

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE



UNIVERSITE DE M'SILA
FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE
MEMOIRE DE FIN D'ETUDES EN VUE DE L'OBTENTION DU
DIPLÔME
DE MASTER EN GENIE ELECTRIQUE
SPECIALITE:
INGENIERIE DES SYSTEMES ELECTROMECHANIQUES
THEME

ESTIMATION PAR FILTRE DE KALMAN ETENDU DES ETATS ET
PARAMETRES DE LA MACHINE ASYNCHRONE
EN VUE DE DETECTION DES DEFAUTS.

Proposé et dirigé par :

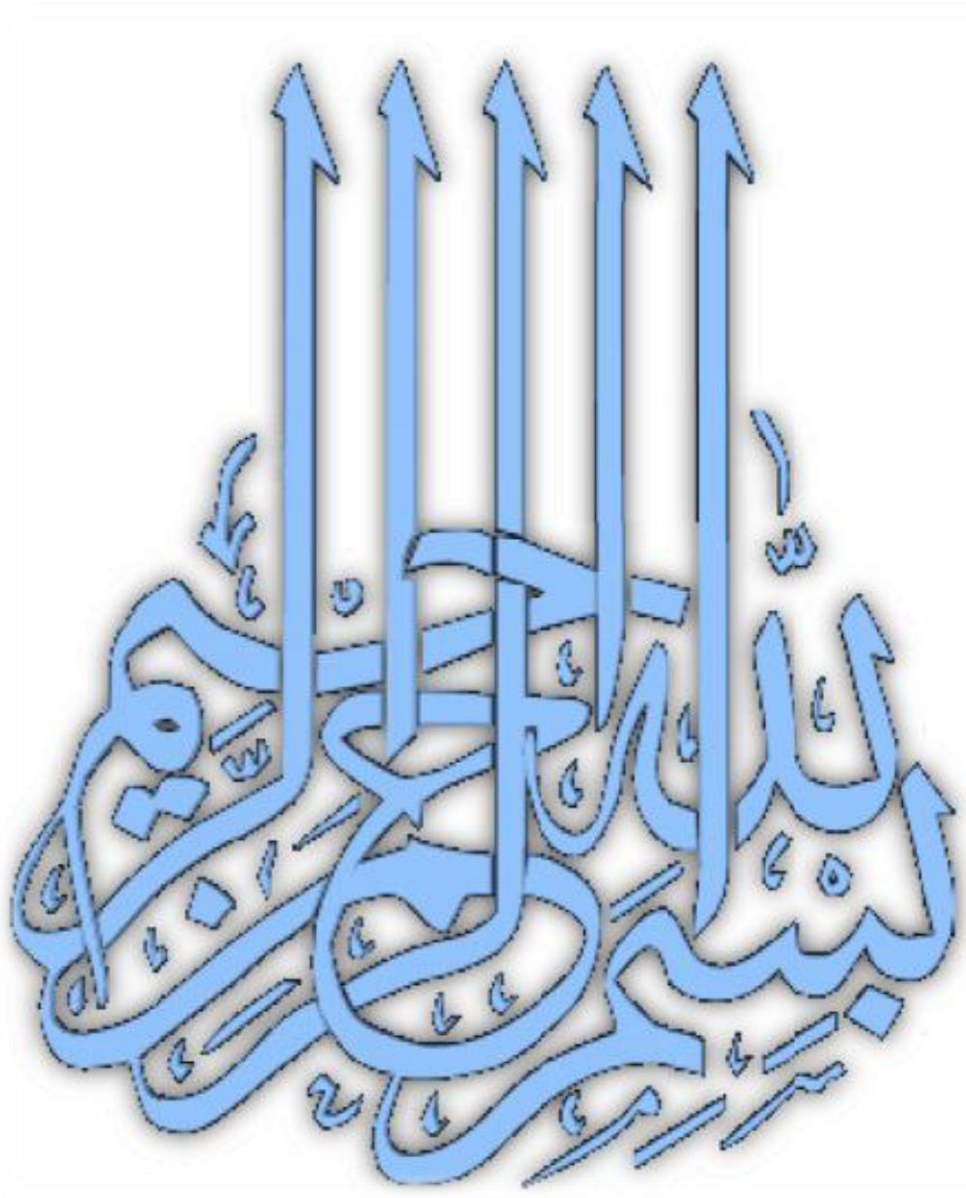
Mr Y. LAAMARI

présenté par :

SAHRAOUI Dahmane

Année Universitaire : 2012/2013

N° d'ordre : 060



Remerciements

*Au nom d' **ALLAH**, le tout miséricordieux, le très
miséricordieux,*

*Par de divinité à part lui, le vivant, celui qui subsiste
par lui même.*

*Je remercie avant tous **ALLAH** pour son aide, ses
innombrables dons, **ALLAH** qui m'a donné la force, la
volonté et*

*le moral pour accomplir mes études en master option
électromécanique.*

*je remercie mon encadreur **Mr LAAMARI Yahia***

*Mes remerciements vont aussi au **président du jury** et
aux **membres du jury** qui nous fait l'honneur de
participer au jury de ce travail.*

*Et enfin je remercie tous les **enseignants** et **collègues**
de notre*

*promotion, qui nous ont aidé à réaliser ce modeste
travail.*



Dédicaces

A mes parents

Mes frères et mes sœurs

A ma famille

Et Toutes mes amis

Table des Matières

Table des matières

Remerciements	
Dédicaces	
Notations et symboles	
Liste des figures	
Introduction générale	1
Chapitre I Etat de l'art sur le diagnostic	
I.1 Introduction.....	4
I.2 Constitution de la machine asynchrone.	4
I.2.1 Le rotor.....	5
I.2.2 Le stator.....	5
I.2.3 Les paliers	6
I.3 Défauts de machine asynchrone.....	6
I.3.1 Défauts statoriques.....	8
I.3.2 Défauts rotoriques	8
I.3.2.1 Les cassures des barres	9
I.3.2.2 Cassure d'une portion d'anneau de court-circuit	9
I.3.3 Défauts de roulements	10
I.4 Etude statistique.....	10
I.5 Principe du diagnostic des défauts	11
I.5.1 Définitions de quelques termes liés au diagnostic	12
I.6 Méthode de diagnostic des défauts	14
I.6.1 Méthodes externes	14
I.6.1.1 Diagnostic par systèmes experts.....	15
I.6.1.2 Le diagnostic externe avec les réseaux de neurones	16
I.6.1.3 Diagnostic par logique floue	17
I.6.1.4 Les méthodes de reconnaissance des formes.....	18
I.6.1.5 Diagnostic basé sur le traitement des signaux	19
I.6.2 Méthodes internes.....	19
I.6.2.1 La redondance analytique et matérielle	19
I.6.2.2 La méthode à base du modèle.....	20
I.7 Conclusion.....	24
Chapitre II Modélisation de la MAS	
II.1 Introduction	25
II.2 Hypothèses simplificatrices	25
II.3 Mise en équations de la machine asynchrone	26
II.3.1 Equations électriques de la machine asynchrone	27
II.3.2 Equations magnétiques	28
II.4 Modélisation de Park de la machine asynchrone.....	29
II.4.1 Principe de la transformation de Park.....	29
II.4.2 Equations de la machine asynchrone exprimées dans le repère d-q	31
II.5 Choix du référentiel	32
II.5.1 Référentiel lié au champ tournant.....	33

Table des Matières

II.5.2 Référentiel lié au stator.....	33
II.6 Modèle de la machine asynchrone sous forme d'état.....	34
II.7 Simulation du modèle de la machine asynchrone.....	36
II.8 Interprétation des résultats de simulation.....	37
II.9 Conclusion.....	38
Chapitre III Observateurs déterministes et stochastiques	
III.1 Introduction.....	40
III.2 Les observateurs.....	40
III.2.1 Principe de fonctionnement de l'observateur.....	40
III.3 Types des observateurs.....	41
III.3.1 Les observateurs déterministes.....	42
III.3.1.1 Observateur de Luenberger.....	42
III.3.1.2 Observateur de Luenberger adaptatif.....	44
III.3.2 Les observateurs stochastiques.....	48
III.3.2.1 Filtre de Kalman.....	48
III.3.2.2 Filtre de Kalman Etendu.....	54
I.4 Conclusion.....	58
Chapitre IV Application de filtre de Kalman étendu	
IV.1 Introduction.....	59
IV.2 Estimation des états de la machine.....	59
IV.2.1 Le modèle d'état étendu de la MAS.....	59
IV.2.2 Discrétisation du modèle de la MAS.....	60
IV.2.3 Le modèle stochastique non linéaire de la MAS.....	61
IV.2.4 Détermination des matrices de covariances des bruits et d'état.....	61
IV.3 Implantation de l'algorithme du FKE discret.....	61
IV.3.1 Etapes de l'algorithme du FKE.....	62
IV.4 Résultats de simulation.....	64
IV.4.1 Simulation de la machine asynchrone à l'état sain.....	64
IV.4.2 Machine asynchrone avec application d'un couple de charge à l'état sain.....	65
IV.5 Estimation de la résistance rotorique.....	66
IV.5.1 Résultat de simulation.....	68
IV.6 Conclusion.....	75
Conclusion Générale.....	76
Annexe	
Références bibliographiques	

Notations et symboles

Notations et symboles

s, r	<i>Indices stator et rotor, respectivement</i>
a, b, c	<i>Axes liés aux enroulements triphasés.</i>
d, q	<i>Axes de référentiel lié au champ tournant</i>
α, β	<i>Axes de référentiel fixé au stator.</i>
U, V	<i>Tension statorique</i>
I, i	<i>Courant statorique</i>
φ	<i>Flux rotorique</i>
P, P^{-1}	<i>Matrices de passage direct et inverse</i>
θ	<i>Angle entre le stator et le rotor.</i>
R_s, R_r	<i>Matrices diagonales des résistances statoriques et rotoriques</i>
L_s	<i>l'inductance propre d'une phase statorique.</i>
L_r	<i>l'inductance propre d'une phase rotorique.</i>
M_s	<i>l'inductance mutuelle entre deux phases statoriques.</i>
M_r	<i>l'inductance mutuelle entre deux phases rotoriques.</i>
M_{sr}	<i>l'inductance mutuelle entre une phase statorique et une phase rotorique</i>
J	<i>Moment d'inertie du rotor,</i>
Ω	<i>Vitesse angulaire mécanique du rotor,</i>
f_r	<i>Coefficient de frottement visqueux,</i>
f	<i>fréquence</i>
C_{em}	<i>Couple électromagnétique délivré par le moteur,</i>
C_r	<i>Couple résistant, ou de charge,</i>
p	<i>Nombre de pair de pôles</i>
ω	<i>Vitesse angulaire électrique du rotor.</i>
ω_r	<i>Vitesse des axes « d, q » dans le repère statorique.</i>
X	<i>Vecteur d'état,</i>
Y	<i>Vecteur de sortie,</i>
A	<i>Matrice d'évolution d'état du système,</i>
B	<i>Matrice de commande (d'entrée),</i>
C	<i>Matrice d'observation</i>
$\delta = 1 - \frac{M^2}{L_s L_r}$	<i>Facteur de dispersion de Blondel</i>
$T_r = \frac{L_r}{R_r}$	<i>Constante du temps rotorique.</i>
$T_s = \frac{L_s}{R_s}$	<i>Constante du temps statorique</i>

Notations et symboles

V_s	<i>Valeur efficace de tension.</i>
ω_s	<i>Pulsation d'alimentation.</i>
\hat{x}, \hat{y}	<i>Vecteur d'état estimé</i>
y_m	<i>Vecteur des états mesurés</i>
ε	<i>L'erreur d'observation</i>
w, v	<i>Bruits d'état et de mesure</i>
Q, R	<i>Matrices de covariance d'état et de mesure</i>
K	<i>Le gain</i>
H	<i>Matrice gradient</i>
MAS	<i>Machine asynchrone</i>
FKE	<i>Filtre de Kalman étendu</i>
h	<i>Période d'échantillonnage</i>
X_0	<i>L'état initial du système</i>
P_0	<i>Matrice de covariance d'état</i>

Liste des Figures

Liste des figures

Chapitre I

Figure I.1	Eléments de constitution d'une machine asynchrone à cage d'écureuil	4
Figure I.2	Rotor de la machine asynchrone triphasée à cage	5
Figure. I.3	Stator de la machine asynchrone triphasée à cage	5
Figure I.4	Causes externes de défauts de la machine asynchrone triphasée à cage	7
Figure I.5	Causes internes de défauts de la machine asynchrone triphasée à cage	7
Figure I.6	Différents défauts statoriques de la machine asynchrone	8
Figure I.7	Défaut d'une barre cassée	9
Figure I.8	Rupture d'une et deux portions adjacentes d'anneau de court-circuit	10
Figure I.9	Distribution des défauts	11
Figure I.10	Etapas de diagnostic	12
Figure I.11	Différentes méthodes de diagnostic	14
Figure I.12	Architecture générale d'un système expert de diagnostic	15
Figure I.13	Application des réseaux de neurones	17
Figure I.14	Structure générale d'un système flou	18
Figure I.15	Procédure de diagnostic basée sur la technique de la reconnaissance des formes	19
Figure I.16	Principe de fonctionnement de la méthode de redondance analytique	20
Figure I.17	Principe de fonctionnement de la méthode du modèle	21
Figure I.18	Génération de résidus par estimation paramétrique	22
Figure I.19	Variation des paramètres suivant les défauts	23
Figure I.20	Schéma fonctionnel d'un observateur générateur de résidus	23

Chapitre II

Figure II.1	Représentation spatiale des enroulements de la machine asynchrone	26
Figure II.2	modèle d'une phase avec f.e.m	27
Figure II.3	Représentation du passage d'un système triphasé à celui biphasé.	30
Figure II.4	Simulation de la machine asynchrone à vide	37
Figure II.5	Simulation de la machine asynchrone en charge	38

Chapitre III

Figure III.1	Schéma fonctionnel d'un observateur d'état.	41
Figure III.2	Différents types d'observateurs	41
Figure III.3	Structure de l'observateur de Luenberger	42
Figure III.4	Schéma de principe de l'observateur adaptatif	46
Figure III.5	Evolution le flux réel, estimé et son erreur d'estimation	46
Figure III.6	Evolution la vitesse de rotation de la MAS et son erreur d'estimation	47
Figure III.7	Bruit injecté dans les courants statoriques	47
Figure III.8	Flux rotorique réel et son estimé	48
Figure III.9	Evolution la vitesse de rotation de la MAS et son erreur d'estimation	48
Figure III.10	Schéma bloc d'un filtre de Kalman discret	49
Figure III.11	Boucle du filtre de Kalman standard	54

Liste des Figures

Figure III.12	Boucle du filtre de Kalman étendu.	56
Figure III.13	Flux rotorique réel et son estimé avec l'erreur d'estimation	57
Figure III.14	La vitesse de rotation et son estimé avec l'erreur d'estimation	57

Chapitre IV

Figure IV.1	La Structure globale du FKE	61
Figure IV.2	Représentation de l'algorithme du Filtre de Kalman	63
Figure IV.3	Evolution des courants statorique réel, estimé et son erreur d'estimation	64
Figure IV.4	Flux rotorique réel, estimé et son erreur d'estimation	64
Figure IV.5	La vitesse de rotation réelle, estimée et son erreur d'estimation	65
Figure IV.6	Evolution courant statorique réel et son estimé en charge	65
Figure IV.7	Flux rotorique réel et son estimé	65
Figure IV.8	Evolution la vitesse de rotation de la MAS en charge.	66
Figure IV.9	Module du courant statorique (réel, estimé) et son erreur d'estimation	68
Figure IV.10	Module du flux rotorique (réel, estimé) et son erreur d'estimation	68
Figure IV.11	Vitesse rotorique réelle, estimée et son erreur d'estimation	69
Figure IV.12	Couple réelle, estimée et son erreur d'estimation	69
Figure IV.13	Résistance réelle, estimée et son erreur d'estimation	69
Figure IV.14	Evolution de flux rotorique (réel, estimé) et son erreur d'estimation	70
Figure IV.15	Evolution de vitesse rotorique réelle, estimée et son erreur d'estimation	71
Figure IV.16	Evolution de couple réelle, estimée et son erreur d'estimation	71
Figure IV.17	Evolution de résistance réelle, estimée et son erreur d'estimation	72
Figure IV.18	Evolution de flux rotorique (réel, estimé) et son erreur d'estimation	73
Figure IV.19	Evolution de vitesse rotorique réelle, estimée et son erreur d'estimation	73
Figure IV.20	Evolution de couple réelle, estimée et son erreur d'estimation	74
Figure IV.21	Evolution de résistance réelle, estimée et son erreur d'estimation	74

Introduction générale

Actuellement, les machines asynchrones sont considérées comme l'outil de conversion électromécanique le plus utilisé dans le milieu industriel. Cet engouement pour ce type de machine est justifié par sa simplicité de construction, son faible coût d'achat et sa robustesse mécanique. En revanche, elle nécessite une mise en place de programmes de maintenances préventifs et correctifs afin d'assurer une bonne continuité de leur fonctionnement. En effet, la fiabilité et la sûreté de leur fonctionnement permettent en partie d'assurer la sécurité des personnes, la qualité du service et la rentabilité des installations.

Le diagnostic utilise les informations contenues dans les signatures afin de trouver la cause du défaut avec si possible tous les détails éventuels tels que le temps d'apparition et l'amplitude. L'un des principaux axes d'intérêt du diagnostic consiste à chercher le modèle le plus adapté pour décrire et interpréter les effets des défauts sur le processus. En générale, un système de diagnostic de défauts consiste en trois étapes [7], [27] :

- La détection;
- La localisation;
- L'identification.

Depuis longtemps déjà, la rupture des barres dans les moteurs a fait l'objet de nombreux travaux [9], [24]. L'approche traditionnelle consiste à ajouter des capteurs pour obtenir des informations supplémentaires sur l'état du système : c'est la redondance matérielle. L'inconvénient principal en est le coût additionnel en équipement et en maintenance. Par opposition la redondance analytique consiste à développer des algorithmes de détection et localisation des défauts, en utilisant les mesures disponibles sur le système. Ces algorithmes sont ou non basés sur un modèle du système. Ils doivent bien sûr tenir compte de variations normales du comportement du système, des bruits de mesures, de perturbations externes ainsi que des erreurs de modélisation, pour éviter les fausses alarmes ou les manques à la détection.

De nos jours, les méthodes de diagnostic sont nombreuses et variées car elles correspondent à la diversité des problèmes rencontrés [14]. Les méthodes à base de modèle sont les plus familières aux automaticiens. Elles supposent une connaissance approfondie du procédé sous forme de modèle numérique. Parmi ces méthodes on cite le diagnostic à base d'observateurs, technique ayant fait l'objet de très nombreux développements. Celle-ci consiste, sur la base d'un modèle de bon fonctionnement d'un système, à effectuer une estimation d'état à partir de la connaissance des entrées et des sorties du système et à utiliser l'erreur d'estimation de la sortie comme indicateur de présence d'un défaut.

Introduction Générale

L'objectif principal de notre présent travail consistera donc à l'estimation par l'observateur de Kalman étendu, des états et/ou des paramètres de la machine asynchrone sensibles aux défauts rotorique (cassure de barres) notamment la résistance du rotorique afin d'y extraire les signatures (indicateurs) les plus significatives.

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

Le premier chapitre est une entrée en la matière du diagnostic, commençant par un bref rappel sur la constitution technologique de la machine asynchrone à cage d'écurie, puis une exposition de classification des différents défauts pouvant affecter chaque élément de cette machine (causes, effets, études statistiques). Nous terminerons ce chapitre par une synthèse des méthodes et techniques utilisées pour la détection de défauts.

Le deuxième chapitre sera réservé à la modélisation de la machine asynchrone à cage d'écurie.

