalman et de ses variantes a mis en évidence la nécessité de déterminer les matrices de covariances des bruits. Ce problème a été résolu en utilisant une technique d'optimisation à base de l'algorithme PSO, qui évite l'utilisation de la méthode essai-erreur, habituellement appliquée. Cette technique étant fastidieuse et lourde en termes de temps de calcul.

Les tests expérimentaux ont permis de valider les modèles mathématiques développés de la machine asynchrone. Les résultats de simulation de ces derniers et ceux fournis par le banc sont concordants, autorisant leurs exploitations pour le diagnostic de la machine asynchrone. On a pu aussi effectuer le réglage du FK et de ses variantes et la génération des résidus pour la détection des défauts et la quantification de leurs sévérités.

Dans le but d'optimiser le temps d'exécution et de précision de la méthode de diagnostic proposée, l'utilisation de variantes de filtre de Kalman sans linéarisation est souhaitée.

APPENDICE

1 Listes des symboles et des abréviations

V_{abcs} : La matrice des tensions d'alimentation triphasées du stator.

V_{abcr} : La matrice des tensions d'alimentation triphasées du rotor nulle.

$I_{abcs}(I_{abcr})$: La matrice des courants du stator (rotor) triphasés.

$\phi_{abcs}(\phi_{abcr})$: La matrice des flux du stator (rotor) triphasés.

V_{dq} : La matrice des tensions d'alimentation du stator dans le repère (dq).

$I_{dqs}(\phi_{dqr})$: La matrice des courants du stator (des flux du rotor) dans le repère (dq).

$R_s(R_r)$: La matrice des résistances statoriques (rotoriques).

$r_s(r_r)$: La résistance d'une phase statorique (rotorique).

$L_s(L_r)$: L'inductance d'une phase du stator (rotor).

$M_{ss}(M_{rr})$: Les matrices des inductances propres et mutuelles entre phases statoriques (rotoriques).

$M_{sr}(M_{rs})$: Les matrices des inductances mutuelles entre phases statoriques (rotoriques).

$l_s(l_r)$: L'inductance de fuite d'un enroulement réel du stator (fictif du rotor).

$L_{s\sigma}(L_{r\sigma})$: Les matrices d'inductance de fuite du stator et du rotor.

$M_s(M_r)$: La matrice des inductances mutuelle statorique (rotorique).

$m_{ss}(m_{rr})$: L'inductance mutuelle entre enroulements statoriques (rotoriques).

M : L'inductance mutuelle maximale entre une phase du stator et une phase de rotor.

Ω : La vitesse mécanique

θ : est l'angle entre le stator et le rotor.

$\theta_s(\theta_r)$ est l'angle entre le stator (le rotor) et l'axe directe d.

σ : est le coefficient de dispersion de Blondel.

T_s : La constante de temps statorique.

T_r : La constante de temps rotorique.

p : Le nombre de pair de pôle.

W_{co} : La coénergie.

C_e : est le couple électromagnétique.

C_r : Le couple de charge.

J : Le moment d'inertie du rotor et de la charge.

f_v : Le coefficient de frottement visqueux.

n_s : Le nombre total de spire par phase.

n_{cca} , n_{ccb} et n_{ccc} : Le nombre de spires en court-circuit sur la phase A, B et C respectivement.

n_{cca} , n_{ccb} et n_{ccc} : Le rapport du nombre de spires en court-circuit sur la phase A, B et C respectivement, au nombre total de spires.

f_a , f_b et f_c sont les facteurs de défauts sur la phase A, B et C respectivement.

P_0 : La matrice de Concordia.

P_1 : La matrice de transformation des grandeurs rotoriques.

T : La transformation de similitude.

$X(t)$ ($\dot{X}(t)$): Le vecteur d'état (de la dynamique du vecteur d'état).

$\hat{X}(t)$ ($\hat{\dot{X}}(t)$): Le vecteur d'état estimé (de la dynamique du vecteur d'état estimé).

$Y(t)$: Le vecteur de sortie.

$O(dO)$: La matrice d'observabilité (l'espace des différentielles des éléments de O).

$\omega_s(\omega_r)$: La pulsation statorique (rotorique).

$U(t)$: Le vecteur d'entrée.

J_i : La matrice jacobienne.

$w(t)$ ($v(t)$) : Le bruit d'état (le bruit de mesure).

$E(.)$: L'espérance. $\delta(\tau)$: L'impulsion de Dirac.

$K(t)$: Le gain du FK.

P : La matrice de covariance de l'erreur de prédiction et d'estimation.

M_d et I_n : sont des matrices identité de dimensions ($n \times n$).

t_e : La période d'échantillonnage.

$K_p(K_i)$: Le gain de l'action proportionnelle (le gain de l'action intégrale) du régulateur PI.

PSO : optimisation par essaim de particules

FK : filtre de Kalman.

FKE : filtre de Kalman étendu.

FKA : filtre de Kalman adaptatif.

2 Description du banc d'essai du Labset

✚ Les paramètres de la machine asynchrone rebobinée

La résistance statorique $r_s = 13.63 \Omega$

La résistance rotorique $r_r = 13.31 \Omega$

L'inductance du stator $l_s = 0.678 H$

L'inductance du rotor $l_r = 0.678 H$

L'inductance de fuite du stator $l_{s\sigma} = 0.039 H$

L'inductance de fuite du rotor $l_{r\sigma} = 0.039 H$

La valeur Maximale de l'inductance mutuelle $M = 0.664 H$

Le coefficient de frottement visqueux $f_v = 0.000643 \text{ Ns / rad}$

Le moment d'inertie $J = 0.002 \text{ kgm}^2 H$

La vitesse nominale $\Omega = 1440 \text{ tour/mn}$. Le courant nominal $I = 1.6 \text{ A}$. La tension nominale $U = 380 \text{ V}$. La puissance nominale $P = 0.55 \text{ kW}$. Le nombre de paire de pôle $p = 2$.



Figure B.1 La plaque signalétique de la MAS rebobinée

✚ Les paramètres de la machine asynchrone 2

La résistance statorique $r_s = 5.217\Omega$

La résistance rotorique $r_r = 3.312\Omega$

L'inductance du stator $l_s = 331.2\text{ mH}$

L'inductance du rotor $l_r = 331.2\text{ mH}$

Le coefficient de frottement visqueux $f_v = 0.00054085\text{ Nms/rad}$

Le moment d'inertie $J = 0.00968132\text{ Kg.m}^2$

La vitesse nominale $\Omega = 157\text{ rd/s}$

Le courant nominal $I = 3.4\text{ A}$

Le facteur de puissance 0.86

Nombre de pair de pôle $p = 2$

✚ Le frein à poudre (FP3)

C'est un frein à poudre magnétique, constitué d'un rotor et d'une culasse fixe. L'entrefer est rempli d'une poudre métallique fluide (grains constitués d'un alliage fer et chrome). Le bobinage qui ceinture la culasse permet de créer dans l'entrefer un champ magnétique qui modifie la viscosité de la poudre métallique, jusqu'au blocage du rotor.

Le frein à poudre a l'avantage sur d'autres types de freinage (friction, Foucault, hystérésis ...) d'avoir un couple de freinage dépendant seulement du courant d'excitation qui traverse le bobinage. Son couple de freinage est proportionnel au courant d'excitation, et ne dépend pas de sa vitesse de rotation.

Dans notre cas, la MAS reboinée en couplage étoile et pour une tension de 380V et une intensité de 1.6A nominale, nous avons un couple nominal qui correspond à 3.8Nm.

L'étalonnage est effectué comme c'est décrit par la suite.

On démarre notre moteur sous 380V, et on augmente la tension d'alimentation du FP3 (voir figure B.2), pour régler le gain du lecteur de couple jusqu'à ce que l'afficheur indique 10,00 (ou bien jusqu'à lire $I = 1.6\text{A}$ traversant notre moteur). On obtient une tension d'alimentation du FP3 de 2.6 V.

On fait la même opération pour la MAS 2.

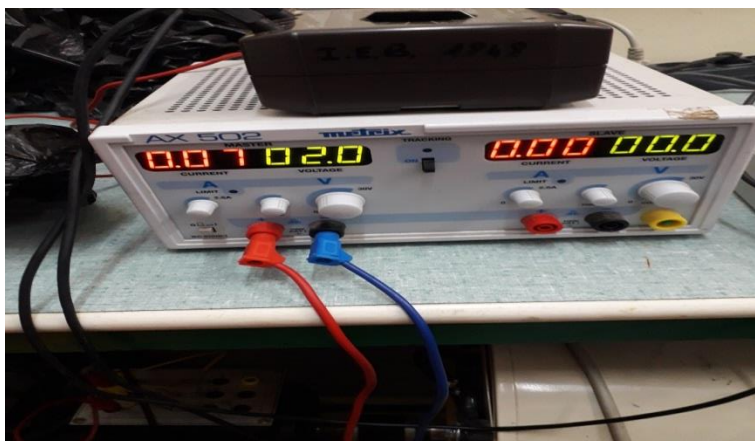


Figure B.2 L'alimentation du FP3



Figure B.3 Le frein à poudre FP3



Figure B.4 Le banc d'essai du Labset

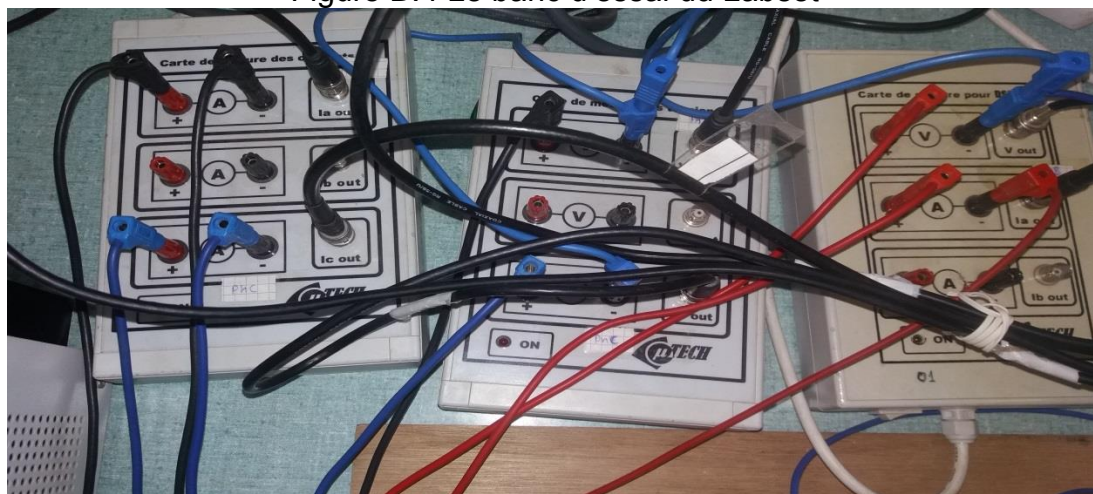


Figure B.5 capteurs de courant et de tension, à effet Hall

3 Les paramètres du modèle d'état de la MAS avec défauts

✚ Le modèle d'état de la MAS avec défauts

On présente par la suite les calculs effectués pour obtenir les équations du modèle de la MAS avec défaut, transformée par T.

$$\begin{pmatrix} \frac{dI_{abcs}}{dt} \\ \frac{d\phi_{abcr}}{dt} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_1 & A_2 \\ A_3 & A_4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_{abcs} \\ \phi_{abcr} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} B \\ 0_3 \end{pmatrix} V_{abcs} \quad (\text{C.1})$$

$$\text{Avec: } I_{abcs} = [i_{as} \quad i_{bs} \quad i_{cs}]^T; \phi_{abcr} = [\varphi_{ar} \quad \varphi_{br} \quad \varphi_{cr}]^T$$

la matrice de transformation $T(\theta)$, est donnée ci-dessous.

$$\begin{aligned} T(\theta) &= \begin{pmatrix} P_0 & 0_3 \\ 0_3 & P_1(\theta) \end{pmatrix}; T^{-1}(\theta) = \begin{pmatrix} P_0^{-1} & 0_3 \\ 0_3 & P_1^{-1}(\theta) \end{pmatrix}; \\ \dot{T}^{-1}(\theta) &= \begin{pmatrix} 0_3 & 0_3 \\ 0_3 & (\dot{P}_1^{-1})(\theta) \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (\text{C.2})$$

P_0 est la matrice de Concordia et P_1 est matrice variable dans le temps définie ci-dessous.

$$P_0 = \sqrt{\frac{1}{6}} \begin{pmatrix} 2 & -1 & -1 \\ 0 & \sqrt{3} & -\sqrt{3} \\ \sqrt{2} & \sqrt{2} & \sqrt{2} \end{pmatrix}; P_1 = \frac{1}{3} \begin{pmatrix} c_1 & c_2 & c_3 \\ s_1 & s_2 & s_3 \\ 3 & 3 & 3 \end{pmatrix} \quad (\text{C.3})$$

Avec: $c_1 = \cos(\theta); c_2 = \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right); c_3 = \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right); s_1 = \sin(\theta); s_2 = \sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right); s_3 = \sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right)$.