Dans le troisième chapitre, sera présenté les observateurs déterministes et stochastiques linéaires et non linéaires notamment les deux versions du filtre de Kalman (standard et étendu).

Le dernier chapitre sera consacré à l'application de ces de ces deux types d'observateurs à l'estimation des états et paramètres de la MAS en vue de la détection de défauts rotoriques.

Une conclusion générale donnera une synthèse du travail effectué suivi de quelques perspectives et suggestions envisagées.

CHAPITRE I

ETAT DE L'ART SUR LE DIAGNOSTIC DES MACHINES ASYNCHRONES

I.1 Introduction

La croissante utilisation de la machine asynchrone à cage d'écureuil, essentiellement due à sa simplicité de construction, son faible coût d'achat et de fabrication, sa robustesse mécanique ou encore sa quasi-absence d'entretien, est telle que nous la trouvons maintenant dans tous les domaines industriels.

Dans ce chapitre, nous décrivons le système étudié qui se limite, dans notre cas, à la machine asynchrone triphasée à cage d'écureuil. Après avoir rappelé les éléments de constitution de cette machine, nous effectuons une analyse des différents défauts pouvant survenir sur chacun d'eux. Pour finir, nous discutons des méthodes de diagnostic actuellement appliquées à la machine asynchrone pour la détection d'un défaut électrique et/ou mécanique.

I.2 Constitution de la machine asynchrone.

La machine asynchrone, souvent appelée moteur à induction comprend un stator et un rotor, constitués de tôles d'acier au silicium et comportant des encoches dans lesquelles on place les enroulements. Le stator est fixe ; on y trouve les enroulements reliés à la source. Le rotor est monté sur un axe de rotation. Selon que les enroulements du rotor sont accessibles de l'extérieur ou sont fermés sur eux-mêmes en permanence, on définit deux types de rotor : bobiné ou à cage d'écureuil [4].

La machine asynchrone (MAS) est une machine électrique utilisée principalement dans les applications industrielles. Ses principaux avantages sont : sa construction simple, son coût de revient peu élevé, sa sûreté de fonctionnement, sa robustesse, et surtout sa maintenance simple et économique [20].

Dans ce travail, nous nous intéressons à la machine asynchrone à cage d'écureuil.

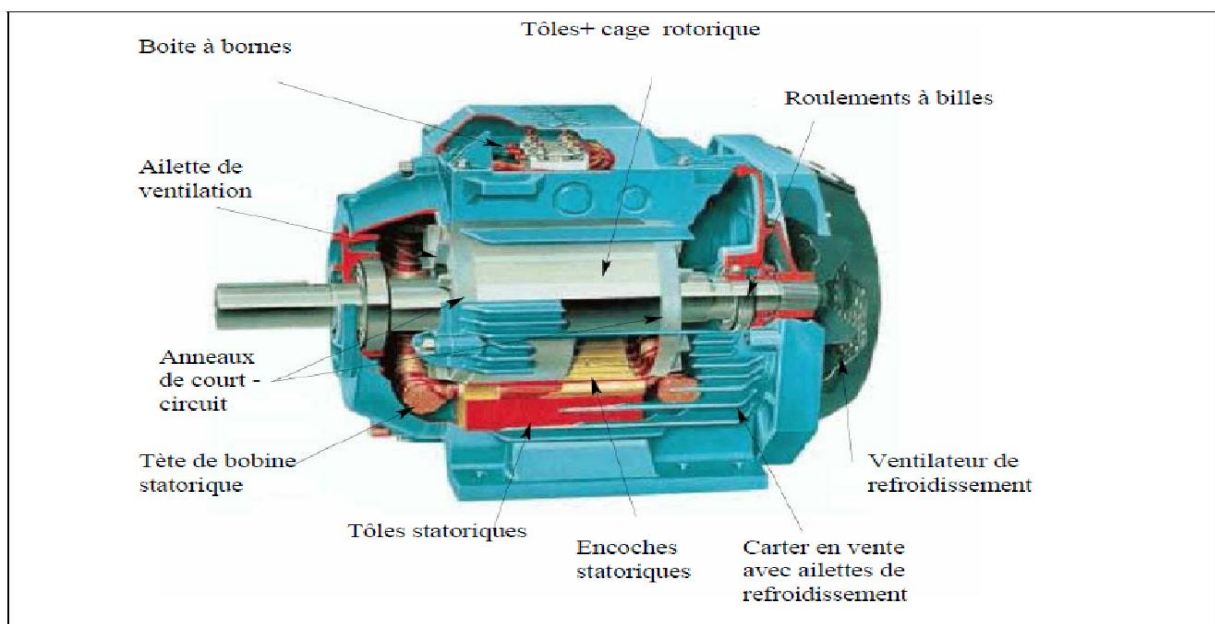


Figure (I.1) Eléments de constitution d'une machine asynchrone à cage d'écureuil

I.2.1 Le rotor

Dans le rotor à cage, les anneaux de court-circuit permettent la circulation des courants d'un conducteur d'encoche (barre rotorique) à l'autre. Ces barres conductrices sont régulièrement réparties, et constituent le circuit du rotor. Cette cage est insérée à l'intérieur d'un circuit magnétique constitué de disques en tôles empilés sur l'arbre de la machine analogue à celui du moteur à rotor bobiné. Dans le cas de 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 frettées dans les tôles du rotor. Il n'y a généralement pas, ou très peu, d'isolation entre les barres rotoriques et les tôles magnétiques, mais leur résistance est suffisamment faible pour que les courants de fuite dans les tôles soient négligeables, sauf lorsqu'il y a une rupture de barre [23], [10].

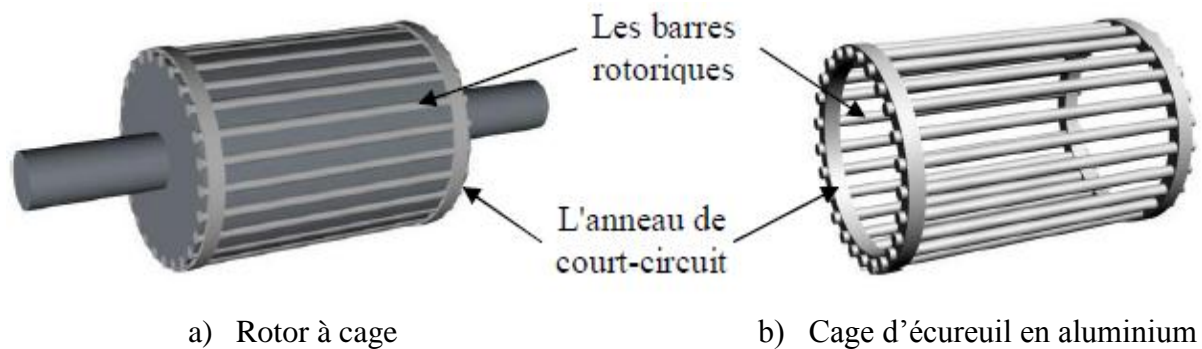


Figure (I.2) Rotor de la machine asynchrone triphasée à cage

I.2.2 Le stator

Il est constitué d'un enroulement bobiné réparti dans les encoches du circuit magnétique. Ce circuit magnétique est constitué d'un empilage de tôles dans lesquelles sont découpées des encoches parallèles à l'axe de la machine.

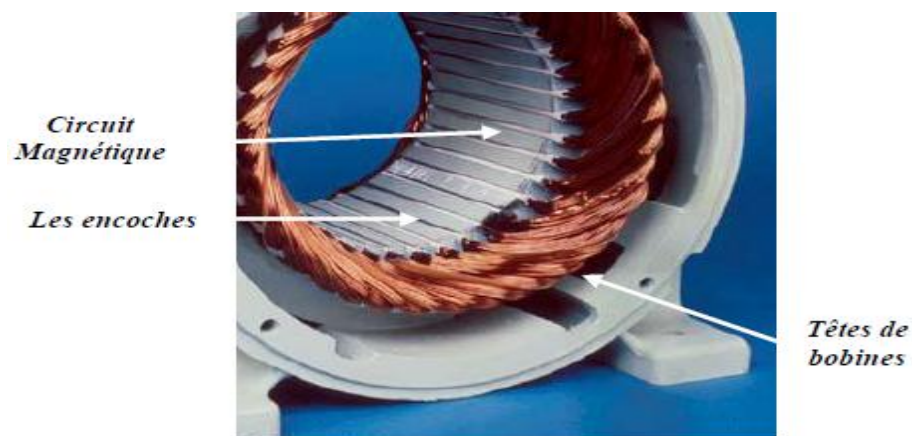


Figure (I.3) Stator de la machine asynchrone triphasée à cage [21].

Le bobinage statorique peut se décomposer en deux parties les conducteurs d'encoches et les têtes de bobines.

- Les conducteurs d'encoches permettent de créer dans l'entrefer le champ magnétique à l'origine de la conversion électromagnétique.

- Les têtes de bobines permettent, quant à elles, la fermeture des courants en organisant la circulation judicieuse des courants d'un conducteur d'encoche à l'autre.

L'objectif est d'obtenir à la surface de l'entrefer une distribution de courant la plus sinusoïdale possible, afin de limiter les ondulations du couple électromagnétique [23].

I.2.3 Les paliers

Les paliers, qui permettent de supporter et de mettre en rotation l'arbre rotorique, sont constitués de flasques et de roulements à billes insérés à chaud sur l'arbre. Les flasques, moulés en fonte, sont fixés sur le carter statorique grâce à des boulons ou des tiges de serrage. L'ensemble ainsi établi constitue alors la machine asynchrone à cage d'écureuil [21].

I.3 Défauts de machine asynchrone

Les défauts électriques au niveau stator, qui se manifestent par l'ouverture d'une phase ou un court-circuit au sein d'une même phase, entre deux phases ou entre une phase et la carcasse du stator.

Les défauts électriques au niveau rotor, qui comprennent une ouverture ou un court-circuit des spires pour les machines à rotor bobiné et de rupture ou fissure des barres et/ou des anneaux de court-circuit pour les machines à cage. [8]

D'après les organigrammes (Figures I.4 et I.5), les origines des défauts sont diverses: Thermique, mécanique, électrique ou encore environnemental. A titre indicatif, les démarrages fréquents provoquent des courants élevés dans les barres rotoriques.

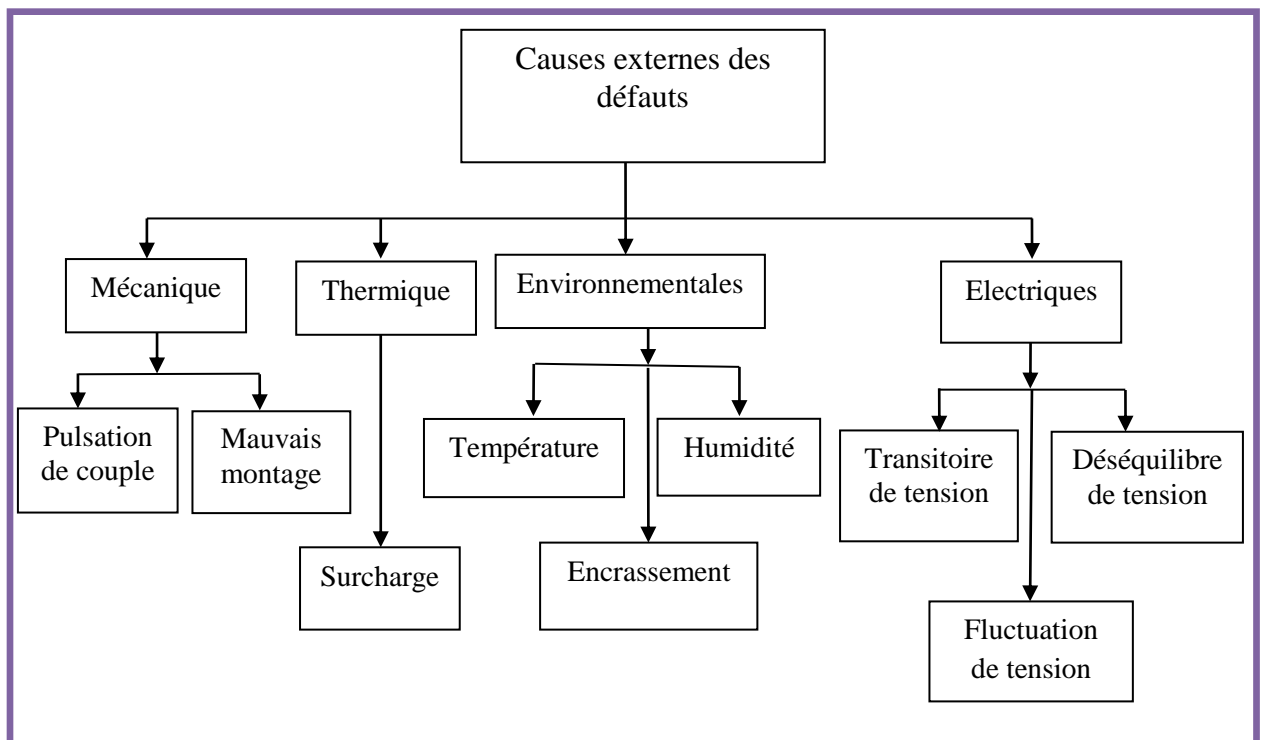


Figure (I.4) Causes externes de défauts de la machine asynchrone triphasée à cage [10].

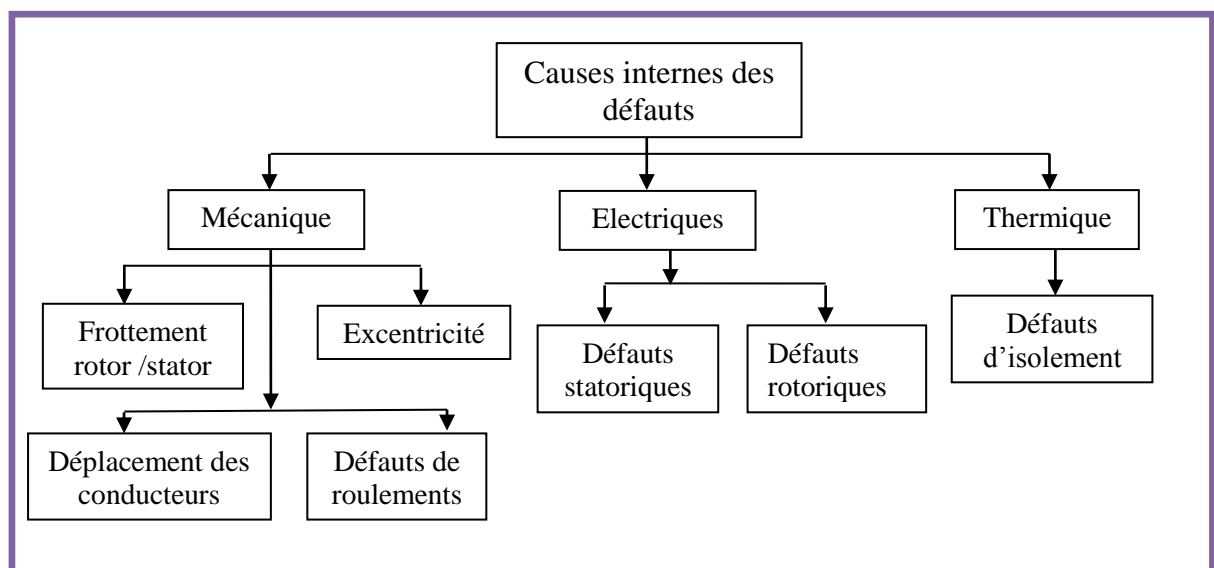


Figure (I.5) Causes internes de défauts de la machine asynchrone triphasée à cage [20].

I.3.1 Défaits statoriques

L'apparition d'un défaut au niveau du stator de la machine asynchrone peut avoir des origines diverses. Nous pouvons citer, par exemple, les défauts d'isolement dans un enroulement.

Les différentes causes pour ce type de défaut sont :

- Dégradation de l'isolant à la fabrication.
- Tension de l'enroulement supérieure à la limite du matériau d'isolation.
- Courant élevé dans l'enroulement dû à un court-circuit, une surcharge. Ceci entraîne une élévation de la température dégradant prématurément le matériau d'isolation.
- Vibrations mécaniques

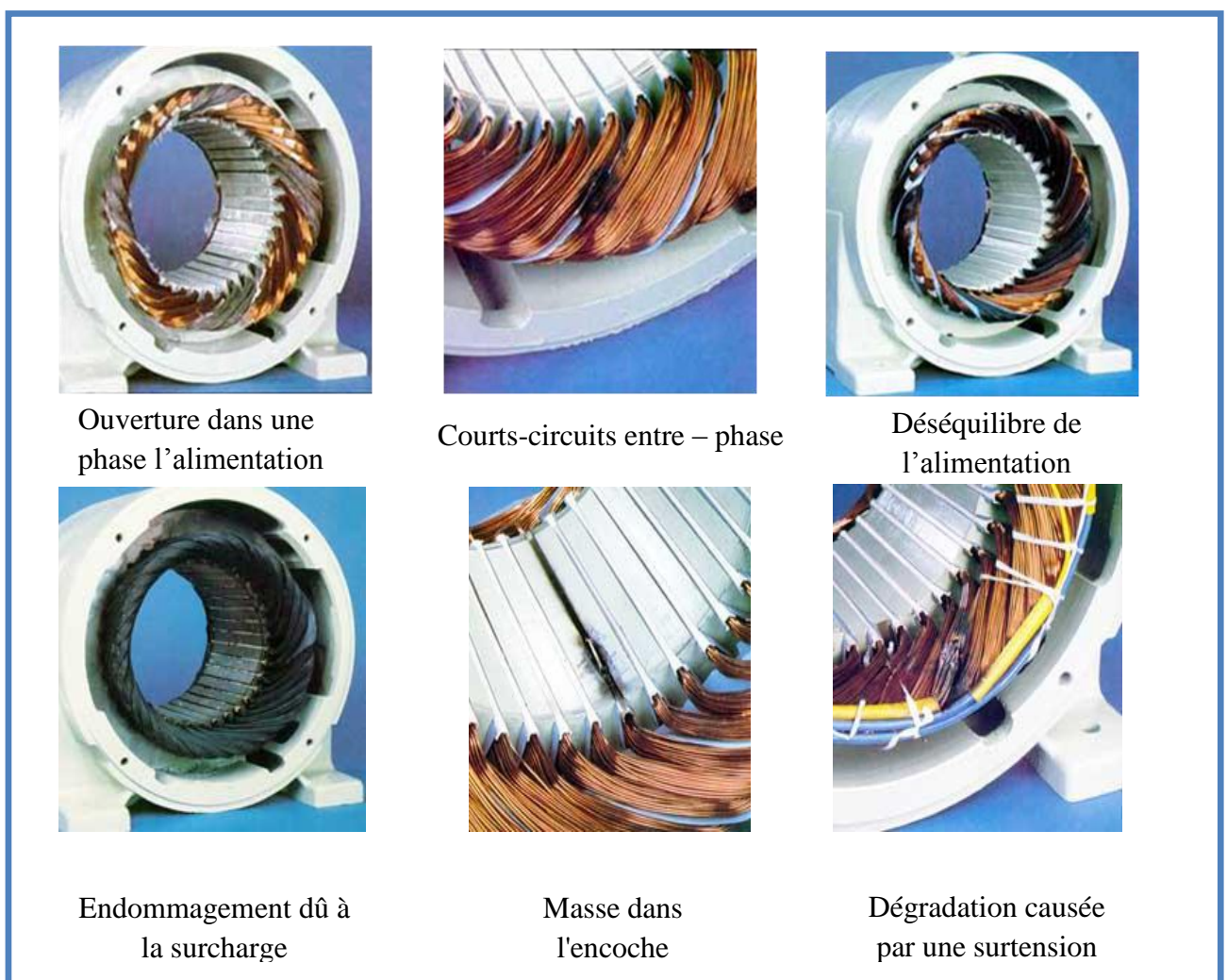


Figure (I.6) Différents défauts statoriques de la machine asynchrone.