$$X = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I_{ds}^* \\ I_{qs}^* \\ \Phi_{dr}^* \\ \Phi_{qr}^* \\ \Phi_{or}^* \end{pmatrix} = T \begin{pmatrix} I_{abcs} \\ \phi_{abcr} \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{pmatrix} I_{abcs} \\ \phi_{abcr} \end{pmatrix} = T^{-1} \begin{pmatrix} I_{ds}^* \\ I_{qs}^* \\ \Phi_{dr}^* \\ \Phi_{qr}^* \\ \Phi_{or}^* \end{pmatrix} \quad (\text{C.4})$$

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} \frac{dI_{abcs}}{dt} \\ \frac{d\phi_{abcr}}{dt} \end{pmatrix} &= T^{-1} \begin{pmatrix} I_{dqs}^* \\ \phi_{dqr}^* \end{pmatrix} + T^{-1} \begin{pmatrix} \frac{dI_{dqs}^*}{dt} \\ \frac{d\phi_{dqr}^*}{dt} \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} A_1 & A_2 \\ A_3 & A_4 \end{pmatrix} T^{-1} \begin{pmatrix} I_{dqs}^* \\ \phi_{dqr}^* \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} B \\ 0_3 \end{pmatrix} V_{abcs} \end{aligned} \quad (C.5)$$

En remplaçant les équations (b.2) et (B.3) dans (B.5), on obtient:

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} 0_3 & 0_3 \\ 0_3 & (P_1^{-1}) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_{dqs}^* \\ \phi_{dqr}^* \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} P_0^{-1} & 0_3 \\ 0_3 & P_1^{-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{dI_{dqs}^*}{dt} \\ \frac{d\phi_{dqr}^*}{dt} \end{pmatrix} \\ = \begin{pmatrix} A_1 P_0^{-1} & A_2 P_1^{-1} \\ A_3 P_0^{-1} & A_4 P_1^{-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_{dqs}^* \\ \phi_{dqr}^* \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} B P_0^{-1} \\ 0_3 \end{pmatrix} V_{dqs} \end{aligned} \quad (C.6)$$

Puis après calcul le modèle transformée de la MAS est donnée par l'équation (B.7)

$$\begin{pmatrix} \frac{dI_{dqs}^*}{dt} \\ \frac{d\phi_{dqr}^*}{dt} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} P_0 A_1 P_0^{-1} & P_0 A_2 P_1^{-1} \\ P_1 A_3 P_0^{-1} & P_1 A_4 P_1^{-1} - P_1 (P_1^{-1}) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_{dqs}^* \\ \phi_{dqr}^* \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} P_0 B P_0^{-1} \\ 0_3 \end{pmatrix} V_{dqs} \quad (C.7)$$

La troisième composante du courant (courant homopolaire) est nulle car $I_{as} + I_{bs} + I_{cs} = I_{os} = 0$.

Les coefficients des matrices d'état de la MAS dans le cas de défaut:

$$\dot{X}(t) = \begin{pmatrix} A_{1T} & A_{2T} \\ A_{3T} & A_{4T} \end{pmatrix} X(t) + \begin{pmatrix} B_T \\ 0_2 \end{pmatrix} V_{dqs}(t)$$

$$A_{1T}(1,1) = -a_2 - (2(a_1 - a_3) + a_4(f_b + f_c))/(3f_a) - (a_1 - a_3 + a_4(2f_a - f_c))/(6f_b) - (a_1 - a_3 + a_4(2f_a - f_b))/(6f_c)$$

$$A_{1T}(1,2) = (\sqrt{3}(a_1 - a_3 + a_4 f_c))/(6f_b) - (\sqrt{3}(a_1 - a_3 + a_4 f_b))/(6f_c) + (\sqrt{3}a_4(f_b - f_c))/(3f_a)$$

$$A_{1T}(2,1) = \sqrt{3}(a_1 - a_3 + 2a_4 f_a - a_4 f_c)/(6f_b) - \sqrt{3}(a_1 - a_3 + 2a_4 f_a - a_4 f_b)/(6f_c)$$

$$A_{1T}(2,2) = -a_2 - (a_1 - a_3 + a_4 f_c)/(2f_b) - (a_1 - a_3 + a_4 f_b)/(2f_c)$$

$$\begin{aligned}
A_{2T}(1,1) &= (2a_5)/f_a + (a_5 + a_6\omega)/(2f_b) + (a_5 - a_6\omega)/(2f_c) \\
A_{2T}(1,2) &= 2\sqrt{3}a_6\omega/(3f_a) + \sqrt{3}(-3a_5 + a_6\omega)/(6f_b) + \sqrt{3}(3a_5 + a_6\omega)/(6f_c) \\
A_{2T}(2,1) &= -\sqrt{3}(a_5 + a_6\omega)/(2f_b) + \sqrt{3}(a_5 - a_6\omega)/(2f_c) \\
A_{2T}(2,2) &= (3a_5 - a_6\omega)/(2f_b) + (3a_5 + a_6\omega)/(2f_c); A_{3T}(1,1) = \\
& a_7/2(4f_a + f_b + f_c); A_{3T}(1,2) = -a_7\sqrt{3}/2(f_b - f_c); A_{3T}(2,1) = -a_7\sqrt{3}/2(f_b - \\
& f_c); A_{3T}(2,2) = 3a_7/2(f_b + f_c); A_{4T}(1,1) = a_8 - a_9; A_{4T}(1,2) = -\omega; A_{4T}(2,1) = \\
& \omega; A_{4T}(2,2) = a_8 - a_9; B_T(1,1) = b_1 \left(\frac{2}{3f_a^2} + \frac{1}{6f_b^2} + \frac{1}{6f_c^2} \right) - \frac{2b_2}{3f_af_b} - \frac{2b_2}{3f_af_c} + \frac{b_2}{3f_bf_c}; \\
B_T(1,2) &= (\sqrt{3}(f_b - f_c)(b_1f_af_b + b_1f_af_c - 2b_2f_bf_c))/(6f_af_b^2f_c^2); \\
B_T(2,1) &= (\sqrt{3}(f_b - f_c)(b_1f_af_b + b_1f_af_c - 2b_2f_bf_c))/(6f_af_b^2f_c^2) \\
B_T(2,2) &= (b_1f_b^2 - 2b_2f_bf_c + b_1f_c^2)/(2f_b^2f_c^2)
\end{aligned}$$

Le modèle de la MAS transformé par T en fonction du facteur de défaut f_a dans le cas d'un court-circuit au niveau de la phase A seulement.

$$\begin{cases} \dot{x}_1(t) = \alpha_0 x_1 + \alpha_1 x_3 + \alpha_2 \Omega x_4 + \beta_1 v_{ds} \\ \dot{x}_2(t) = \alpha_3 x_2 + \alpha_4 \Omega x_3 + \alpha_5 x_4 + \beta_2 v_{qs} \\ \dot{x}_3(t) = \alpha_6 x_2 + \alpha_7 x_3 - \Omega x_4 \\ \dot{x}_4(t) = \alpha_8 x_2 + \Omega x_3 + \alpha_7 x_4 \end{cases} \quad (C.8)$$

Avec :

$$\begin{aligned}
\alpha_0 &= q_0 + \sqrt{2}q_1f_a + \sqrt{2}\frac{q_2}{f_a}; \alpha_1 = q_3 \left(1 + \frac{2}{f_a} \right); \alpha_2 = \frac{q_4}{3} \left(1 + \frac{2}{f_a} \right); \alpha_3 = q_3; \alpha_4 = -q_4; \\
\alpha_5 &= 3q_4 \quad \alpha_6 = q_{11} + 2q_{11}f_a, \quad \alpha_7 = q_{12}, \quad \alpha_8 = 3q_{11}, \quad \beta_1 = t_1 + 2\sqrt{2}t_2\frac{1}{f_a} + \sqrt{2}t_3\frac{1}{f_a^2}, \\
\beta_2 &= t_1 - t_2. \\
q_0 &= \frac{r_s(2l_r^2(3M-4l_s)-d_0d_1-18M^2l_s+3Ml_r(3M-8l_s))-45M^2r_rl_s}{9d_0d_1l_s}; q_1 = -\frac{\sqrt{2}M^2r_r}{9d_0d_1} \\
q_2 &= \sqrt{2}\frac{r_sd_0(3Ml_r-d_1)-l_s(9M^2(r_r+2r_s)+8r_sl_r(l_r+3M))}{9d_0d_1l_s}; q_3 = -\frac{2Mr_r}{d_0d_1}; q_4 = \frac{M}{d_1} \\
q_5 &= \frac{r_sd_0(d_1-3Ml_r)-l_s(9M^2(3r_r+2r_s)+8r_sl_r(l_r+3M))}{9d_0d_1l_s}; q_6 = \frac{Mr_r}{d_0}; q_7 = -\frac{2r_r}{d_0}. \\
t_1 &= \frac{2Ml_r+d_0l_s}{3l_s(d_0l_s+3Ml_r)}; t_2 = -\frac{\sqrt{2}Ml_r}{l_s(3l_r(2l_s+3M)+9Ml_s)}; t_3 = \frac{\sqrt{2}(Ml_r+d_0l_s)}{3l_s(d_0l_s+3Ml_r)}; t_4 = \frac{d_0}{d_0l_s+3Ml_r}.
\end{aligned}$$

✚ Le déterminant de la matrice d'observabilité du modèle d'état de la MAS avec défauts avec mesure de la vitesse mécanique.

Avec l'ensemble : $\{l_1, l_2, l_3\} = \{2, 1, 2\}$

$$\det(J) = - (c(2\sqrt{3}a_5x_1f_a^2 - 6a_5f_b^2x_2 + 2\sqrt{3}a_5f_b^2x_1 + 6a_6f_b^2\Omega x_2 + 12\sqrt{3}a_5f_af_bx_1 + 2\sqrt{3}a_6f_a^2\Omega x_1 - 2\sqrt{3}a_6f_b^2\Omega x_1))/(6faf_b) - (cf_c(6a_5f_bx_2 - 3a_5f_ax_2 + 3a_6f_a\Omega x_2 + 6a_6f_b\Omega x_2 - \sqrt{3}a_5f_ax_1 + 2\sqrt{3}a_5f_bx_1 + \sqrt{3}a_6f_a\Omega x_1 + 2\sqrt{3}a_6f_b\Omega x_1))/(6faf_b) - (c(3a_5faf_b^2x_2 - \sqrt{3}a_5faf_b^2x_1 + 2\sqrt{3}a_5f_a^2f_bx_1 + 3a_6faf_b^2\Omega x_2 - \sqrt{3}a_6faf_b^2\Omega x_1 - 2\sqrt{3}a_6f_a^2f_b\Omega x_1))/(6fa_fbf_c)$$

Dans le cas particuliers de l'égalité entre les défauts le numérateur de $\det(J)$ est égale à :