I.3.2 Défaits rotoriques

Les défauts rotoriques se situent au niveau de la cage ou au niveau de l'entrefer. Au niveau de la cage les défauts se résument à la rupture de barres de la cage ou à la rupture d'anneaux de court-circuit. Au niveau de l'entrefer les défauts se manifestent par une excentricité statique, dynamique ou mixte [22].

I.3.2.1 Les cassures des barres

Ces défauts apparaissent au niveau du rotor. Ce sont les défauts les plus fréquents. Ils se présentent par des ruptures totales ou partielles d'une (s) barre (s) au niveau de la cage d'écreuil. Ils se traduisent par une augmentation de la résistance équivalente d'un enroulement rotorique. Ces pannes rotoriques engendrent malheureusement des ondulations dans le couple électromagnétique qui elles mêmes provoquent des oscillations de la vitesse de rotation de la machine. Ce qui génère des défauts mécaniques en plus dans la machine [8].

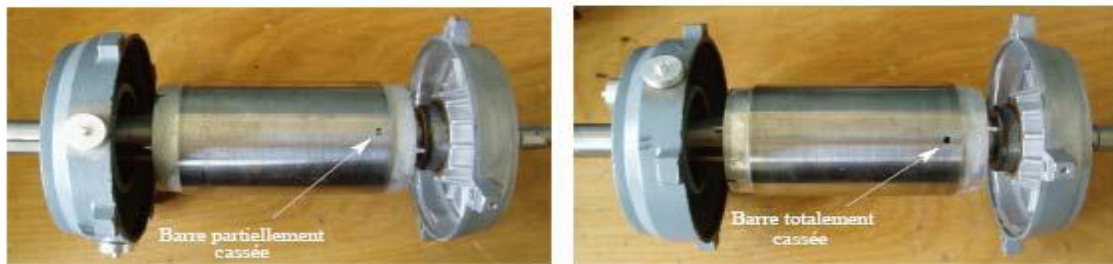


Figure (I.7) Défaut d'une barre cassée

I.3.2.2 Cassure d'une portion d'anneau de court-circuit

Les cassures de portion d'anneaux sont dues soit à des bulles de coulées ou aux dilatations entre les barres et les anneaux. Les anneaux de court-circuit véhiculent des courants plus importants que ceux des barres rotoriques. Un mauvais dimensionnement des anneaux, une détérioration des conditions de fonctionnement ou une surcharge du couple et donc de courant peuvent entraîner leur cassure. La cassure d'une portion d'anneau engendre un comportement similaire à celui de la cassure de barres. Suite à l'apparition de ces défauts, la machine continue à fonctionner, il est donc très difficile de détecter ces défaillances si la machine est en régime de défauts. Le courant que conduit une barre cassée se répartit sur les autres barres, ces dernières seront surchargées, ce qui conduit à leurs ruptures, et par la suite la rupture d'un nombre plus important de barres, dans la machine [8].

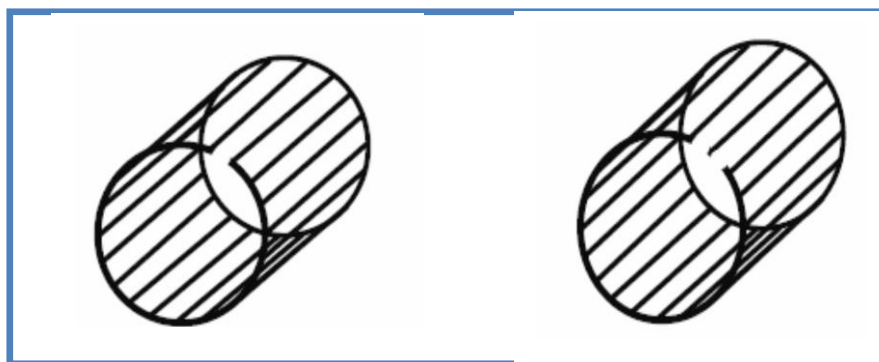


Figure (I.8) Rupture d'une et deux portions adjacentes d'anneau de court-circuit [10].

I.3.3 Défauts de roulements

Les défauts de roulements peuvent être causés par un mauvais choix de matériau à l'étape de fabrication, aussi un mauvais graissage ne permet pas une bonne lubrification et la bonne rotation des roulements qui deviennent rigides, donc cause une résistance à la rotation [4]. Ce type de défaut est le plus fréquent sur les machines de fortes puissances. Il est généralement lié à l'usure du roulement et plus précisément une dégradation des billes, ou de la bande de roulement. Ses causes possibles sont :

- L'usure due au vieillissement.
- La température de fonctionnement élevée.
- La perte de lubrification.
- L'huile contaminée (par des paillettes métalliques issues de la dégradation des billes ou de la bande de roulement).
- Le défaut de montage.
- Les courants d'arbres.

Les conséquences directes de cette défaillance sur les roulements sont :

- ✓ Des trous dans les gorges de roulement intérieures et extérieures.
- ✓ L'ondulation de leur surface de roulement.
- ✓ L'attaque des billes.
- ✓ La corrosion due à l'eau.
- ✓ Défaut de graissage, problème dû à la température.
- ✓ Décollement, effritement de surface provoqué par une surcharge.

Sur le système, ce type de défaut se traduit par des oscillations du couple de charge, une apparition de pertes supplémentaires et un jeu entre la bague interne et la bague externe du roulement entraînant des vibrations par les déplacements du rotor autour de l'axe longitudinale de la machine. Dans le cas le plus défavorable, la présence d'un roulement défectueux peut amener au blocage du moteur [22].

I.4 Etude statistique

Une étude faite sur les pannes des machines asynchrones a montré que près de 41% des défauts sont liées aux roulements, 37% sont concentrées au niveau du stator et 10% au niveau du rotor, le reste (12%) touche d'autres parties de la machine. Les ruptures de barres ou d'anneaux de court-circuit ont fait l'objet de nombreux travaux, vu l'inaccessibilité en fonctionnement des grandeurs rotoriques d'une part et d'autre part, ce type de défaut s'est avéré dangereux et peut être la cause d'autres pannes au niveau du stator et du rotor lui-même [1],[25].

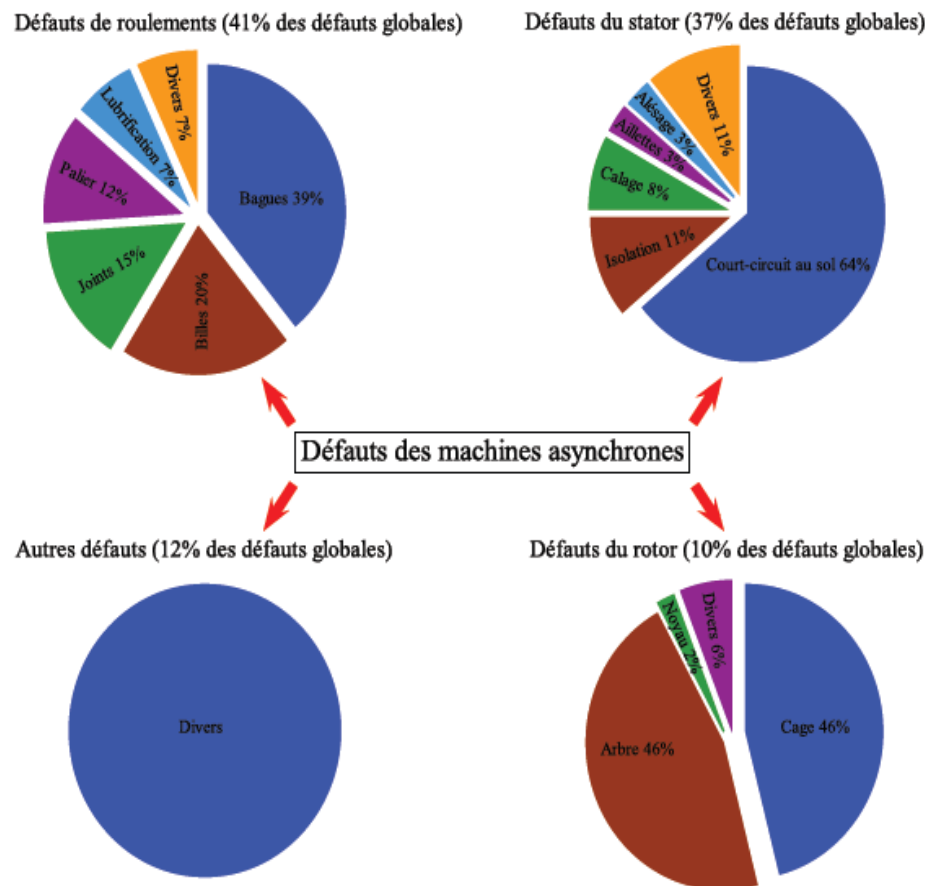


Figure (I.9) Distribution des défauts [1].

I.5 Principe du diagnostic des défauts

Le diagnostic consiste en la détection et l'identification de la cause probable de la (ou des) défaillance(s) à l'aide d'outils issues des statistiques, du traitement du signal ou de l'automatique en exploitant un ensemble d'informations.

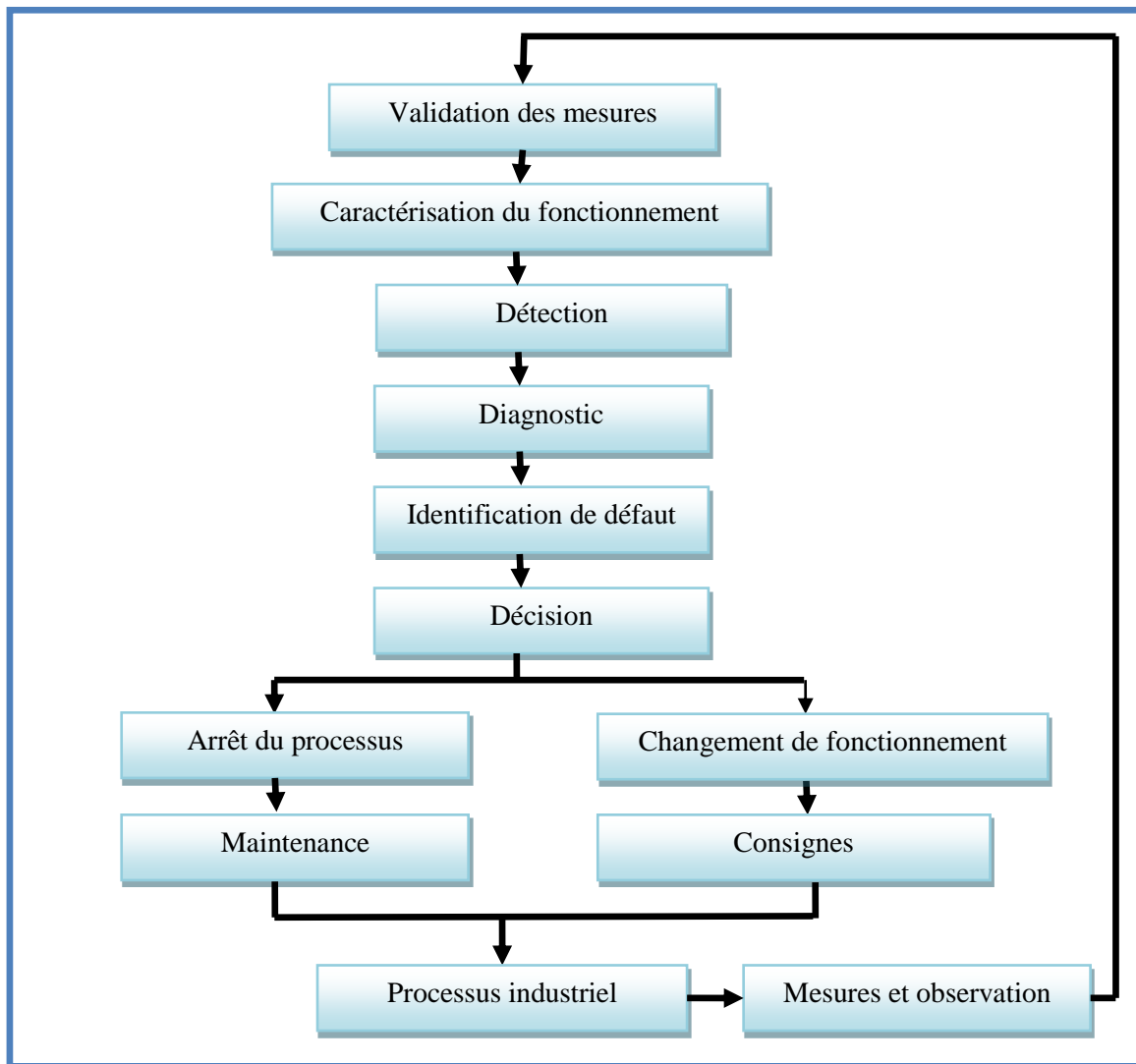
Cette définition résume les deux tâches essentielles en diagnostic :

- Observer les symptômes (indices) de la défaillance.
- Identifier la cause de la défaillance à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur ces observations

La procédure de diagnostic de défaillances et de dégradations susceptibles d'affecter les différentes entités d'un processus industriel s'articule autour des étapes suivantes :

- L'extraction des informations à partir de mesures appropriées ou d'observations.
- La mise en œuvre d'une méthode de diagnostic
- La prise de décision

Ces étapes de diagnostic sont résumées dans le schéma suivant :



Figure(I.10) Etapes de diagnostic [2],[4].

I.5.1 Définitions de quelques termes liés au diagnostic

✓ **Diagnostic** : Le terme diagnostic en grec "diagnosis" (par connaissance), désigne l'identification d'une maladie par ses symptômes. Dans cette courte définition on retrouve les trois mots clés :

1. **Maladie** : il ne peut y avoir diagnostic que par rapport à une défaillance fonctionnelle (nous dirons anomalie). Dans notre cas les défauts des machines tournantes, encore faut-il pour parler de maladie que la présence de ce défaut constitue une entrave pour le bon fonctionnement de la machine.
2. **Symptôme** : pour effectuer un diagnostic, il faut disposer d'informations significatives qui permettant de reconnaître le défaut si on veut être efficace. Il faut que l'information soit adoptée au besoin, d'où la nécessité en général de traiter celle-ci.

3. **Identification:** c'est la démarche par laquelle on effectue le tri des informations qui sont en notre disposition pour sélectionner un ou plusieurs défauts possibles.
- Donc de la définition le diagnostic est l'identification de la cause probable de la défaillance à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection d'un contrôle ou d'un test.
- ✓ **Maintenance:** toutes les activités destinées à maintenir ou à rétablir un bien dans un état ou dans des conditions données de sûreté de fonctionnement, pour accomplir une fonction requise.
 - ✓ **Fiabilité :** La fiabilité est l'aptitude d'un dispositif à accomplir une fonction requise dans des conditions d'utilisation et pour une période du temps déterminée. La fiabilité est destinée non seulement au concepteur et réalisateur mais aussi au responsable de la maintenance pour :
 - Le choix judicieux de nouveaux équipements.
 - La définition de la politique de maintenance à appliquer.
 - En cas de besoin ; l'amélioration de leur disponibilité.
 - ✓ **Disponibilité :** Aptitude d'une entité à être en état d'accomplir une fonction requise dans des conditions données, à un instant donné ou pendant un intervalle de temps donné, en supposant que la fourniture des moyens extérieurs nécessaires soit assurée.
 - ✓ **Défaillance :** Evénement engendrant une modification du fonctionnement du procédé. L'état du système ne correspond plus à un fonctionnement normal, le système n'est plus apte à assurer totalement sa fonction.
 - ✓ **Sécurité :** Ce terme regroupe les caractéristiques concernant l'utilisation du procédé et ses dangers potentiels pour l'utilisateur ou pour le matériel.
 - ✓ **Sûreté :** Sûreté regroupe les notions de disponibilité, fiabilité, maintenabilité et sécurité du système ; elle caractérise la confiance que l'on peut apporter au fonctionnement.
 - ✓ **Modèle :** Représentation formalisée d'un phénomène (reproduction d'un objet).
 - ✓ **Résidu :** est un signal conçu pour être un indicateur d'anomalies fonctionnelles ou comportementales, sensiblement nul en absence de défauts et non nul en leur présence.

 - ✓ **Défaut :** Un écart non permis d'au moins une propriété structurale ou d'un paramètre caractéristique du système par rapport au comportement nominal (usuel ou acceptable).
 - ✓ **Détection de défaut :** La détermination de la présence de défauts et de l'instant de leurs occurrences.

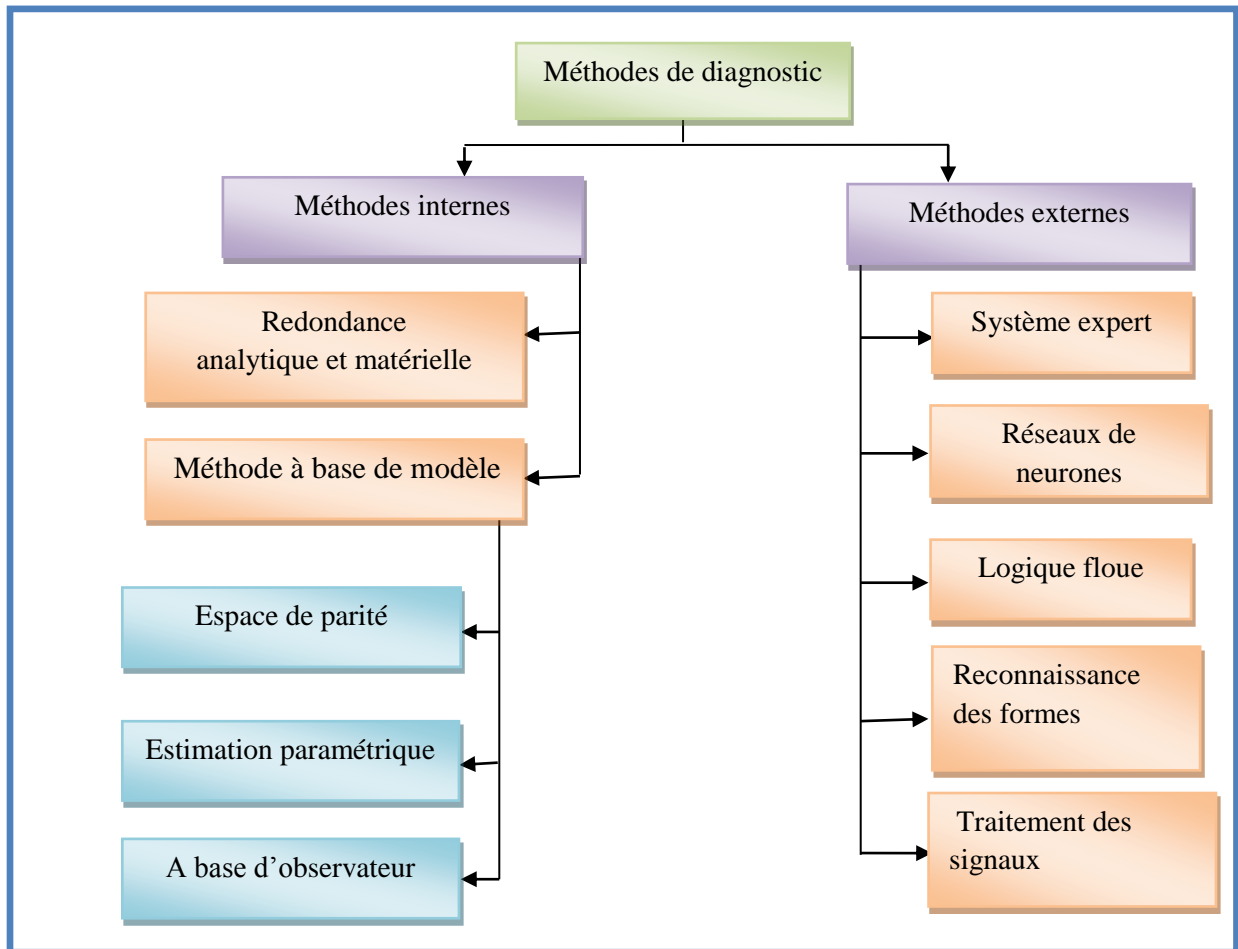
- ✓ **Isolation de défaut** : La détermination du type, de la localisation et de l'instant d'occurrence d'un défaut.