$$num = -18cf_a^3(a_6\Omega x_2 + \sqrt{3}a_5x_1)$$

✚ L'algorithme du FKE à un paramètre

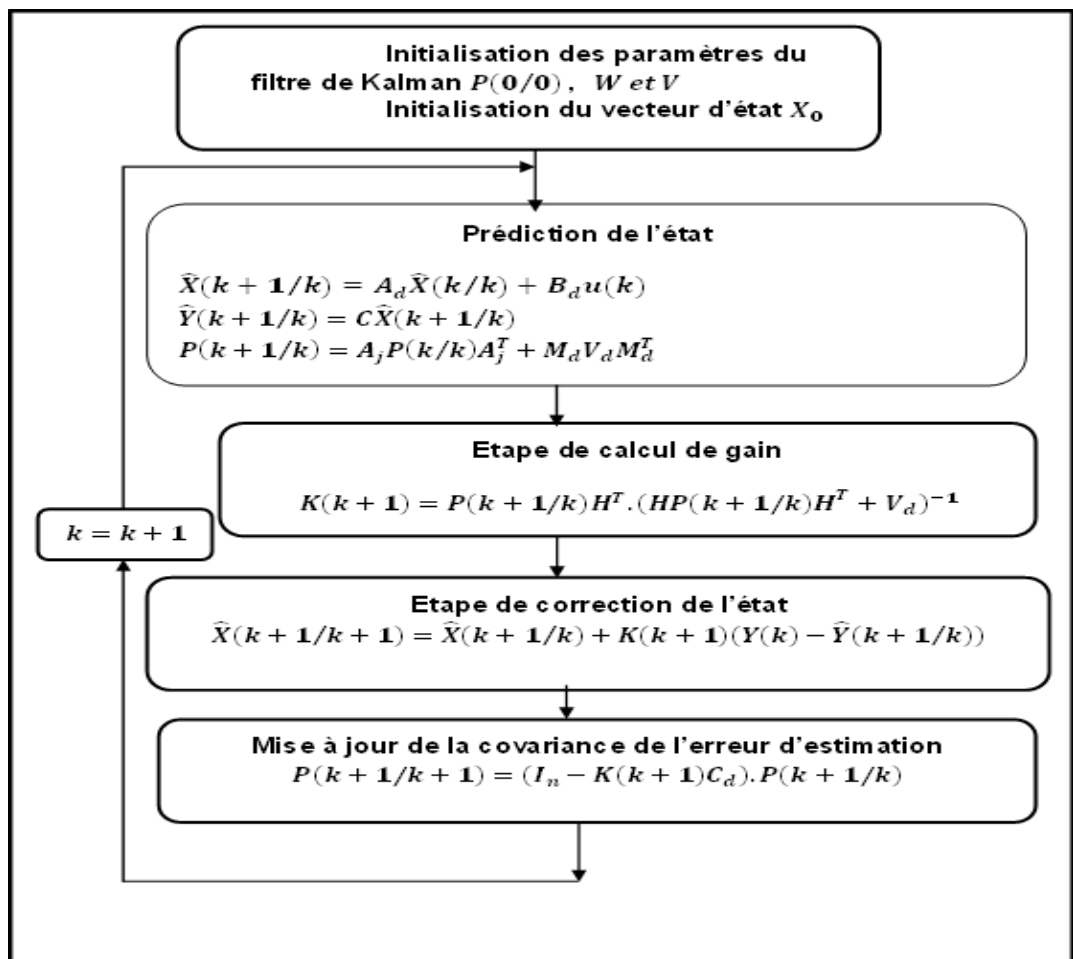


Figure C.1 Algorithme du filtre de Kalman étendu

4 Les modèles sur dspace1104 et Simulink de Matlab

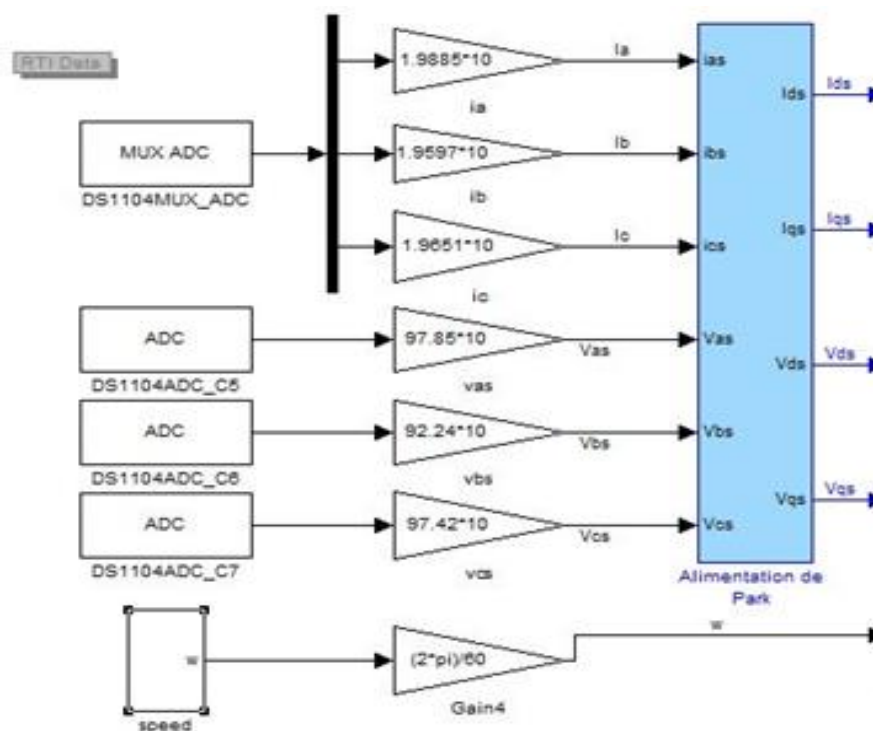


Figure D.1 Modèle Simulink/ DS1104 pour la mesure des grandeurs électriques et de la vitesse mécanique

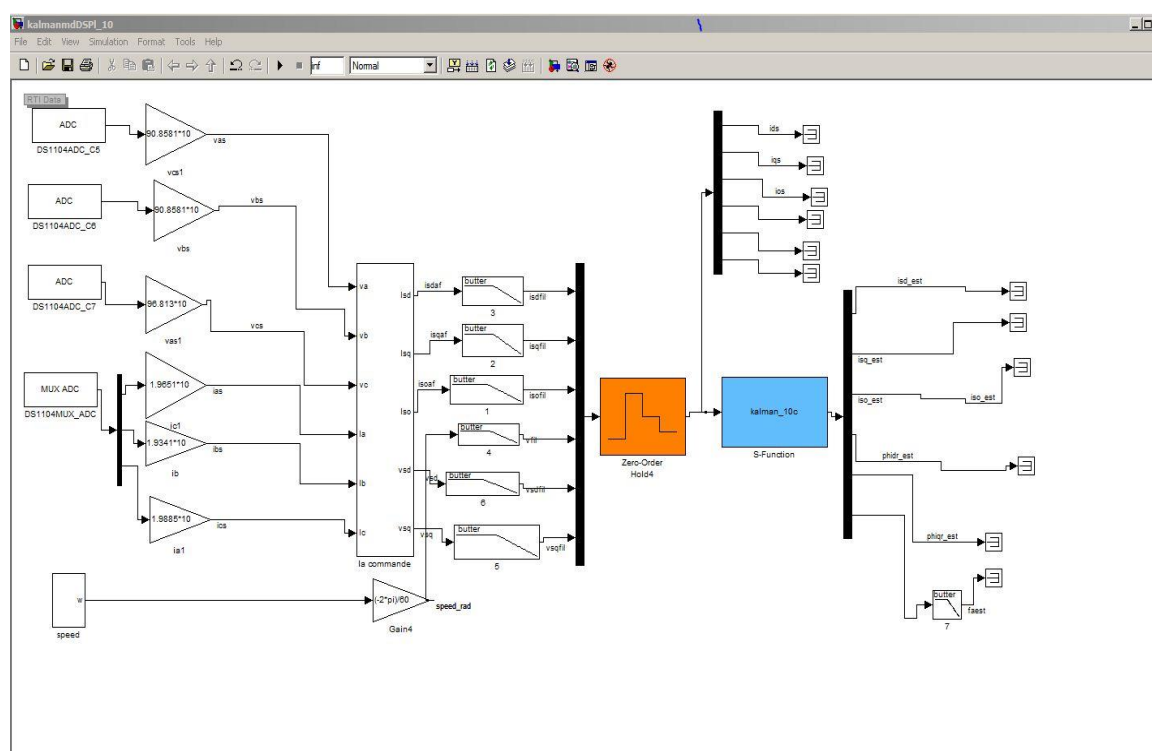


Figure D.2 Modèle Simulink/ DS1104 à base du bloc S-function du Filtre de Kalman Etendu à un paramètre

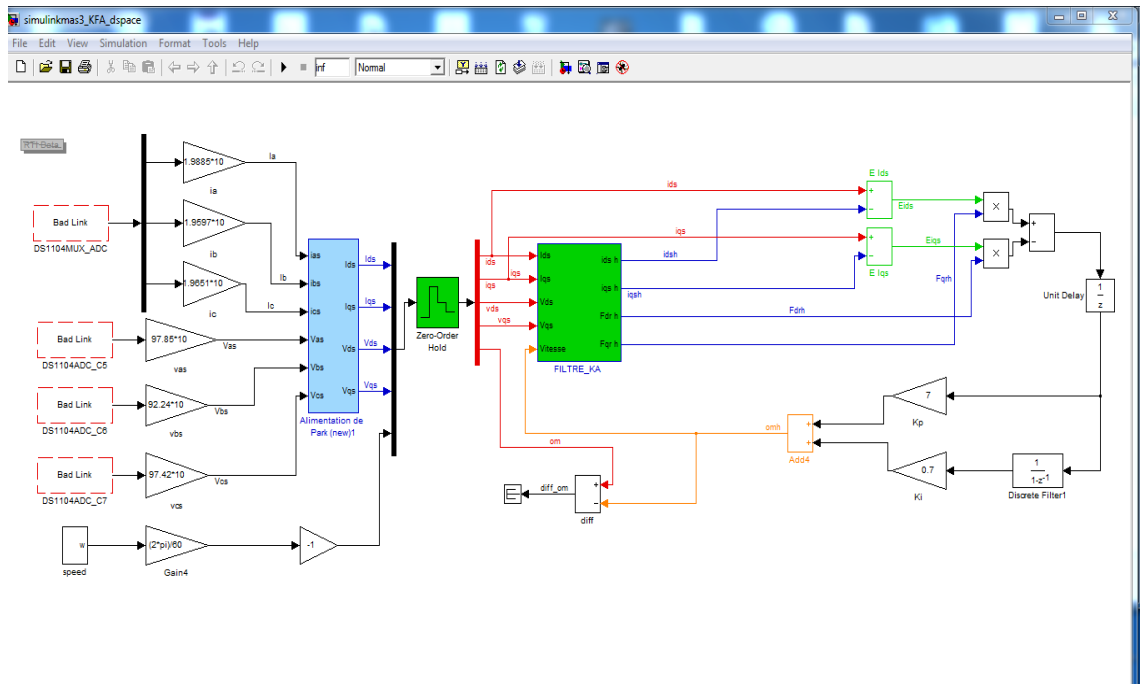


Figure D.3 Modèle Simulink/ DS1104 à base du bloc S-function du FKA à la vitesse

REFERENCES

1. Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Yin K. et Kavuri, S. N., "A review of process fault detection and diagnosis. Part I: Quantitative model-based methods", *Computers and Chemical Engineering*, V. 27, (2003), 293-311.
2. Isermann, R., "Model-based fault detection and diagnosis-Status and applications" *Annual Reviews in Control*, V. 29, n°1, (2005), 71–85.
3. Kinnaert, M., "Fault diagnosis based on analytical models for linear and nonlinear systems-A Tutorial". *SAFEPROCESS 2003*, Washington, D.C.USA, (June 9-11, 2003), 37-50.
4. De Persis, C. and Isidori, A., "A geometric approach to nonlinear fault detection and isolation", *IEEE Trans. on Automatic Control*, V. 46. n°6, (June 2001), 853-865.
5. Djemaï, M., Barbot, J.P. and Bethoux, O., "On the problem of fault detection and residual generation". *Proceedings of the 39th IEEE Conference on Decision and Control Sydney, Australia (December, 2000)*, 4335-4340.
6. Hofling, T. and Isermann, R., "Adaptive parity equations and advanced parameter estimation for fault detection and diagnosis", *Proc. Of the 13th IFAC World congress, San Francisco, USA*, 55-60, (1996).
7. Cruz, S.M.A., "Stator winding fault diagnosis in three phases synchronous and asynchronous motors by the Extended Park's Vectors approach", *IEEE Conf. Indus. Applica.*, V. 1, (2000), 395-401.
8. Benbouzid M.E.H., "A review of induction motors signature analysis as a medium of faults detection", *IEEE Trans. On Industrial electronics*, V.47, n°5, (2000), 984-993.
9. Alcorta, G. E. and Frank, P. M., "Fault detection and isolation in nonlinear systems", *Proc. Of ECC'99, Karlsruhe, Germany, (31August-3 September 1999)*, 609-614.

10. Bachir, S., Tnani, S. and Champenois, G., "Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone par identification paramétrique à vitesse constant", EF'2003 Électrotechnique du futur, , (9 et 10 décembre 2003), Supélec.
11. Bouattour, J., Gertler, J. and Hu, Y., "Diagnosis parametric faults in induction motor with nonlinear parity relations", Proceeding of IFAC Safe process, Budapest, Hungary, (2000), 992-997.
12. Angelo, C.H.D., Guillermo, R., Bossio, G.R., Valla, M.I., Solsona, J. A and García, G. O. "Online Model-Based Stator-Fault Detection and Identification in Induction Motors", IEEE Transactions on Industrial Electronics, V. 56, n°. 11, (2009), 4671-4680.
13. Chang, X., Cocquempot V., and Christophe, C., "A model of asynchronous machines for stator fault detection and isolation", IEEE Transactions on Industrial Electronics, V. 50, n°3, , (2003), 578-584.
14. Tallam, R.M., Habetler, T. G. and Harley, R. G., "Transient model for induction machines with stator winding turn faults", IEEE Transactions on Industry Applications, V. 38, n° 3, (2002), 632-637.
15. Kallesøe, C.S., Zamanabadi, R.Z., Vadstrup, P., and Rasmussen, H., "Observer-Based Estimation of Stator-Winding Faults in Delta-Connected Induction Motors: A Linear Matrix Inequality Approach", IEEE Transactions on Industrial ApplicationS, V. 43, n°. 4, (juillet /aout 2007), 1022-1031.
16. Watson, J.F., Paterson, N.C., "The Use of Finite Element Methods to Improve Techniques for the Early Detection of Faults in 3-phase Induction Motors", IEEE Transactions on Energy Conversion, V. 14, n° 3, (Sept. 1999), 655-660.
17. Hilairet, M. Auger, F. and Berthelot, E "Speed and rotor flux estimation of induction machines using a two-stage extended Kalman filter", Automatica, V. 45, n°8, (2009), 1819-1827.
18. El Merraoui, K., and Ferdjouni, A. "PSO parameters optimization for EKF and AKF for IM rotor speed estimation", Power Electronics and Motion Control Conference and Exposition (PEMC), 16th International, (2014), 382-387.
19. Barut, M., Bogosyan, S., and Gokasan, M., "Speed-Sensorless Estimation for Induction Motors Using Extended Kalman Filters", IEEE Trans. on Industrial Electronics, V. 54, n°. 1, (février2007), 272-280.