I.6 Méthode de diagnostic des défauts

Les méthodes de diagnostic sont divisées en deux grandes familles :

- Les méthodes internes.
- Les méthodes externes.

Le graphe ci-dessous résume les différentes méthodes de diagnostic.



Figure(I.11) Les différentes méthodes de diagnostic

I.6.1 Méthodes externes

Les méthodes externes utilisent la connaissance issue de l'expertise humaine. Ces méthodes se basent sur l'analyse des signaux que fournit la machine lors de son fonctionnement. Les signaux utilisables peuvent être :

Flux d'entrefer, puissance instantanée, courants statoriques et vibrations acoustiques.

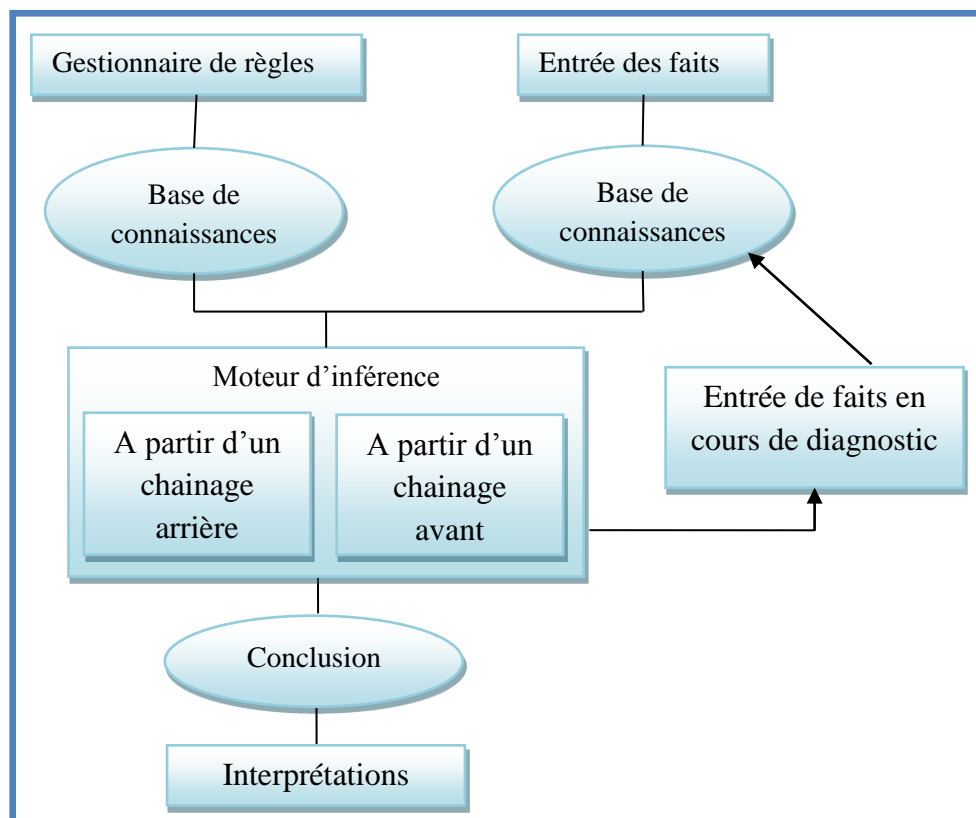
L'analyse des signaux est réalisée en régime permanent car le nombre de points d'acquisition est suffisant pour faire tous les types d'analyse. Le régime transitoire est riche en information

fréquentielle mais à cause de sa faible durée, il limite le nombre de points d'acquisition, ce qui rend l'analyse difficile et moins précise [7].

I.6.1.1 Diagnostic par systèmes experts

Un système expert doit fournir des réponses associées à une situation donnée sachant que la complexité du domaine étudié ne permet pas d'établir a priori toutes les configurations possibles des situations ; ainsi un spécialiste du dépannage réalise son diagnostic à l'aide d'une description partielle de la situation. A partir de l'ensemble de symptômes dont il dispose, il peut déduire toutes les conclusions possibles, élaborer de nouvelles hypothèses et approfondir son diagnostic en exploitant des informations supplémentaires collectées sur le système à diagnostiquer.

Un système expert est constitué de plusieurs éléments principaux (Voir la Figure (I.12)) dont on peut citer



Figure(I.12) Architecture générale d'un système expert de diagnostic

La base de connaissances : La base de connaissances est souvent la partie stable du système, elle est immédiatement exécutée dès l'appel du système et c'est elle qui rassemble les connaissances nécessaires à la résolution des problèmes du domaine.

La base de faits : Les faits sont les objets élémentaires de l'application; la base de faits qui au départ contient les informations initiales relatives au domaine s'enrichit progressivement de conclusions ou de nouveaux faits déduits par le moteur d'inférence.

Le moteur d'inférence: Le moteur d'inférence exploite de façon indépendante les informations contenues dans la base de faits et la base de connaissances pour fournir une solution au problème donné. Par ailleurs, le moteur d'inférence produit dans son mécanisme de raisonnement de nouveaux faits qui sont mémorisés dans la base de faits.

I.6.1.2 Le diagnostic externe avec les réseaux de neurones

Cette méthode faite partie des méthodes de diagnostic externes, elle utilise la classification automatique des signaux et des formes.

Le principe de fonctionnement des réseaux de neurones est inspiré des mécanismes de fonctionnement du cerveau humain. De l'extérieur, le réseau de neurones se présente comme une 'boite noire ' qui reçoit des signaux d'entrée et qui fournit les réponses appropriées.

Dans le cas du diagnostic, les différents états de fonctionnement normaux et anormaux sont le plus souvent caractérisés par des signatures. L'opérateur humain, après avoir mémorisé et appris les différentes formes de signatures associées à un état déterminé, est capable à la lecture d'une nouvelle signature d'identifier très rapidement l'état de la machine. Si la nouvelle signature est déjà apprise, il devra l'interpréter et la mémoriser. En général, le RNA permet de reconstituer le processus de raisonnement humain décrit ci-dessus.

Par ailleurs, un réseau de neurones est défini par :

- la nature des cellules élémentaires qui le constituent (binaires ou continues) ;
- l'architecture et le nombre des couches du réseau;
- la nature des connexions ;
- les méthodes d'apprentissage;
- les performances de classification ;
- les mécanismes de mémorisation.

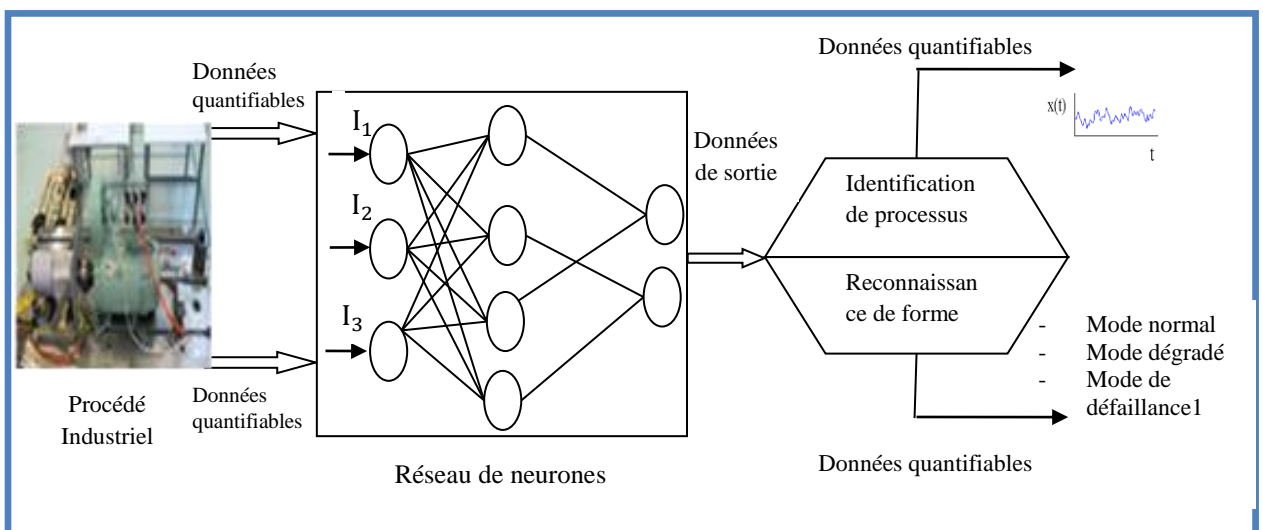


Figure (I.13) Applications des réseaux de neurones

I.6.1.3 Diagnostic par logique floue

Cette approche, contrairement à la logique du tout ou rien de G.Boode, a pour but la prise en compte de la logique de la pensée humaine qui est approximative.

Le concept de sous-ensemble flou a été introduit pour prendre en compte l'imprécision. La fonction d'appartenance à un ensemble flou prend des valeurs sur l'intervalle $[0,1]$. Celles-ci expriment le degré d'appartenance d'un élément à cet ensemble: 0 pour la non appartenance stricte et 1 pour l'appartenance stricte.

Le principe de fonctionnement du diagnostic basé sur la logique floue consiste à extraire et à calculer les signaux d'entrée, en utilisant les règles linguistiques représentées sous forme de fonctions d'appartenances, ces règles peuvent contenir tous les modèles possibles qui correspondent au mode de défaut considéré.

En général, la procédure de fonctionnement d'un système flou est accomplie en trois étapes :

- ▶ La fuzzification ▶ L'inférence ▶ La défuzzification.

Le bloc fuzzification contient en général un traitement de données préliminaires; ces données sont alors traitées par des règles linguistiques, ce qui nécessite leur définition par des fonctions d'appartenance. La fuzzification fournit une série de variables floues, réunies par un vecteur, qui va être introduit au bloc d'inférence.

Dans le bloc inférence, les valeurs des variables linguistiques sont liées par plusieurs règles qui doivent tenir compte du comportement statique et dynamique du système (des effets du système à diagnostiquer).

Dans la dernière étape, il faut transformer la valeur floue (linguistique) en une valeur déterminée pour déduire l'état du système, ceci se faisant dans le bloc défuzzification, en on rencontre les applications de cette méthode pour le diagnostic des machines asynchrones.

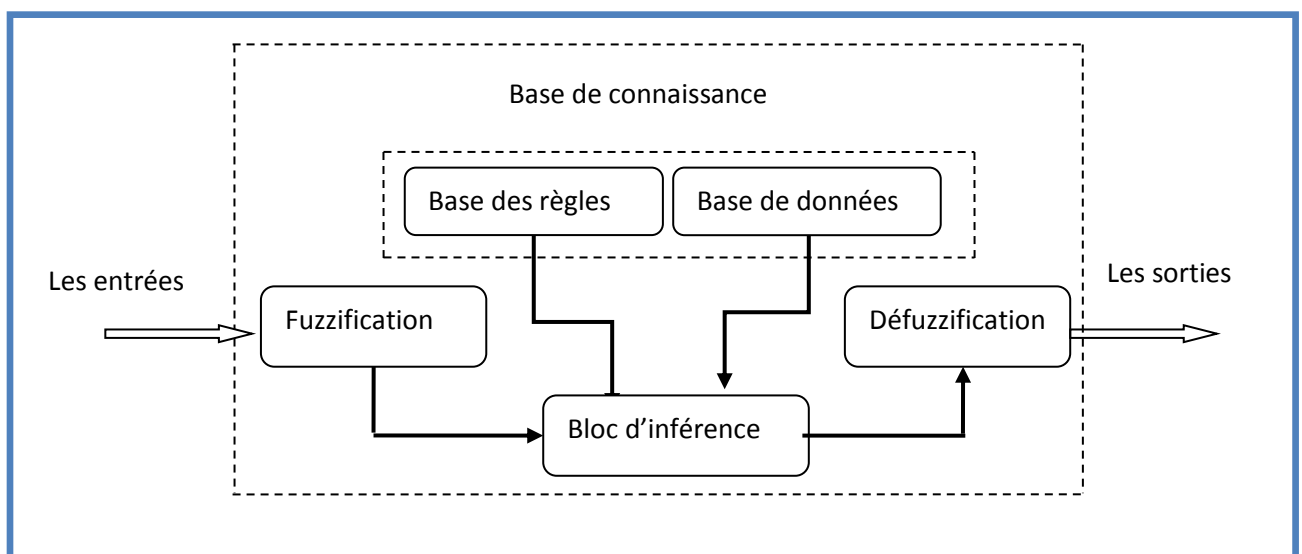


Figure (I.14) structure générale d'un système flou

I.6.1.4 Les méthodes de reconnaissance des formes

Parmi toutes les approches du diagnostic, la reconnaissance des formes est une technique de définition d'algorithmes permettant de classer des objets dont l'aspect a varié par rapport à un objet type. Il s'agit de définir à quelle forme type une forme observée ressemble le plus.

Dans ce cas, la forme est définie par un ensemble de 'd' paramètres appelés caractères qui sont les composants du vecteur forme \mathbf{x} ; les prototypes sont les points représentatifs du vecteur forme dans l'espace à 'd' dimensions;

Dans un problème de reconnaissance des formes on suppose généralement que les formes x à classer appartiennent à M catégories bien déterminées appelées classes et notées w_1, w_2, \dots, w_m .

Compte tenu du bruit de mesure les vecteurs appartenant à une classe donnée w_i forment une zone particulière dans l'espace de dimension d .

Le problème de la reconnaissance des formes consiste à déterminer les formes séparant les M classes dans le but de pouvoir ultérieurement classer une nouvelle forme x lors de l'opération de classification ou de discrimination.

La procédure de diagnostic basée sur les techniques de reconnaissance des formes met en œuvre quatre étapes principales qui sont résumées sur la figure (I.15)

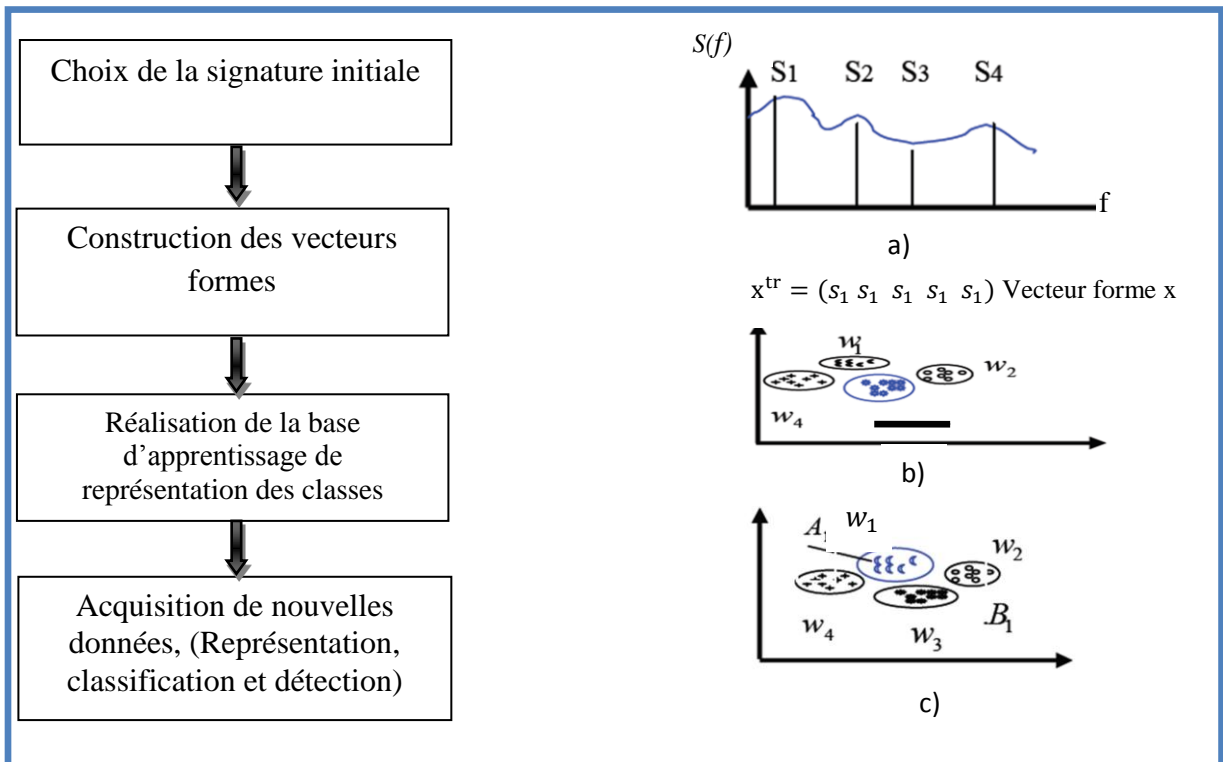


Figure (I.15) Procédure de diagnostic basée sur la technique de la reconnaissance des formes

I.6.1.5 Diagnostic basé sur le traitement des signaux

Le principe des méthodes d'analyse des signaux repose sur l'existence de caractéristiques propres au fonctionnement sain ou défaillant du procédé. L'apparition d'un défaut étant à l'origine de nombreux phénomènes tels que le bruit, l'échauffement et les vibrations. Ces symptômes sont la manifestation apparente d'une modification des caractéristiques temporelles et fréquentielles des grandeurs électriques et mécaniques. Les grandeurs accessibles et mesurables d'une machine asynchrone pouvant être utilisées pour le diagnostic sont :

- Les courants absorbés ;
- Le flux de dispersion ;
- La vitesse rotorique.

Les outils de traitement du signal font appel à des méthodes statistiques (changement de moyenne, rupture de modèle, analyse spectrale, analyse temps-fréquence, ondelettes). Parmi ces signaux, il semblerait que l'analyse du spectre du courant statorique soit la plus révélatrice et la plus fiable pour le diagnostic. La surveillance par l'analyse du flux dans l'entrefer n'est pas attractive car elle nécessite une intervention sur le moteur lui-même pour être fiable. Cela ne peut se faire aisément dans le milieu industriel. En effet, il faudrait doter ces actionneurs de capteurs in situ. Une autre possibilité instrumentée. Un autre moyen consiste à traiter des signaux issus de flux de fuites. Ils contiennent les informations relatives au fonctionnement. Hélas, il a été montré que ceux-ci sont fortement dépendants de la charge. Donc, un diagnostic fiable sera très difficile à faire, surtout dans un milieu industriel [4].

I.6.2 Méthodes internes

Les méthodes internes dépendent de la connaissance obtenue à partir de modèles mathématiques du système. Cette famille de méthodes est principalement dérivée des techniques utilisées par les automaticiens. A partir des techniques d'identification de paramètres, il devient possible de mettre en œuvre la méthode du problème inverse. Le diagnostic de défaillance est possible en suivant en temps réel l'évolution des paramètres physiques ou bien en utilisant l'inversion de modèles de type "boite noire" [8].

I.6.2.1 La redondance analytique et matérielle

La redondance analytique se base sur la connaissance d'un modèle mathématique du système à surveiller, ce modèle placé dans les mêmes conditions que le système est calculé en temps réel, fournit les relations de redondances nécessaires à la comparaison du procédé avec le modèle .