20. Barut, M. "Bi Input-extended Kalman filter based estimation technique for speed-sensorless control of induction motors" *Energy Conversion and Management*, V. 51, (2010), 2032–2040.
21. Barut, M., Bogosyan, S., and Gokasan, M., "Experimental Evaluation of Braided EKF for Sensorless Control of Induction Motors". *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, V. 55, n°. 2, (february 2008), 620-632.
22. Alonge, F., D'Ippolito, F. and Sferlazza, A., "Sensorless Control of Induction-Motor Drive Based on Robust Kalman Filter and Adaptive Speed Estimation", *IEEE Transactions On Industrial Electronics*, V. 61, n°. 3, (Mars 2014), 1444-1453.
23. Yin, Z.G., Zhao, C., Yan-Ru Zhong, Y.R., and Jing Liu., J. " Research on Robust Performance of Speed-Sensorless Vector Control for the Induction Motor Using an Interfacing Multiple-Model Extended Kalman Filter", *IEEE Transactions on Power Electronics*, V.29, n°6, (2014), 3011-3019.
24. Alonge, F, D'Ippolito F, Fagiolini A and Sferlazza A., "Extended complex Kalman filter for sensorless control of an induction motor", *Control Engineering Practice*, V.27, (2014), 1-10.
25. Karami, F., Poshtan. J., and Poshtan, M., " Detection of broken rotor bars in induction motors using nonlinear Kalman filters, *ISA Transactions*, 49(2), (2010), 189-195.
26. Naït Said, M.S., Benbouzid, M.E.H., and Benchaib, A., "Detection of broken bars in induction motors using an extended Kalman filter for rotor resistance sensorless estimation", *IEEE Transactions on Energy Conversion*, V. 15, n°1, (2000), 66-70.
27. El Merraoui, K., and Ferdjouni, A. " Detection of inter-turn short circuits in stator windings of IM by extended Kalman filters", *22nd Mediterranean Conference on Control and Automation (MED)*, (2014), 275-280.
28. Bagheri, F., Khaloozaded, H., Abbaszadeh, K., "Stator fault detection in induction machines by parameter estimation, using adaptive Kalman filter, *Control & Automation 2007, MED '07, Mediterranean Conference on*, (2007), 1-6.

29. El Merraoui K., Ferdjouni A., and Bounekhla M., "Observer-Based IM Stator Fault Diagnosis: Experimental Validation", *Periodicals of Engineering and Natural Sciences (PEN)* to appear.
30. El Merraoui K., Ferdjouni A., and Bounekhla M., "Real time observer-based stator fault diagnosis for IM", *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, V.10, n°1, (Feb. 2020), 210-222.
31. Zhang, X, Foo, G., Don Vilathgamuwa, M., Tseng, J. K. Bhangu, B.S. and Gajanayake, C., "Sensor fault detection, isolation and system reconfiguration based on extended Kalman filter for induction motor drives", *IET Electr. Power Appl.*, V. 7, n° 7, (2013), 607–617.
32. Shi, K.L., Chan, T.F., Wong, Y.K., Ho, S.L., "Speed estimation of an induction motor drive using an optimized extended Kalman filter", *IEEE Trans. Ind. Electron*, V. 49, (2002), 124-133.
33. Huo, Y.D., Cai, Z.H., Wen-Yin and Gongal W.Y., "The parameter optimization of Kalman filter based on multi-objective memetic algorithm", *Genetic and Revolutionary computation (GECCO)*, (2014), 613-620.
34. AFNOR., "Comment réussir votre maintenance", Paris, Association Française de Normalisation, Collection "Guides de l'utilisateur", (1986 a), 163 p. (14p).
35. AFNOR (1986 b), "Recueil de normes françaises. Fiabilité, maintenabilité, disponibilité", Paris, Association Française de Normalisation, (2° édition), 567 p.
36. Heng, J., "pratique de la maintenance préventive", Edition Dunod (2° édition), (2011).
37. Villemeur, A., "Sûreté de fonctionnement des systèmes industriels, Fiabilité - Facteurs Humains - Informatisation", Collection de la Direction des Études et Recherches d'Électricité de France, Édition Eyrolles, n° 67, Paris, (1988).
38. Ondel, O., "Diagnostic par reconnaissance des formes : Application a un ensemble convertisseur – machine asynchrone", Thèse de Doctorat, Ecole centrale de Lyon, France, (2006).
39. Allianz, "Prévention des avaries. Machines électriques tournantes", Cahier des Préventions, CP2, Allianz, (1988).
40. Thorsen, O. V., and Dalva, M., "A survey of fault on induction motors in offshore oil industry, petrochemical industry, gas terminals, and oil

- refineries", IEEE. Transactions on Industry Applications, V. 31, n°5, (September 1995), 1186-1196.
41. Bonnett, A.H. and Soukup, G., C., "Cause and Analysis of Stator and Rotor Failures in Three-phase Squirrel-Cage Induction Motors", IEEE Transactions On Industry Applications, V. 28, n°. 4, (July / August 1992), 921-936.
 42. Bossio, G., De Angelo, C., de la Barrera, P., Solsona, J., Garcia, G., et Valla, M., " Stator Winding Fault Detection in Induction Motor Drives Using Signal Injection", Proceedings of the 8th IEEE Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives, Bologna, Italy, ID-254 (September 5-8. 2011), 92-97.
 43. Nandi, S., Toliyat, H. A. and Li X., "Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Electrical Motors-a Review", IEEE Trans. On Energy Conversion, V. 20, n°4, (December 2005), 719-729.
 44. Vaimann, T., Kallaste, A. "Condition monitoring of electrical machines" , 11th International Symposium Topical Problems in the Field of Electrical and Power Engineering, Doctoral School of Energy and Geotechnology II : Pärnu, Estonia, (January 16-21 2012), Tallinn, Elektriajam, 209-212.
 45. Fiser R. and Lavric, H., "On-Line detection and diagnostics of induction motor rotor faults using spectral analysis of stator currents", Proceedings of the 5th International Symposium of Topical Problems in the Field of Electrical and Power Engineering. Doctoral School of Energy and Geotechnology, Kuressaare, Estonia, (January 14-19, 2008), 7-11.
 46. Moret, M., " Roulements et butées à billes et à rouleaux ", Techniques de l'Ingénieur, ref. B5 370, (Mai 1990).
 47. Faiz, D. and Moussavi, S.M.M., "Eccentricity Fault Detection-from Induction Machines to DFIG- a review", Renewable and Sustainable Energy reviews, V.55, (2016), 169-179.
 48. Beard R. V., "failure accommodation in linear systems through self-reorganization", PhD thesis, department of aeronautics and astronautics, MIT, Cambridge, Massachusetts, USA, (1971).
 49. Combastel, C. 'Méthodes d'aide à la décision pour la détection et la localisation de défauts dans les entraînements électriques', PhD thesis