D'un côté, il existe une méthode par la redondance matérielle qui consiste à doubler ou à tripler l'équipement et plusieurs actionneurs plusieurs capteurs et plusieurs systèmes de commande [8].

Le diagnostic utilisant la redondance physique se limite à la surveillance des éléments redondants (capteur, actionneurs, ...) présents sur une installation. A l'aide de cette unique technique, il ne sera pas possible de détecter des pannes survenant sur des éléments non redondants [24].

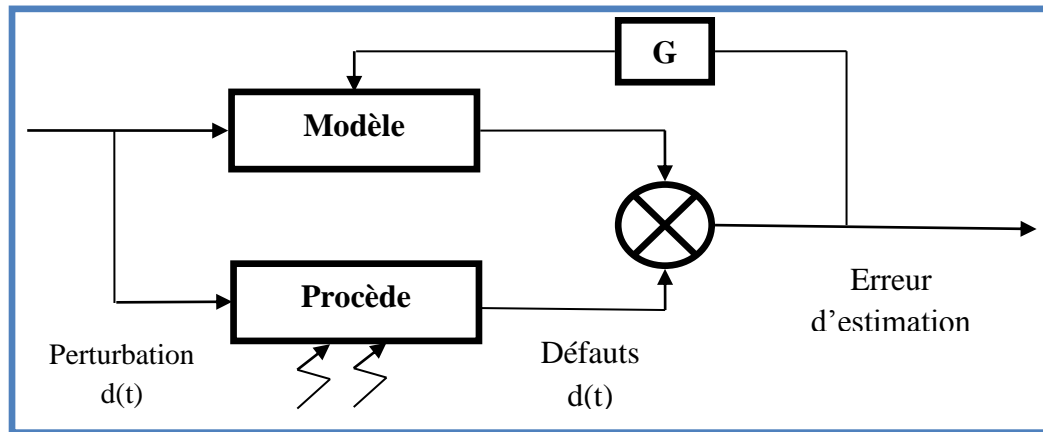


Figure (I.16) Principe de fonctionnement de la méthode de redondance analytique

I.6.2.2 La méthode à base du modèle

La méthode du diagnostic basée sur le modèle consiste à comparer les grandeurs déduites d'un modèle représentatif du fonctionnement des différentes entités du processus avec les mesures directement observées sur le processus industriel. La figure (I.17) représente le fonctionnement d'un système de détection de défaillances utilisant l'approche basée sur le modèle [4].

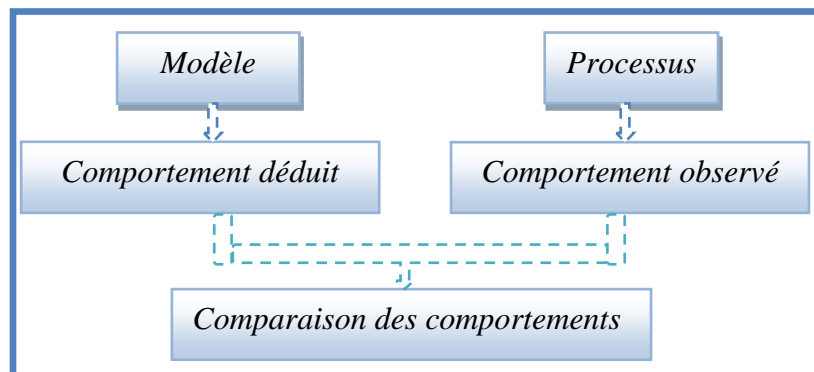


Figure (I.17) Principe de fonctionnement de la méthode à base du modèle

I.6.2.2.1 Méthode basée sur l'espace de parité

L'idée de base de cette méthode est de vérifier la cohérence entre les relations mathématiques du système et les mesures (relations redondance analytique). On suppose

qu'une mesure puisse s'exprimer en fonction des autres par une relation connue. La différence entre la mesure et sa valeur calculée à l'aide du modèle est appelée résidu. Alors si le résidu est nul, les mesures sont cohérentes par rapport au modèle, donc le système est déclaré sans défaut. Et dans le cas où le résidu est non nul, indique l'apparition d'un écart, qui veut dire un défaut. Donc la méthode par espace de parité suppose la connaissance d'un modèle mathématique du système.

La redondance est une notion essentielle des techniques de diagnostic. Le terme redondance est utilisé ici pour traduire la possibilité de connaître la valeur d'une variable de différentes manières. On distingue deux types de redondances, la redondance statique et la redondance dynamique.

I.6.2.2 Méthodes d'estimation paramétrique

La détection et localisation des défauts peuvent être effectuées par l'utilisation des techniques d'identification, si la structure du modèle est connue. L'idée de base consiste à estimer les paramètres du système en temps réel et de les comparer à leurs analogues en état normal. On distingue deux approches [2]:

- Méthodes de l'erreur d'équation.
- Méthodes de l'erreur de sortie.

Pour la détection de défauts par la méthode d'estimation paramétrique, on procède par les étapes suivantes :

1. Modélisation mathématique du procédé.
2. Description des relations entre les constantes physiques supposées connues et les paramètres du modèle.
3. Estimation des paramètres du modèle à partir des entrées et sorties du système en absence de défauts.
4. Estimation des paramètres du système en présence de défauts.
5. Le vecteur de résidus est obtenu en faisant la différence entre les grandeurs estimées et les valeurs nominales.

L'apparition d'un défaut au sein du système entraîne une modification de ses caractéristiques physiques d'où résulte une évolution significative des paramètres par rapport à leur valeur nominale autrement dit tout écart notable des paramètres par rapport aux valeurs nominales est révélateur d'un défaut. Le schéma suivant (Figure I.18) représente le principe de la généralisation de résidu à partir d'une estimation paramétrique en temps réel des paramètres du système.

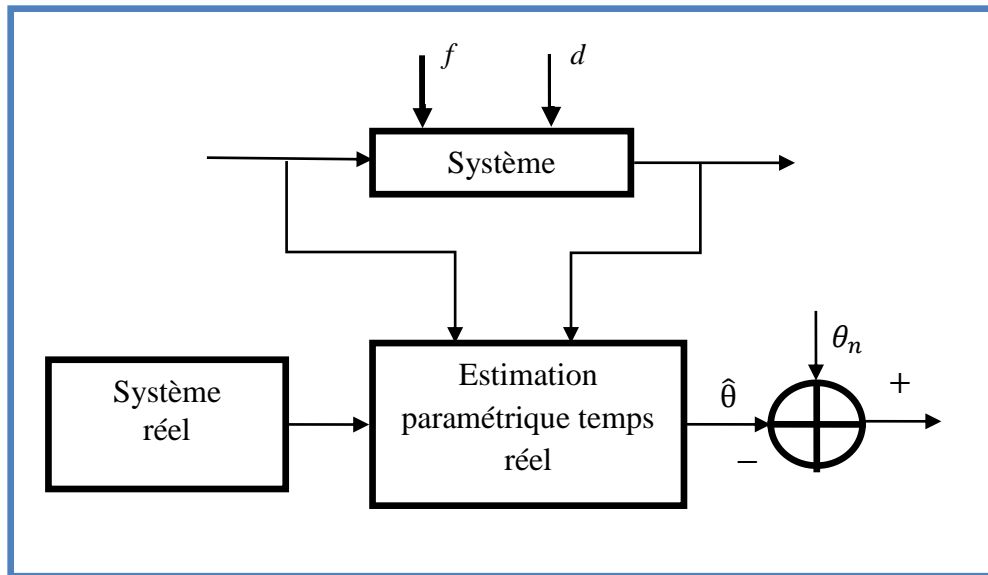


Figure (I.18) Génération de résidus par estimation paramétrique [2].

Où $\hat{\theta}$ représente le vecteur des paramètres issu de l'identification en temps réel et θ_n les valeurs nominales correspondante

L'exemple de [9] et [4] identifie les paramètres du circuit équivalent de la machine asynchrone en présence de différents types de défauts. Ses résultats montrent que:

- Lors de rupture de barres au rotor, la résistance rotorique augmente et les autres paramètres, c'est à dire la résistance statorique et les inductances de fuite statorique et rotorique, diminuent.
- Lors d'un court-circuit entre spires du bobinage statorique, la résistance statorique augmente et les autres paramètres diminuent

Le tableau ci- dessous présente les variations des paramètres du modèle de la machine asynchrone suivant les défauts. Tous les paramètres changent dans le cas d'un défaut.

Types de défauts	Paramètre du modèle du Park				Paramètre du modèle triphasé							
	R_r	R_s	L_r	L_{fs}	R_{sa}	R_{sb}	R_{sc}	R_{fsa}	R_{fsb}	R_{fsc}	R_r	L_r
Barres et portions d'anneaux de courts-circuits cassés	↗	↘	↘	↘								
Court-circuit statorique entre spires	↘	↗	↘	↘	$R_{sa} R_{fsa}$				↘			
					$R_{sb} R_{sc} R_{fsb} R_{fsc}$		↗					

Figure (I.19) Variation des paramètres suivant les défauts

I.6.2.2.3 Le diagnostic à base d'observateurs

Les méthodes d'observateurs sont basées sur le principe de génération de résidus en comparant les grandeurs disponibles du système réel aux grandeurs estimées (issues de l'observateur). Cette technique se doit de donner une importance grandissante car elle donne lieu à la conception de générateur de résidus flexible.

La génération de résidus à l'aide d'une estimation d'état consiste à reconstruire l'état ou, plus généralement, la sortie du processus à l'aide d'observateur et à utiliser l'erreur d'estimation comme résidu. Cette méthode s'est beaucoup développée car elle donne lieu à la conception de générateurs de résidus flexibles.

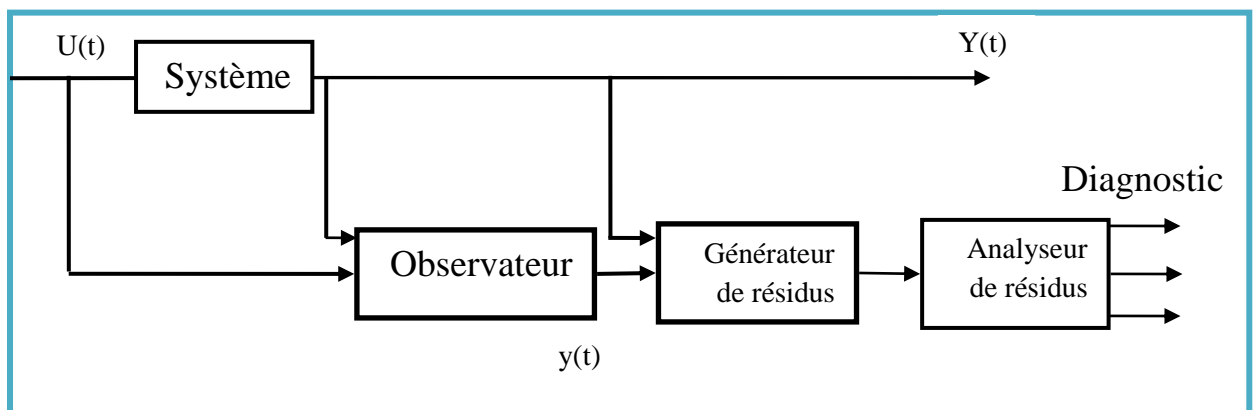


Figure (I.20) Schéma fonctionnel d'un observateur générateur de résidus.

➤ Techniques des résidus

Un test sur les résidus permet de détecter une défaillance éventuelle. Les résidus sont des signaux générés à partir d'un modèle proche du système à surveiller. Ce modèle est de manière générale, constitué d'un ensemble de relations de contraintes dynamiques liant deux types de variables : des variables inconnues (variables internes, perturbations, entrées inconnues,...) et des variables connues (consignes, variables mesurées). Les résidus sont théoriquement nuls en fonctionnement normal et différents de zéro lorsqu'une défaillance survient.

Un résidu structuré est caractérisé par la propriété suivante : le résidu répond seulement à un sous-ensemble de défauts spécifique, et pour chaque défaut seul un sous-ensemble spécifique de résidus répond.

I.7 Conclusion

Nous avons rappelé dans ce chapitre quelques définitions concernant le diagnostic de défauts, tels que les défauts qui peuvent affecter la machine asynchrone, leurs causes et leurs effets. Ainsi que les différentes méthodes utilisées au diagnostic, comme nous avons mentionné précédemment notre travail sera consacré à l'étude et à la détection des cassures de barres dans la cage rotorique d'un moteur asynchrone. Pour cela, il faut disposer d'un bon modèle mathématique, décrivant le comportement de la machine dans l'état sain et avec défaut. Par ailleurs, le chapitre suivant sera consacré à la modélisation du comportement de la machine asynchrone vis-à-vis aux défauts et dans le cas du fonctionnement normal.

CHAPITRE II :

MODELISATION DE

LA MACHINE ASYNCHRONE

II.1 Introduction

La machine asynchrone est constituée par deux circuits couplés électromagnétiquement. Elle est représentée par un schéma équivalent vu du stator, analogue à celui d'un Transformateur [1]. La machine asynchrone, de par sa simplicité de fabrication et d'entretien, a la faveur des industriels depuis son invention par N. Tesla à la fin du 19^{ème} siècle quand il découvrit les champs magnétiques tournants engendrés par un système de courants polyphasés

Actuellement, la modélisation et la simulation des machines électriques constituent une étape primordiale pour la mise au point d'une procédure de diagnostic permettant d'assurer une bonne sûreté de fonctionnement. L'étude du comportement dynamique et statique de la machine asynchrone exige une bonne modélisation mathématique décrivant de façon adéquate son comportement. Ce chapitre sera consacré à la modélisation du moteur asynchrone triphasé afin de passer à l'étude des observateurs et estimateurs. Cette modélisation repose sur le concept de Park.

Les équations de Park sont désormais célèbres pour l'élaboration du modèle de connaissance traduisant le comportement dynamique des modes électriques et électromagnétiques de la machine asynchrone. Ce modèle décrit par un système algébrique différentiel non linéaire admet plusieurs types de représentation, ces types dépendent directement des objectifs.

Tout type de modélisation ne peut se faire sans effectuer quelques hypothèses qui font l'objet de la suite de cette partie. Nous développerons ensuite les équations des circuits électriques statoriques et rotoriques pour permettre la résolution numérique du modèle proposé.

II.2 Hypothèses simplificatrices

Les phénomènes physiques inhérents au fonctionnement du système peuvent être partiellement ou totalement pris en compte dans un modèle. Ils découlent plusieurs niveaux de modélisation liés aux hypothèses simplificatrices associées.

Plus le nombre d'hypothèses est grand, plus simple sera le système. Cela permet une étude et une exploitation plus aisées. Ces simplifications proviennent des propriétés des machines à courant alternatifs.

Pour cette raison, on adopte les hypothèses suivantes [6]:

- entrefer constant
- effet des encoches négligé,
- distribution spatiale sinusoïdale des forces magnétomotrices d'entrefer,

- circuit magnétique non saturé et à perméabilité constante,
- pertes ferromagnétiques négligeables,
- l'influence de l'effet de peau et de l'échauffement sur les caractéristiques n'est pas prise en compte.

Parmi les conséquences importantes de ces hypothèses, on peut citer

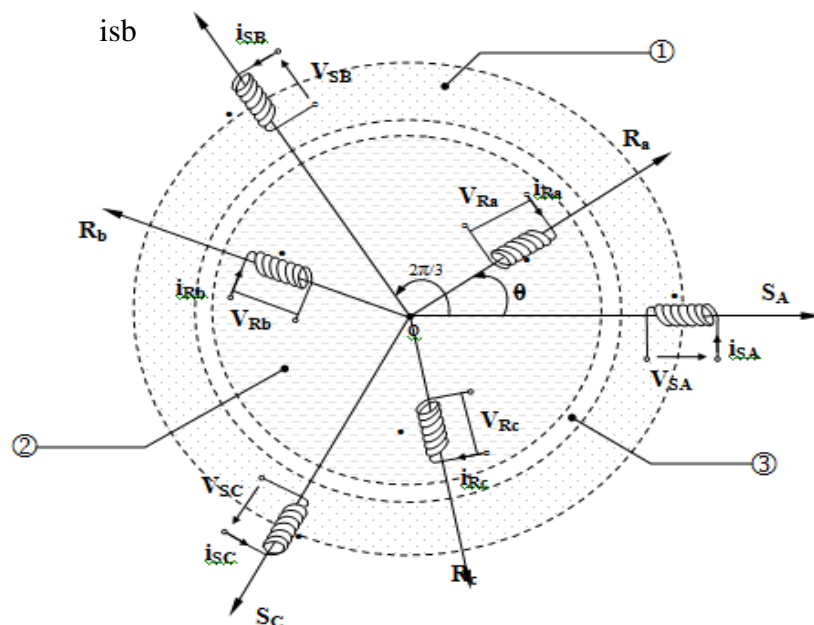
- l'additivité des flux,
- la constance des inductances propres,
- la loi de variation sinusoïdale des inductances mutuelles entre les enroulements statoriques et rotoriques en fonction de l'angle électrique de leurs axes magnétiques.

La figure (II.1) représente la distribution spatiale des enroulements statoriques et rotoriques d'une telle machine asynchrone.

II.3 Mise en équations de la machine asynchrone

Le comportement de la machine asynchrone est entièrement défini par trois types d'équations à savoir:

- Les équations électriques.
- Les équations magnétiques.
- Les équations mécaniques.



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

Figure (II.2) Représentation spatiale des enroulements de la machine asynchrone

Par application de la loi de Faraday à l'un des six enroulements statoriques et rotoriques de la machine, la loi des mailles s'exprime par la relation :

$$V = RI + \frac{d\varphi}{dt} \quad (\text{II.1})$$

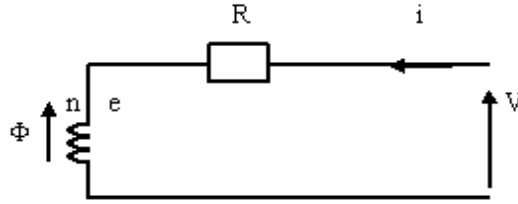


Figure (II.2) Modèle d'une phase avec force électromagnétique

II.3.1 Equations électriques de la machine asynchrone

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

$$\begin{bmatrix} V_{sa} \\ V_{sb} \\ V_{sc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{sa} \\ I_{sb} \\ I_{sc} \end{bmatrix} + d/dt \begin{bmatrix} \varphi_{sa} \\ \varphi_{sb} \\ \varphi_{sc} \end{bmatrix} \quad (\text{II.2})$$

Ou :

$$[V_{sabc}] = [R][I_{sabc}] + d/dt [\varphi_{sabc}] \quad (\text{II.3})$$

Et rotoriques :

$$\begin{bmatrix} V_{ra} \\ V_{rb} \\ V_{rc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{ra} \\ I_{rb} \\ I_{rc} \end{bmatrix} + d/dt \begin{bmatrix} \varphi_{ra} \\ \varphi_{rb} \\ \varphi_{rc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (\text{II.4})$$

Ou :

$$[V_{rabc}] = [R][I_{rabc}] + d/dt [\varphi_{rabc}] \quad (\text{II.5})$$

Le rotor étant en court-circuit ses tensions sont nulles.

Nous pouvons à présent écrire le système matriciel électrique suivant dans le repère a, b, c

$$\begin{bmatrix} V_{sa} \\ V_{sb} \\ V_{sc} \\ V_{ra} \\ V_{rb} \\ V_{rc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_s & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & R_r & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{sa} \\ I_{sb} \\ I_{sc} \\ I_{ra} \\ I_{rb} \\ I_{rc} \end{bmatrix} + d/dt \begin{bmatrix} \varphi_{sa} \\ \varphi_{sb} \\ \varphi_{sc} \\ \varphi_{ra} \\ \varphi_{rb} \\ \varphi_{rc} \end{bmatrix} \quad (\text{II.6})$$

$$\begin{cases} V_{sabc} = R_s I_{sabc} + \frac{d\varphi_{sabc}}{dt} \\ V_{rabc} = R_r I_{rabc} + \frac{d\varphi_{rabc}}{dt} \end{cases}$$

II.3.2 Equations magnétiques

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

Exemple de la phase statorique :

$$\varphi_{as} = L_s I_{sa} + M_S I_{sb} + M_S I_{sc} + M_1 I_{ra} + M_3 I_{rb} + M_2 I_{rc}$$

Maintenant, nous devons exprimer les grandeurs magnétiques au stator et au rotor, toujours dans le repère a, b, c :

$$\begin{cases} \varphi_{sa} = L_s I_{sa} + M_S I_{sb} + M_S I_{sc} + M_1 I_{ra} + M_3 I_{rb} + M_2 I_{rc} \\ \varphi_{sb} = L_s I_{sb} + M_S I_{sa} + M_S I_{sc} + M_2 I_{ra} + M_1 I_{rb} + M_3 I_{rc} \\ \varphi_{sc} = L_s I_{sc} + M_S I_{sa} + M_S I_{sb} + M_3 I_{ra} + M_2 I_{rb} + M_1 I_{rc} \\ \varphi_{ra} = L_r I_{ra} + M_r I_{rb} + M_r I_{rc} + M_1 I_{sa} + M_2 I_{sb} + M_3 I_{sc} \\ \varphi_{rb} = L_r I_{rb} + M_r I_{ra} + M_r I_{rc} + M_3 I_{sa} + M_1 I_{sb} + M_2 I_{sc} \\ \varphi_{rc} = L_r I_{rc} + M_r I_{ra} + M_r I_{rb} + M_2 I_{sa} + M_3 I_{sb} + M_1 I_{sc} \end{cases}$$

$$\begin{bmatrix} \varphi_{sa} \\ \varphi_{sb} \\ \varphi_{sc} \\ \varphi_{ra} \\ \varphi_{rb} \\ \varphi_{rc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_s & M_S & M_S & M_1 & M_3 & M_2 \\ M_S & L_s & M_S & M_2 & M_1 & M_3 \\ M_S & M_S & L_s & M_3 & M_2 & M_1 \\ M_1 & M_2 & M_3 & L_r & M_r & M_r \\ M_3 & M_1 & M_2 & M_r & L_r & M_r \\ M_2 & M_3 & M_1 & M_r & M_r & L_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{sa} \\ I_{sb} \\ I_{sc} \\ I_{ra} \\ I_{rb} \\ I_{rc} \end{bmatrix} \quad (\text{II.7})$$

Les coefficients instantanés de mutuelle inductance entre le rotor et le stator s'expriment en fonction de M_{sr} et de θ :

$$\begin{cases} M_1 = M_{sr} \cos(\theta) \\ M_2 = M_{sr} \cos(\theta - 2\pi/3) \\ M_3 = M_{sr} \cos(\theta + 2\pi/3) \end{cases} \quad (\text{II.8})$$

La matrice des flux réels fait apparaître quatre sous-matrices d'inductances :

$$\begin{bmatrix} \varphi_{sabc} \\ \varphi_{rabc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [L_{ss}] & [M_{sr}] \\ [M_{rs}] & [L_{rr}] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{sabc} \\ I_{rabc} \end{bmatrix} \quad (\text{II.9})$$

Avec :

$$[L_{ss}] = \begin{bmatrix} L_s & M_S & M_S \\ M_S & L_s & M_S \\ M_S & M_S & L_s \end{bmatrix} \quad [L_{rr}] = \begin{bmatrix} L_r & M_r & M_r \\ M_r & L_r & M_r \\ M_r & M_r & L_r \end{bmatrix} \quad (\text{II.10})$$

Où :

- L_s : est l'inductance propre d'une phase statorique.
- L_r : est l'inductance propre d'une phase rotorique.
- M_s : est l'inductance mutuelle entre deux phases statoriques.
- M_r : est l'inductance mutuelle entre deux phases rotoriques.

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

$$[M_{sr}] = [M_{rs}]^t = M_{sr} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta + 2\pi/3) & \cos(\theta - 2\pi/3) \\ \cos(\theta - 2\pi/3) & \cos(\theta) & \cos(\theta + 2\pi/3) \\ \cos(\theta + 2\pi/3) & \cos(\theta - 2\pi/3) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (\text{II.11})$$

Finalelement :

$$[V_{sabc}] = [R_s][I_{sabc}] + d/dt \{ [L_s][I_{sabc}] + [M_{sr}][I_{rabc}] \} \quad (\text{II.12})$$

$$[V_{rabc}] = [R_r][I_{rabc}] + d/dt \{ [L_r][I_{rabc}] + [M_{sr}]^t[I_{sabc}] \} \quad (\text{II.13})$$

M_{sr} : est le maximum de l'inductance mutuelle entre une phase statorique et une phase rotorique.

II.4 Modélisation de Park de la machine asynchrone

II.4.1 Principe de la transformation de Park

La transformation directe de Park est définie par la matrice [P]. Aux vecteurs originaux $[V_{abc}]$, $[I_{abc}]$ et $[\varphi_{abc}]$, la transformation de Park fait correspondre les vecteurs $[v_{dq0}]$, $[i_{dq0}]$ et $[\varphi_{dq0}]$. La transformation de Park est appliquée de manière identique au vecteur de tensions, de courants, et de flux $[x_{dq0}] = [x_0 \ x_d \ x_q]^t$. Le vecteur x_0 représente la composante homopolaire, normale au plan formé par les vecteurs x_a , x_b et x_c . Les vecteurs x_d et x_q représentent les vecteurs diphasés qui correspondent aux vecteurs x_a , x_b et x_c . La condition de cette transformation est la création d'un champ électromagnétique tournant avec des forces magnétomotrices égales [6].

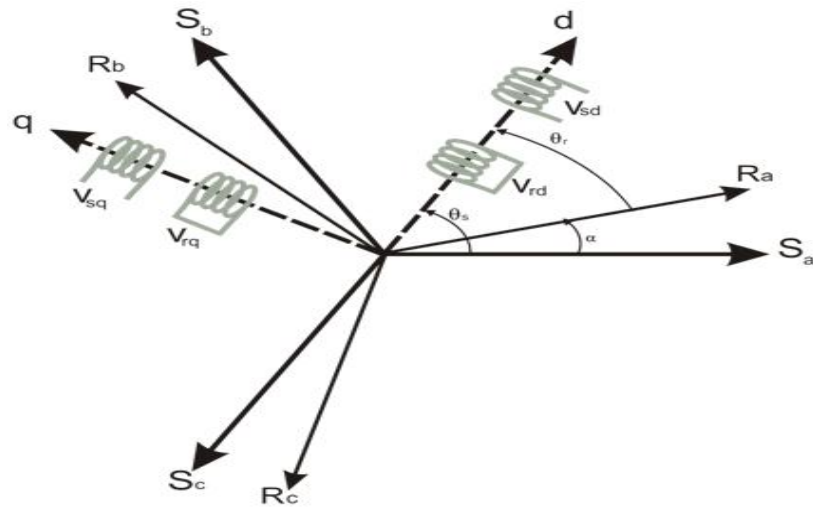


Figure (II.3) : Représentation du passage d'un système triphasé à celui biphasé.

La transformation de Park est définie par :

$$[x_{abc}] = [P]^{-1}[x_{dq0}] \quad (\text{II.14})$$

$$[x_{dq0}] = [P][x_{abc}] \quad (\text{II.15})$$

Où $[P]$ et $[P]^{-1}$ sont les matrices de passage direct et inverse, elles sont données par :

$$[P] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\psi) & \cos(\psi - 2\pi/3) & \cos(\psi + 2\pi/3) \\ -\sin(\psi) & -\sin(\psi - 2\pi/3) & -\sin(\psi + 2\pi/3) \\ 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \end{bmatrix} \quad (\text{II.16})$$

$$[P]^{-1} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\psi) & -\sin(\psi) & 1/\sqrt{2} \\ \cos(\psi - 2\pi/3) & -\sin(\psi - 2\pi/3) & 1/\sqrt{2} \\ \cos(\psi + 2\pi/3) & -\sin(\psi + 2\pi/3) & 1/\sqrt{2} \end{bmatrix} \quad (\text{II.17})$$

Avec $(\psi = \theta_s)$ pour le stator, ou $(\psi = \theta_r)$ pour le rotor.

La valeur $\sqrt{2/3}$ pour une conservation de puissance.

On remarque sur la figure (II.3) que θ_s et θ_r sont naturellement liés à " α " par la relation rigide :

$$(\theta_s - \theta_r) = \alpha \quad (\text{II.18})$$

On déduit par dérivation :

$$(\omega_s - \omega_r) = \frac{d\alpha}{dt} = \omega = p\Omega \quad (\text{II.19})$$

Où:

- ✓ ω_s : pulsation statorique ;
- ✓ ω_r : pulsation rotorique.

II.4.2 Equations de la machine asynchrone exprimées dans le repère d-q

Les équations de Park statoriques et rotoriques s'écrivent :

$$\begin{cases} V_{sd} = R_s I_{sd} + \left(\frac{d\varphi_{sd}}{dt}\right) - \left(\frac{d\theta_s}{dt}\right) \varphi_{sq} \\ V_{sq} = R_s I_{sq} + \left(\frac{d\varphi_{sq}}{dt}\right) + \left(\frac{d\theta_s}{dt}\right) \varphi_{sd} \\ V_{dr} = R_r I_{dr} + \left(\frac{d\varphi_{rd}}{dt}\right) - \left(\frac{d\theta_r}{dt}\right) \varphi_{rq} = 0 \\ V_{qr} = R_r I_{qr} + \left(\frac{d\varphi_{rq}}{dt}\right) + \left(\frac{d\theta_r}{dt}\right) \varphi_{rd} = 0 \end{cases} \quad (\text{II.20})$$

Avec :

$$\begin{cases} \omega_s = d\theta_s/dt \\ \omega_r = d\theta_r/dt \end{cases} \quad (\text{II.21})$$

- Equations magnétiques

$$\begin{cases} \varphi_{sd} = L_{ss} I_{sd} + M I_{rd} \\ \varphi_{sq} = L_{ss} I_{sq} + M I_{rd} \\ \varphi_{rd} = L_{rr} I_{rd} + M I_{sd} \\ \varphi_{rq} = L_{rr} I_{rq} + M I_{sq} \end{cases} \quad (\text{II.22})$$

L_{ss}, L_{rr} : représentent respectivement les matrices d'inductances statorique et rotorique

- Expression du couple électromagnétique

Le couple électromagnétique peut être calculé à partir du bilan de puissance de la machine. La puissance instantanée fournie aux enroulements statoriques en fonction des grandeurs électriques dans l'axe (d, q) est donnée par l'expression suivante :

$$P_e = V_{sd} i_{sd} + V_{sq} i_{sq} + V_{rd} i_{rd} + V_{rq} i_{rq} \quad (\text{II.23})$$

Elle se décompose en trois termes :

1. Puissance dissipée en pertes joules

$$R_r (I_{sd}^2 + I_{sq}^2) + R_r (I_{rd}^2 + I_{rq}^2) \quad (\text{II.24})$$

2. Puissance représentant les charges d'énergie électromagnétique avec la source

$$I_{sd} \left(\frac{d\varphi_{sd}}{dt}\right) + I_{sq} \left(\frac{d\varphi_{sq}}{dt}\right) + I_{rd} \left(\frac{d\varphi_{rd}}{dt}\right) + I_{rq} \left(\frac{d\varphi_{rq}}{dt}\right) \quad (\text{II.25})$$

3. Puissance mécanique

$$P_m = (\varphi_{sd} I_{sq} - \varphi_{sq} I_{sd}) \omega_s + (\varphi_{rd} I_{rq} - \varphi_{rq} I_{rd}) \omega_r \quad (\text{II.26})$$

Et d'autre part l'expression du couple électromagnétique est donnée par [5]:

$$C_{em} = \frac{P_m}{\Omega} \quad (\text{II.27})$$

$$C_{em} = J \frac{d\omega}{dt} + C_r + f_r \omega \quad (\text{II.28})$$

$$C_{em} = p \frac{M}{L_r} (\varphi_{rd} I_{sq} - \varphi_{rq} I_{sd}) \quad (\text{II.29})$$

Avec :

- J : moment d'inertie du rotor,
- Ω : vitesse angulaire mécanique du rotor,
- f_r : coefficient de frottement visqueux,
- C_{em} : couple électromagnétique délivré par le moteur,
- C_r : couple résistant, ou de charge,

II.5 Choix du référentiel

Il y a trois transformations de référentiel qui sont couramment employées dans la simulation des machines électriques. Dans chaque cas il s'agit d'assigner une vitesse particulière au référentiel pour obtenir une transformation donnée. Ces transformations se font dans les référentiels suivants :

- référentiel fixé au stator ou stationnaire :

$$\frac{d\theta_s}{dt} = 0, \quad \frac{d\theta_r}{dt} = -\omega \quad (\text{II.30})$$

La transformation dans le référentiel (d, q) fixé au stator ou stationnaire porte aussi le nom de transformation de Clarke ou transformation (α, β) . Ce référentiel étant fixe, la vitesse est nulle. Comme la vitesse est nulle, l'angle du référentiel demeurera constant et sa valeur est arbitraire. Nous avons choisi de travailler avec un angle nul.

- référentiel fixé au rotor :

$$\frac{d\theta_s}{dt} = \omega, \quad \frac{d\theta_r}{dt} = 0 \quad (\text{II.31})$$

Ce référentiel est immobile par rapport au rotor, utilisé pour l'étude des régimes transitoires dans les machines asynchrones et synchrones.

- référentiel lié au champ tournant :

$$\frac{d\theta_s}{dt} = \omega_s, \quad \frac{d\theta_r}{dt} = \omega_s - \omega = \omega_r \quad (\text{II.32})$$

Ce référentiel tourne à la vitesse du champ tournant du stator.

Le choix de transformation de référentiel est essentiellement dicté par les variables de phase que nous voulons observer ainsi que l'application.

Si les variables de phases au stator et au rotor ne nous intéressent pas, la machine peut être simulée dans le référentiel synchrone sans qu'aucune transformation ne soit nécessaire. Si l'on désire simuler cette machine dans des conditions équilibrées mais que cette fois, on désire observer les courants de phase statoriques, la transformation dans le référentiel stationnaire est celle qui requiert le moins de calculs. Si par contre on s'intéresse aux courants de phase rotoriques, la transformation dans le référentiel fixé au rotor sera la plus avantageuse.

II.5.1 Référentiel lié au champ tournant

Les équations de la machine asynchrone dans le repère (d, q) lié au champ tournant :

$$\begin{cases} V_{sd} = R_s I_{sd} + \left(\frac{d\varphi_{sd}}{dt}\right) - \omega_s \varphi_{sq} \\ V_{sq} = R_s I_{sq} + \left(\frac{d\varphi_{sq}}{dt}\right) + \omega_s \varphi_{sd} \\ V_{rd} = R_r I_{rd} + \left(\frac{d\varphi_{rd}}{dt}\right) - (\omega_s - \omega) \varphi_{rq} = 0 \\ V_{rq} = R_r I_{rq} + \left(\frac{d\varphi_{rq}}{dt}\right) + (\omega_s - \omega) \varphi_{rd} = 0 \end{cases} \quad (\text{II.33})$$

L'avantage d'utiliser ce référentiel, est d'avoir des grandeurs constantes en régime permanent. Il est alors plus aisé de faire la régulation

II.5.2 Référentiel lié au stator

Pour obtenir les équations de la machine asynchrone dans le référentiel (d, q) lié au stator, il suffit donc de substituer dans le système d'équations du référentiel (d, q) arbitraire (II.20) les valeurs (II.30), et en remplaçant « d » par « α » et « q » par « β ». Dans ces conditions, on obtient le système d'équations (II.34)

$$\begin{cases} V_{s\alpha} = R_s I_{s\alpha} + \left(\frac{d\varphi_{s\alpha}}{dt}\right) \\ V_{s\beta} = R_s I_{s\beta} + \left(\frac{d\varphi_{s\beta}}{dt}\right) \\ V_{r\alpha} = R_r I_{r\alpha} + \left(\frac{d\varphi_{r\alpha}}{dt}\right) + \omega \varphi_{r\beta} = 0 \\ V_{r\beta} = R_r I_{r\beta} + \left(\frac{d\varphi_{r\beta}}{dt}\right) - \omega \varphi_{r\alpha} = 0 \end{cases} \quad (\text{II.34})$$

C'est le repère le mieux adapté pour travailler avec les grandeurs instantanées, il possède des tensions et des courants réelles et peut être utilisé pour étudier les régimes de démarrage et de freinage des machines à courant alternatif

II.6 Modèle de la machine asynchrone sous forme d'état

Une caractéristique importante du modèle est la nature des variables d'état. Dans la plupart des modèles de machines électriques, les variables d'état sont généralement les courants circulant dans les divers enroulements de la machine ou les flux de ces mêmes enroulements. Le choix devrait être dicté par le système d'équations qui requiert le moins de calcul.

Pour une machine asynchrone alimentée en tension, les tensions statoriques « V_{as} » et « $V_{\beta s}$ » représentent les variables de commande, et nous considérons les courants statoriques ($I_{s\alpha}, I_{s\beta}$), les flux rotoriques ($\varphi_{r\alpha}, \varphi_{r\beta}$) et la pulsation mécanique " Ω " comme variables d'état, le couple résistant " C_r " étant comme perturbation.