- Automatique / Robotique. Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG, (2000).
50. Alcorta, G. E. et Frank, P. M., « A novel design of structured observer-based residual for FDI », Proc. Of American Control Conference, California, USA, June (1999), 1341-1345.
 51. Chen J., Patton R.J. and Zhang H.Y., “Design of unknown input observer and robust fault detection filters”, International Journal of Control, V63, n°1, (1996), 85-105.
 52. Seliger R. and Frank P.M., “Fault diagnosis by disturbance decoupled nonlinear observers”, Proc. Of 30Th CDC. Brighton, England, (1991), 2248-2253.
 53. Floquet, T., Barbot, J.P., Perruquetti, W. and Djemaï, M., “On the robust fault detection via sliding mode disturbance observer”, International Journal of Control, V. 77, n° 7, (10 may 2004), 622-629.
 54. Edwards C., Spurgeon S.K. and Patton R.G., “Sliding mode observers for fault detection and isolation”, Automatica, V.36, (2000), 541-553.
 55. Cocquempot V., “Contribution à la surveillance des systèmes industriels complexes”, HDR, UST Lille, France, (2004).
 56. Cusido, J., Romeral, L., Ortéga, J.A., Roséro, J.A., and Espénosa, A.J., “Fault detection in induction Machines using power spectral density in Wavelet decomposition”, IEEE Trans. Industrial Electronics, V.55, (February 2008), 633-643.
 57. Konar, P., Chattopadhyay, P., “Multi-class Fault Diagnosis of induction motor using Hilbert and Wavelet Transform”, Applied soft computing, V. 30, (2015), 341-352.
 58. Alger, P.L., “Induction Machines: Their Behavior and Used”, ed. Gordon and Breach, (1970).
 59. Ferdjouni, A., Salhi, H., Djemaï, M., Bussawon, K., “Observer-Based Detection Of Inter-Turn Short Circuit In Three-Phase-Induction Motor Stator Windings”, Mediterranean Journal of Measurement and Control, V.2, n°3, (2006), 132-143.
 60. Besançon, G., “Contributions à l'étude et à l'observation des systèmes non linéaires avec recours au calcul formel”, Thèse de l'Institut National Polytechnique de Grenoble, (1996).

61. Bornard, G., Celle-Gouenne, F. and Gilles, G., "Systèmes non linéaires, tome 1 : modélisation-estimation, chapitre 5 : Observabilité et observateurs journal", (1993).
62. Hermann R. and Krener, A.J., "Nonlinear controllability and observability", IEEE Trans. Aut. Control, V. 22, n°5, (1977), 728–740.
63. Kailath, T., "Linear Systems", Prentice-Hall, Englewood, New Jersey, (1980).
64. Ghanes, M., "Observation et commande de la machine Asynchrone sans capteur mécanique", thèse de doctorat, Ecole Centrale de Nantes, (2005).
65. Luenberger, D. G., "An introduction to observers", IEEE Trans. Automat. Control, V.16, n°6, (1971), 596–692.
66. Kalman, R. E., "A new approach to linear filtering and prediction problems", Journal of Fluids Engineering, V. 82, n° 1, (1960), 35-45.
67. Krener, A. J., and Isidori, A., "Linearization by output injection and nonlinear observers", Systems and Control Letters, V.3, n°1, (June 1983), 47-52.
68. Levine, J., and Marino, R., "Nonlinear System Immersion, Observers, Finite Dimensional Filters and Applications", Systems & Control Letters, V.7, n°2, 1986, 133–142.
69. Besançon, G., "High-gain observation with disturbance attenuation and application to robust fault detection", Automatica, V. 39, (2003), 1095–1102.
70. Perruquetti, W., and Barbot, J.P., "Sliding Mode Control in Engineering", M. Dekker, (2002).
71. Boutayeb, M., Rafaralahy, H., and Darouach, M., "Convergence Analysis of the Extended Kalman Filter Used as an Observer for Nonlinear Deterministic Discrete-Time Systems", IEEE Transactions On Automatic Control, V.42, n°4, (April 1997), 581-586.
72. Alonge, F., Cangemi, T., D'Ippolito, F., Fagiolini, A., and Sferlazza, A., "Convergence Analysis of Extended Kalman Filter for Sensorless Control of Induction Motor", IEEE Transactions On Industrial Electronics, V. 62, n°4, (April 2015), 2341-2352.
73. Ursin, B., "Asymptotic Convergence Properties of the Extended Kalman Filter Using Filtered State Estimates", IEEE Transactions On Automatic Control, V. Ac-25, n° 6, (December 1980), 1207-1211.

74. Reif, K., Günther, S., Yaz, E., and Unbehauen, R., "Stochastic Stability of the Discrete-Time Extended Kalman Filter", *IEEE Transactions On Automatic Control*, V. 44, n°4, (April 1999), 714-721.
75. Kubota, H., Matsuse, K., and Nakmo, T., "DSP-Based Speed Adaptive Flux Observer of Induction Motor", *IEEE Transactions On Industry Applications*, V. 29, n°2, (March/april 1993), 344-348.
76. El Merraoui, K., Bendali A. and Ferdjouni A., "Experimental Implementation of Kalman Filters for Induction Motor", *The Third International Conference On Electrical Engineering and Control Applications (ICEECA)*, Constantine, Algeria, (November 21-22th, 2017).
77. Kennedy, J., and Eberhart, R.C., "Particle swarm optimization", in *Proceedings of the IEEE international conference on neural networks*, Piscataway, USA, (1995), 1942-1948.
78. Zaïm, M. E., Dakhouche, K., and Bounekhla, M., "Using two PSO-structures approaches to estimate induction machine parameters", *Power Electronics and Applications, EPE '09, Barcelona, Conf.* (2009), 1189-1192.
79. Bounekhla, M., Ould-aissa, A., Taieb, A., El merraoui, K., Boudissa, E., "Using Two PSO Structures Approaches to estimate Induction Machine Parameters", In *proc. IEEE European conf. on Power Electronics and Appl.* 09, 1-8.
80. Bounekhla, M., Guessoum, A., Zaïm, M.E., Rezzoug, A., "Application of genetic algorithm to estimate parameter's induction machine", *UPEC'2001*, Swensea UK.
81. Hilairet M., Auger, F., Darengosse, C., "Two efficient Kalman filters for flux and velocity estimation of induction motors", *IEEE 31st Annual Power Electronics Specialists Conference*, Galway, Ireland, (June 2000), 23-23.
82. Guezmil, A., Berriri, H., Pusca, Sakly, A., Romary, R., and Mimouni, M.F. "Unknown Input Observer-Based Fault Diagnosis in Induction Machine: Theory and Experiment", *Electric Power Components and Systems*, V.0, (2019), 1–13.
83. Toumi, D., Boucherit, M. S., Tadjine, M., "Observer-based fault diagnosis and field oriented fault tolerant control of induction motor with stator inter-turn fault", *Archives Of Electrical Engineering*, V. 61, n°2, (2012), 165-188.