On cherche à obtenir un système d'équation écrit sous forme :

$$\begin{cases} \dot{X} = AX + BU \\ Y = CX \end{cases} \quad (\text{II.35})$$

Avec :

- X : vecteur d'état,
- Y : vecteur de sortie,
- A : matrice d'évolution d'état du système,
- B : matrice de commande (d'entrée),
- U : vecteur du système de commande,
- C : matrice d'observation

Les équations d'état de la partie électrique de notre modèle s'obtiennent en substituant les flux de (II.22) dans les équations des tensions (II.34) puis en isolant les dérivées des courants et des flux. On obtient alors le système d'équations (II.36) suivant :

$$\begin{cases} \dot{I}_{s\alpha} = -\left(\frac{1}{\delta T_s} + \frac{M^2}{\delta L_s L_r T_r}\right) I_{s\alpha} + \frac{M}{\delta L_s L_r T_r} \varphi_{r\alpha} - \frac{M}{\delta L_s L_r} p\omega \varphi_{r\beta} + \mu V_{s\alpha} \\ \dot{I}_{s\beta} = -\left(\frac{1}{\delta T_s} + \frac{M^2}{\delta L_s L_r T_r}\right) I_{s\beta} + \frac{M}{\delta L_s L_r T_r} \varphi_{r\beta} - \frac{M}{\delta L_s L_r} p\omega \varphi_{r\alpha} + \mu V_{s\beta} \\ \dot{\varphi}_{r\alpha} = -\frac{1}{T_r} \varphi_{r\alpha} + \frac{M}{T_r} I_{s\alpha} - p\omega \varphi_{r\beta} \\ \dot{\varphi}_{r\beta} = -\frac{1}{T_r} \varphi_{r\beta} + \frac{M}{T_r} I_{s\beta} + p\omega \varphi_{r\alpha} \end{cases} \quad (\text{II.36})$$

Par identification :

$$A = \begin{bmatrix} -a_1 & 0 & a_2 & a_3 p \omega \\ 0 & -a_1 & a_3 p \omega & a_2 \\ a_4 & 0 & -a_5 & -p \omega \\ 0 & a_4 & p \omega & -a_5 \end{bmatrix} \quad (\text{II.37})$$

$$B = \begin{bmatrix} \mu & 0 \\ 0 & \mu \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$X = \begin{bmatrix} I_{s\alpha} \\ I_{s\beta} \\ \varphi_{r\alpha} \\ \varphi_{r\beta} \end{bmatrix} \quad U = \begin{bmatrix} V_{s\alpha} \\ V_{s\beta} \end{bmatrix} \quad (\text{II.38})$$

$$\text{Avec : } a_1 = \frac{1}{\delta T_s} + \frac{M^2}{L_s L_r T_r} \quad a_2 = \frac{M}{L_s L_r T_r} \quad a_3 = \frac{M}{L_s L_r} \quad a_4 = \frac{M}{T_r} \quad a_5 = \frac{1}{T_r}$$

- $\delta = 1 - \frac{M^2}{L_s L_r}$: Facteur de dispersion
- $T_r = \frac{L_r}{R_r}$: Constante du temps rotorique.
- $T_s = \frac{L_s}{R_s}$: Constante du temps statorique
- $\mu = \frac{1}{\delta L_s}$

Pour le référentielle lié au champ tournant (d – q), la matrice [A] devient:

$$A = \begin{bmatrix} -a_1 & \omega_s & a_2 & a_3 p \omega \\ -\omega_s & -a_1 & a_3 p \omega & a_2 \\ a_4 & 0 & -a_5 & p(\omega_s - \omega) \\ 0 & a_4 & -p(\omega_s - \omega) & -a_5 \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} \mu & 0 \\ 0 & \mu \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}; C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{II.39})$$

$$X = \begin{bmatrix} I_{sd} \\ I_{sq} \\ \varphi_{rd} \\ \varphi_{rq} \end{bmatrix} \quad U = \begin{bmatrix} V_{sd} \\ V_{sq} \end{bmatrix} \quad (\text{II.40})$$

Pour concevoir le modèle complet on doit ajouter l'équation mécanique dont l'expression du couple électromagnétique exprimé le référentiel (α, β) , et celle du mouvement sont donnée par :

$$\begin{cases} C_{em} = \frac{pM}{L_r} (\varphi_{r\alpha} I_{s\beta} - \varphi_{r\beta} I_{s\alpha}) \\ J \frac{d\omega}{dt} = C_{em} - C_r - f_r \omega \end{cases} \quad (\text{II.41})$$

II.7 Simulation du modèle de la machine asynchrone

Les paramètres de la MAS utilisée dans ce travail sont donnés en Annexe.

La simulation est réalisée peut le référentiel (α, β) . Pour un essai en charge nominale après un démarrage à vide.

Les tensions d'alimentation sont supposées parfaitement sinusoïdales d'amplitude égale et constante, elles peuvent être présentées comme suite :

$$\begin{cases} V_{sa} = \sqrt{2}V_s \sin(\omega_s t) \\ V_{sb} = \sqrt{2}V_s \sin(\omega_s t - 2\pi/3) \\ V_{sc} = \sqrt{2}V_s \sin(\omega_s t + 2\pi/3) \end{cases} \quad (\text{II.42})$$

Avec :

V_s : Valeur efficace de tension.

ω_s : Pulsation d'alimentation.

Machine à vide :

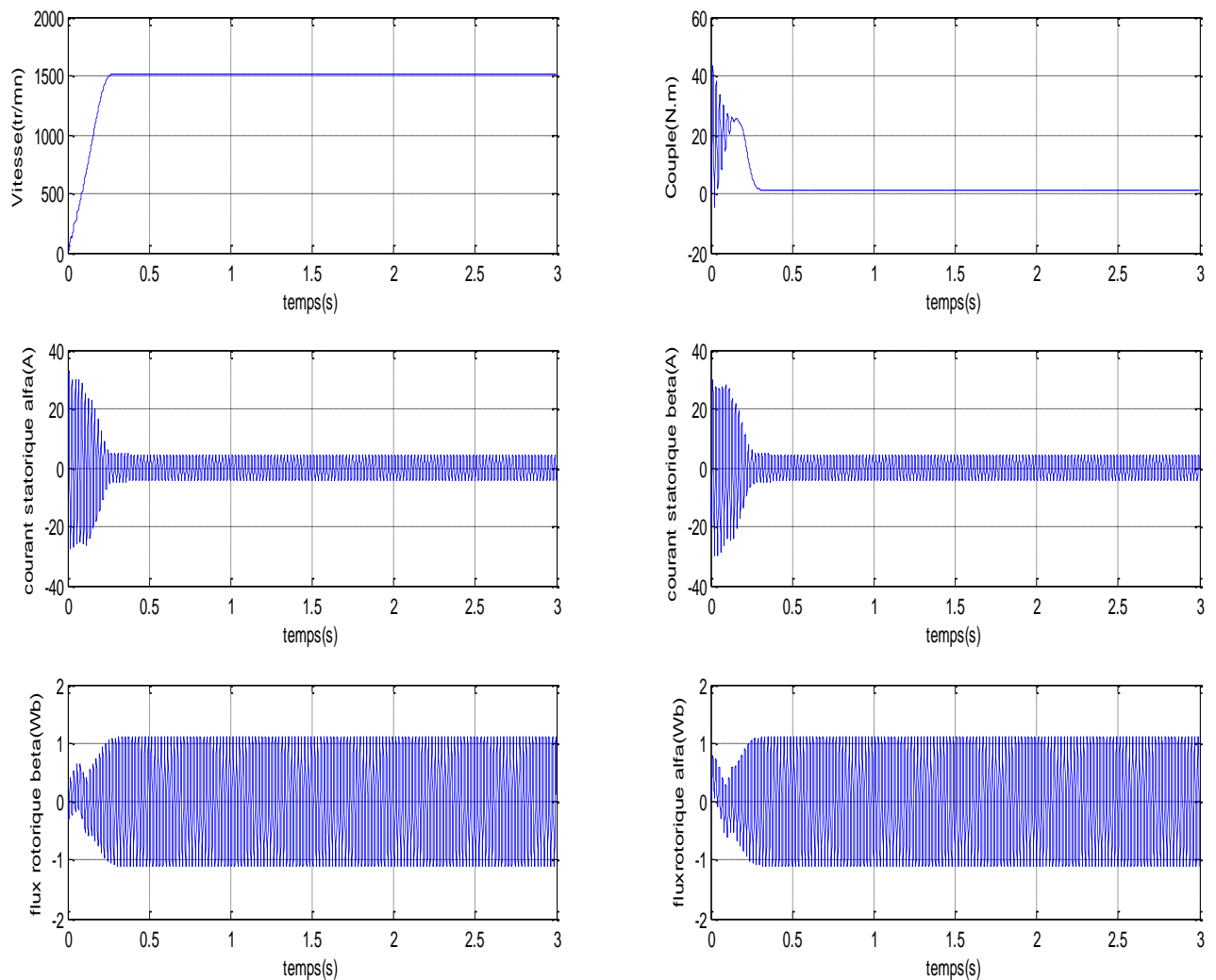


Figure (II.4) Simulation de la machine asynchrone à vide

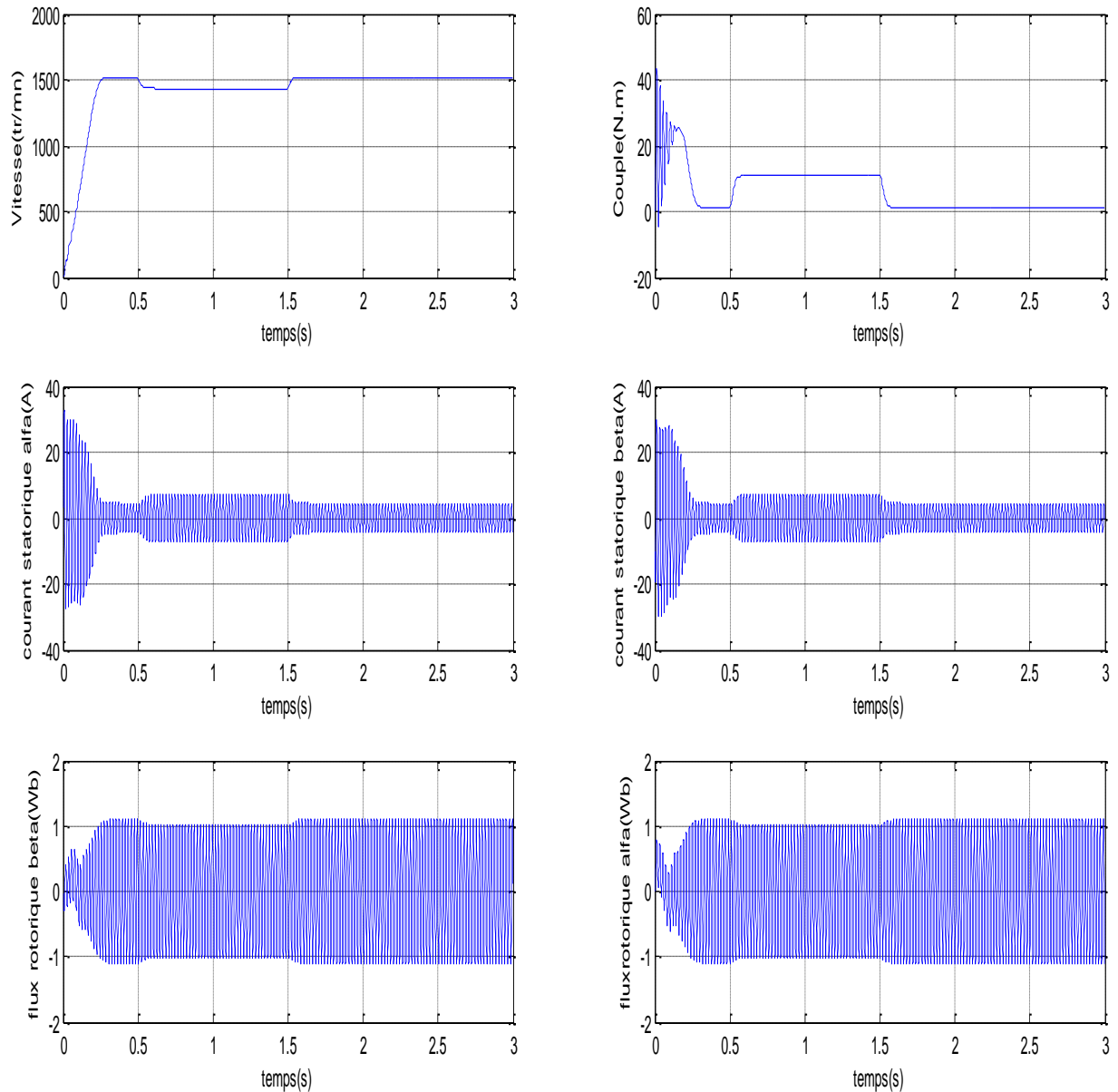
Machine en charge $C_r=10\text{ Nm}$:

Figure II.5 Simulation de la MAS à vide suivi d'application d'un couple de charge $C_r=10\text{N.m}$ à l'intervalle $[t=0.5\text{ s } 1.5\text{s}]$

II.8 Interprétation des résultats de simulation

Sur les figures (II.4) et (II.5) sont représentées les évolutions des courants statorique, flux rotorique et vitesse de rotation pour la machine asynchrone alimenté en tension.

La vitesse de rotation se stabilise à une vitesse de 1500 tr/min en 0.28s. A l'application du couple résistant de 10 N.m à $(0.5 < t < 1.5)$ la vitesse de rotation décroît du fait qu'elle est inversement proportionnelle à la charge, et la vitesse se stabilise à la valeur 1408tr/min inférieur à la vitesse du synchronisme.

En régime transitoire, les courants statorique oscillent entre -30A et 30A, pour atteindre 5 A en régime permanent et cela est dû au fait que la vitesse du rotor s'approche de celle du champ tournant (vitesse du synchronisme). Lors de l'application du couple résistant des ondulations sont apparues (les courants évoluent entre 7A et -7A).

Au démarrage, les flux rotorique oscillent autour de zéro et l'amplitude de ces oscillations augmente jusqu'à atteindre les valeurs max (1Wb) en régime permanent. Dès qu'on applique le couple de charge, les oscillations sont légèrement réduites.

II.9 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons pu établir un modèle mathématique de la machine asynchrone triphasée sous forme de représentation d'état dans deux repères qui sont le repère (d-q) et le repère (α - β) dont la complexité a été réduite en utilisant un certain nombre d'hypothèses simplificatrices. en passant du système réel triphasé au système diphasé linéaire dans le cadre de la transformation de Park. Ce dernier a été simulé et validé dans les deux référentiels ; celui lié au stator et celui lié au synchronisme, ceci étant pour une alimentation en tension.

Les résultats de cette première simulation du modèle de la machine asynchrone montrent bien le fort couplage existant entre les différentes variables (couple, flux) indiquant le caractère bien connu de la non linéarité spécialement lorsque une charge (perturbation) est appliquée à la machine.

A partir de ce chapitre on conclut que la modélisation et la simulation de la machine asynchrone à cage sont deux étapes essentielles pour la mise au point d'une procédure de diagnostic, elles permettent la compréhension du fonctionnement sain.

CHAPITRE III:

OBSERVATEURS DETERMINISTES

ET

STOCHASTIQUES

III.1 Introduction

Les observateurs sont généralement utilisés dans la synthèse des lois de commande des machines à induction. Ils sont sensés pour fonctionner dans le contexte d'un système sans défaut : ils sont donc choisis et calculés en fonction de critères de stabilité et de performance. Un défaut se traduisant par la rupture des hypothèses d'équilibre du modèle, il peut se révéler dans la rupture des grandeurs observées par rapport aux grandeurs mesurées. La comparaison de la sortie réelle avec la sortie observée peut donc fournir des informations exploitables pour la détection et la localisation des défauts. On utilise généralement les observateurs de Luenberger, Kalman et les observateurs à entrées inconnues ou les observateurs à grand gain...etc. [23].

Le diagnostic à base d'observateurs est une technique ayant fait l'objet de très nombreux développements. Celle-ci consiste, sur la base d'un modèle de bon fonctionnement d'un système, à effectuer une estimation d'état à partir de la connaissance des entrées et des sorties du système et à utiliser l'erreur d'estimation de la sortie comme résidu. En fonctionnement normal, ce résidu doit être sensiblement nul (aux erreurs de modélisation et aux erreurs de mesures près) et s'écarter significativement de zéro lors de l'occurrence d'un défaut (défauts de capteurs ou d'actionneurs) sur le système [16].

III.2 Les observateurs

Un observateur est un système auxiliaire qui permet d'estimer de façon dynamique l'état du système à partir des entrées et des sorties mesurées. Les entrées d'un observateur sont donc les entrées et les sorties du système originel et la sortie d'un observateur est l'état estimé

Dans la majorité des cas un observateur est utilisé dans un but de commande. Il peut aussi être utilisé dans le domaine de la détection et de l'isolation de défauts, ou encore pour filtrer des mesures bruitées.

III.2.1 Principe de fonctionnement de l'observateur

La structure de l'observateur est celle indiquée sur la figure (Figure III.1). Elle fait intervenir tout d'abord un estimateur fonctionnant en boucle ouverte qui est caractérisé par la même dynamique que celle du système. La structure fonctionnant en boucle fermée obtenue par l'introduction d'une matrice de gains K permet d'imposer la dynamique propre à cet observateur [3].

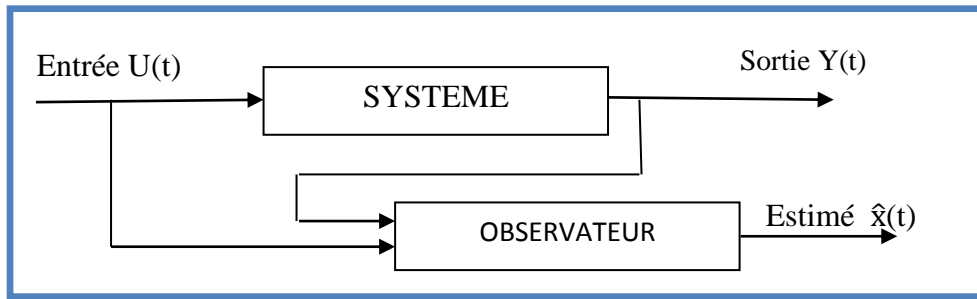


Figure (III.1) Schéma fonctionnel d'un observateur d'état.

Les différentes grandeurs mentionnées sur la figure représentent respectivement : un vecteur d'entrée U du système réel et de l'observateur, un vecteur d'état X constitué des grandeurs à observer et un vecteur de sortie Y dont les composantes sont mesurables (courants, tensions dans le cas de la machine asynchrone sans capteur mécanique). Le dernier vecteur est comparé au vecteur équivalent donné par l'observateur pour assurer le fonctionnement en boucle fermée. Cette différence est multipliée par une matrice de gain K et envoyée à l'entrée de l'observateur pour influencer les états estimés. Ainsi, par un choix judicieux de la matrice de gain K tel que les valeurs propres de la matrice $(A-KC)$ soient à parties réelles strictement négatives, on peut modifier la dynamique de l'observateur, et par conséquent faire évoluer la vitesse de convergence de l'erreur vers zéro plus ou moins rapidement.

III.3 Types des observateurs

Les observateurs sont divisés en deux grandes familles:

Les observateurs déterministes

Les observateurs stochastiques

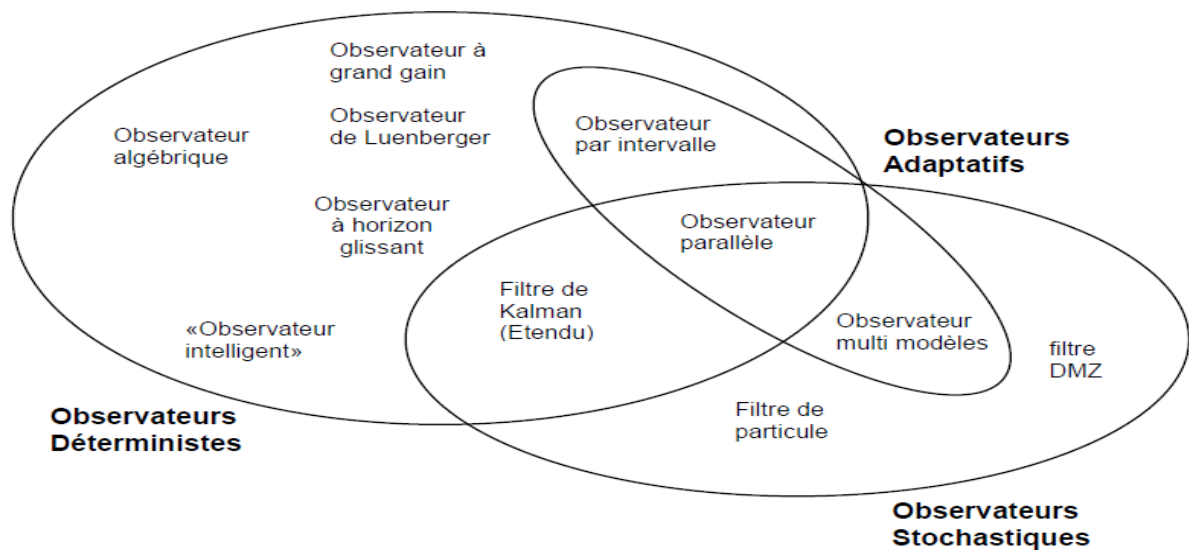


Figure (III.2) : Différents types d'observateurs

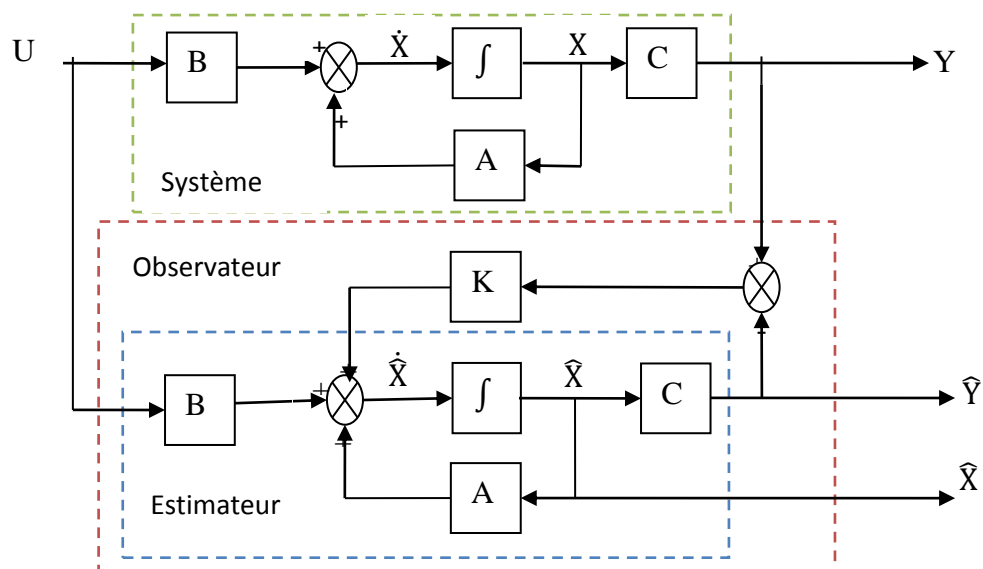
III.3.1 Les observateurs déterministes

Ce sont les observateurs qui ne prennent pas en compte les bruits de mesures et les fluctuations aléatoires des variables d'état : l'environnement est déterministe. Parmi ces observateurs nous pouvons citer l'observateur Luenberger dans le cas de modèles linéaires ou l'observateur par modes glissants [9], [24].

III.3.1.1 Observateur de Luenberger

L'observateur *Luenberger* constitue un estimateur décrit par l'équation caractéristique du système à observer et par une boucle de correction avec une matrice de gain K pour corriger l'erreur sur l'estimation.

La figure (III.3) illustre la structure d'un observateur de *Luenberger*.



Figure(III.3) Structure de l'observateur de Luenberger [3], [19].

L'équation de l'observateur est donnée par :

$$\begin{cases} \dot{\hat{X}} = A\hat{X} + BU + K\varepsilon \\ \hat{Y} = C\hat{X} \end{cases} \quad (\text{III.1})$$

Tel que

$$\varepsilon = Y - \hat{Y} \quad (\text{III.2})$$

➤ Détermination de la matrice de gain K

En remplaçant l'équation (III.2) dans (III.1) on obtient :

$$\begin{cases} \dot{\hat{X}} = A_0\hat{X} + BU + KY \\ \hat{Y} = C\hat{X} \end{cases} \quad (\text{III.3})$$

Avec : $A_0 = A - KC$

A_0 : détermine la dynamique de l'observateur, elle est en fonction de la matrice de gain K .

Le choix de repère (α, β) lié au stator permet d'avoir un bon compromis entre la stabilité et la simplicité d'observateur [3], [26].

Donc :

Le modèle de la machine peut être exprimé par :

$$\begin{cases} \dot{X} = A(\omega) + BU \\ \hat{Y} = C\hat{X} \end{cases} \quad (\text{III.4})$$

Avec :

$$X = \begin{bmatrix} I_{s\alpha} \\ I_{s\beta} \\ \Phi_{r\alpha} \\ \Phi_{r\beta} \end{bmatrix} \quad V_s = U = [V_{s\alpha} \ V_{s\beta}]^T \quad Y = [I_{s\alpha} \ I_{s\beta}]^T \quad (\text{III.5})$$

$$A(\omega) = \begin{bmatrix} a_1 & 0 & a_2 & a_3\omega \\ 0 & a_1 & -a_3\omega & a_2 \\ a_4 & 0 & a_5 & -\omega \\ 0 & a_4 & \omega & a_5 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} \mu & 0 \\ 0 & \mu \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{III.6})$$

La matrice $A(\omega)$ est une fonction de la vitesse. Elle est constituée de quatre sous matrices antisymétriques. Cette caractéristique sera retenue pour la matrice $A_0(\omega)$, ce qui impose une certaine structure à la matrice K . Elle peut s'écrire [12]:

$$K = \begin{bmatrix} K_1 & -K_2 \\ K_2 & K_1 \\ K_3 & -K_4 \\ K_4 & K_3 \end{bmatrix} \quad (\text{III.7})$$

K_1, K_2, K_3, K_4 sont données par [27]:

$$\begin{cases} K_1 = (k-1)(a_1 + a_3) \\ K_2 = (k-1)\Omega \\ K_3 = \left(\frac{1-k^2}{a_3}\right)\left(\frac{a_3}{T_r} - a_1\right) + \left(\frac{k-1}{a_3}\right)\left(\frac{1}{T_r} - a_1\right) \\ K_4 = \left(\frac{k-1}{a_3}\right)\Omega \end{cases} \quad (\text{III.8})$$

Le choix de la valeur de k permet d'avoir une dynamique d'observations plus rapide que celle du système.

➤ Représentation d'état de l'observateur de *Luenberger*

Le rôle d'un observateur consiste à reconstruire la grandeur inaccessible ou non mesurable du système \hat{X} , à partir de la connaissance des entrées et des sorties mesurables.

Soit :

$$\hat{X} = [\hat{I}_{s\alpha} \ \hat{I}_{s\beta} \ \hat{\Phi}_{r\alpha} \ \hat{\Phi}_{r\beta}]^T \quad \text{Le vecteur d'état estimé}$$

D'après l'équation (II.1) l'observateur est représenté sous forme d'état comme suit :

$$\begin{cases} \dot{\hat{I}}_{s\alpha} = a_1 \hat{I}_{s\alpha} + a_2 \hat{\Phi}_{r\alpha} + a_3 \omega \hat{\Phi}_{r\beta} + \mu V_{s\alpha} + K_1(I_{s\alpha} - \hat{I}_{s\alpha}) - K_2(I_{s\beta} - \hat{I}_{s\beta}) \\ \dot{\hat{I}}_{s\beta} = a_1 \hat{I}_{s\beta} - a_3 \omega \hat{\Phi}_{r\alpha} + a_2 \hat{\Phi}_{r\beta} + \mu V_{s\beta} + K_2(I_{s\alpha} - \hat{I}_{s\alpha}) + K_1(I_{s\beta} - \hat{I}_{s\beta}) \\ \dot{\hat{\Phi}}_{r\alpha} = a_4 \hat{I}_{s\alpha} + a_5 \hat{\Phi}_{r\alpha} - \omega \hat{\Phi}_{r\beta} + K_3(I_{s\alpha} - \hat{I}_{s\alpha}) - K_4(I_{s\beta} - \hat{I}_{s\beta}) \\ \dot{\hat{\Phi}}_{r\beta} = a_4 \hat{I}_{s\beta} + \omega \hat{\Phi}_{r\alpha} + a_5 \hat{\Phi}_{r\beta} + K_4(I_{s\alpha} - \hat{I}_{s\alpha}) + K_3(I_{s\beta} - \hat{I}_{s\beta}) \end{cases} \quad (\text{III.9})$$

$$\begin{bmatrix} \dot{\hat{I}}_{s\alpha} \\ \dot{\hat{I}}_{s\beta} \\ \dot{\hat{\Phi}}_{r\alpha} \\ \dot{\hat{\Phi}}_{r\beta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & 0 & a_2 & a_3 \omega \\ 0 & a_1 & -a_3 \omega & a_2 \\ a_4 & 0 & a_5 & -\omega \\ 0 & a_4 & \omega & a_5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{I}_{s\alpha} \\ \hat{I}_{s\beta} \\ \hat{\Phi}_{r\alpha} \\ \hat{\Phi}_{r\beta} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mu & 0 \\ 0 & \mu \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{s\alpha} \\ V_{s\beta} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} K_1 & -K_2 \\ K_2 & K_1 \\ K_3 & -K_4 \\ K_4 & K_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{s\alpha} - \hat{I}_{s\alpha} \\ I_{s\beta} - \hat{I}_{s\beta} \end{bmatrix} \quad (\text{III.10})$$

Alors il vient :

$$\dot{\hat{X}} = A(\omega)\hat{X} + BU + K(I_s - \hat{I}_s) \quad (\text{III.11})$$

Avec :

$$(I_s - \hat{I}_s) = \begin{bmatrix} I_{s\alpha} - \hat{I}_{s\alpha} & I_{s\beta} - \hat{I}_{s\beta} \end{bmatrix} \quad (\text{III.12})$$

III.3.1.2 Observateur de Luenberger adaptatif

Maintenant on suppose que la vitesse ω est un paramètre constant inconnu.

On cherche une loi d'adaptation pour l'estimation de la vitesse [12]

L'équation de l'observateur s'écrit :

$$\dot{\hat{X}} = A(\hat{\omega})\hat{X} + BU + K(I_s - \hat{I}_s) \quad (\text{III.13})$$

L'équation de modèle :

$$\dot{X} = AX + BU \quad \text{En plus} \quad \varepsilon = X - \hat{X} = [\varepsilon_{i_{s\alpha}} \quad \varepsilon_{i_{s\beta}} \quad \varepsilon_{\phi_{r\alpha}} \quad \varepsilon_{\phi_{r\beta}}]^T \quad (\text{III.14})$$

La dynamique de l'équation d'état de l'erreur est :

$$\dot{\varepsilon} = \dot{X} - \dot{\hat{X}} \quad (\text{III.15})$$

Après calcul on aboutit à :

$$\dot{\varepsilon} = (A - KC)\varepsilon + (\Delta A)\hat{X} \quad (\text{III.16})$$

Avec :

$$\Delta A = A\omega - A(\hat{\omega}) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & a_3 \Delta \omega \\ 0 & 0 & -a_3 \Delta \omega & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\Delta \omega \\ 0 & 0 & \Delta \omega & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{III.17})$$

$$\Delta \omega = \omega - \hat{\omega}$$

L'expression (III.16) possède un terme non linéaire $(\Delta A)\hat{X}$. La stabilité de la dynamique de l'erreur sera étudiée, en utilisant le théorème de *Lyapunov*.

On considère la fonction de *Lyapunov* candidate suivante :

$$V = \varepsilon^T \varepsilon + (\Delta \omega)^2 / \lambda \quad (\text{III.18})$$

Alors :

$$\frac{dV}{dt} = \left(\frac{d}{dt} \varepsilon^T \right) \varepsilon + \varepsilon^T \left(\frac{d}{dt} \varepsilon \right) + \frac{1}{\lambda} \frac{d}{dt} (\Delta\omega)^2 \quad (\text{III.19})$$

Après calcul on trouve

$$\frac{dV}{dt} = \varepsilon^T [(A - KC)^T + (A - KC)] \varepsilon - 2\varepsilon^T \Delta A \hat{X} + \frac{2}{\lambda} \Delta\omega \frac{d}{dt} (\Delta\omega) \quad (\text{III.20})$$

Avec :

$$\varepsilon^T \Delta A \hat{X} = a_3 \Delta\omega \left(\varepsilon_{I_{s\alpha}} \hat{\varphi}_{r\beta} - \varepsilon_{I_{s\beta}} \hat{\varphi}_{r\alpha} \right) - \Delta\omega \left(\varepsilon_{\varphi_{r\alpha}} \hat{\varphi}_{r\beta} - \varepsilon_{\varphi_{r\beta}} \hat{\varphi}_{r\alpha} \right)$$

Le développement de $(\varepsilon_{\varphi_{r\alpha}} \hat{\varphi}_{r\beta} - \varepsilon_{\varphi_{r\beta}} \hat{\varphi}_{r\alpha})$ égal à zéro

Pour assurer la convergence de l'erreur vers zéro, (III.20) doit être définie négative.

Le choix de la matrice de gain K permet d'avoir $\varepsilon^T [(A - KC)^T + (A - KC)] \varepsilon \leq 0$

Alors le deuxième terme de (III.20) doit être nul.

$$2a_3 \Delta\omega \left(\varepsilon_{I_{s\alpha}} \hat{\varphi}_{r\beta} - \varepsilon_{I_{s\beta}} \hat{\varphi}_{r\alpha} \right) - \frac{2}{\lambda} \Delta\omega \frac{d}{dt} (\Delta\omega) = 0 \quad (\text{III.21})$$

D'où

$$2a_3 \Delta\omega \left(\varepsilon_{I_{s\alpha}} \hat{\varphi}_{r\beta} - \varepsilon_{I_{s\beta}} \hat{\varphi}_{r\alpha} \right) = \frac{2}{\lambda} \Delta\omega \frac{d}{dt} (\Delta\omega) \quad (\text{III.22})$$

Avec :

$$\begin{bmatrix} \varepsilon_{I_{s\alpha}} \\ \varepsilon_{I_{s\beta}} \\ \varepsilon_{\varphi_{r\alpha}} \\ \varepsilon_{\varphi_{r\beta}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_{s\alpha} - \hat{I}_{s\alpha} \\ I_{s\beta} - \hat{I}_{s\beta} \\ \varphi_{r\alpha} - \hat{\varphi}_{r\alpha} \\ \varphi_{r\beta} - \hat{\varphi}_{r\beta} \end{bmatrix}$$

La loi d'adaptation de la vitesse est donnée par :

$$\frac{1}{\lambda} \frac{d\hat{\omega}}{dt} = \varepsilon_{I_{s\alpha}} \hat{\varphi}_{r\beta} - \varepsilon_{I_{s\beta}} \hat{\varphi}_{r\alpha} \quad (\text{III.23})$$

$$\hat{\omega} = K_\omega \int \left(\varepsilon_{I_{s\alpha}} \hat{\varphi}_{r\beta} - \varepsilon_{I_{s\beta}} \hat{\varphi}_{r\alpha} \right) dt \quad (\text{III.24})$$

Avec :

$$K_\omega = \lambda \frac{1 - \delta}{\delta M}$$

Où λ est une constante positive.

Cependant, cette loi d'adaptation est établie pour une vitesse constante et afin d'améliorer la réponse de l'algorithme d'adaptation. On estime la vitesse par un régulateur PI décrit par cette relation :

$$\hat{\omega} = K_p (\epsilon_{I_{s\alpha}} \hat{\varphi}_{r\beta} - \epsilon_{I_{s\beta}} \hat{\varphi}_{r\alpha}) + K_i \int (\epsilon_{I_{s\alpha}} \hat{\varphi}_{r\beta} - \epsilon_{I_{s\beta}} \hat{\varphi}_{r\alpha}) dt$$

Avec : K_p et K_i qui sont des constantes positives

Le schéma de principe de l'observateur adaptatif est donné par la figure(III.4) ci-dessous :

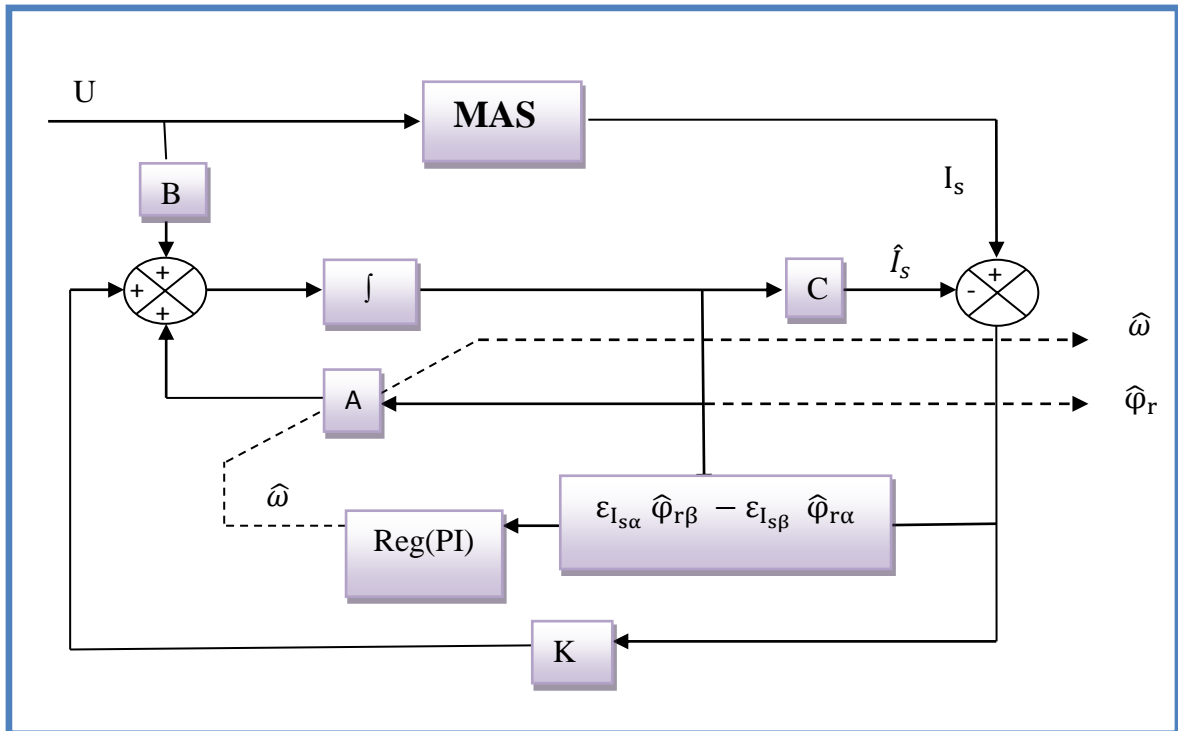


Figure (III.4) Schéma de principe de l'observateur adaptatif [13]

Résultats de simulation de la machine asynchrone par observateur Luenberger

A) Sans injection de bruits

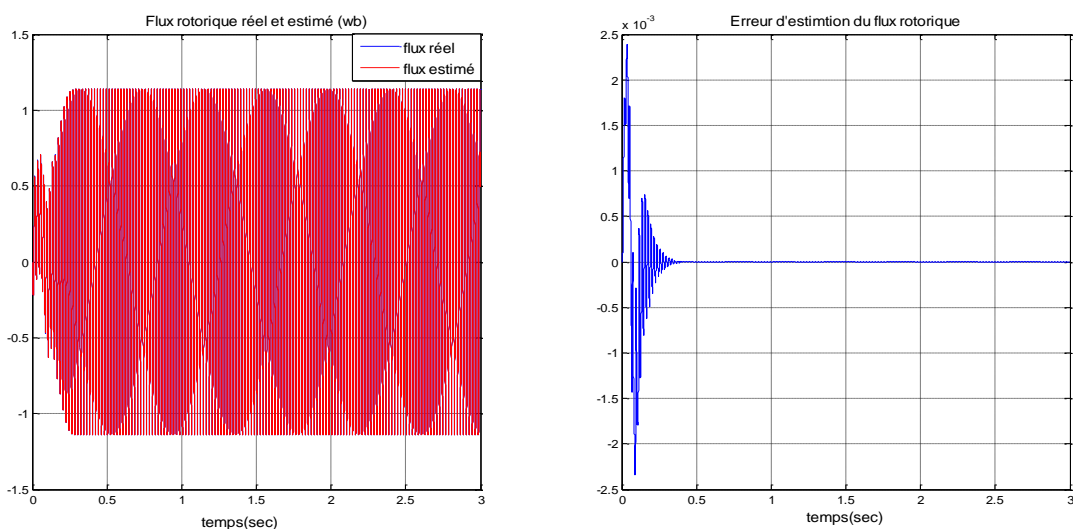


Figure (III.5) Evolution le flux réel, estimé et son erreur d'estimation

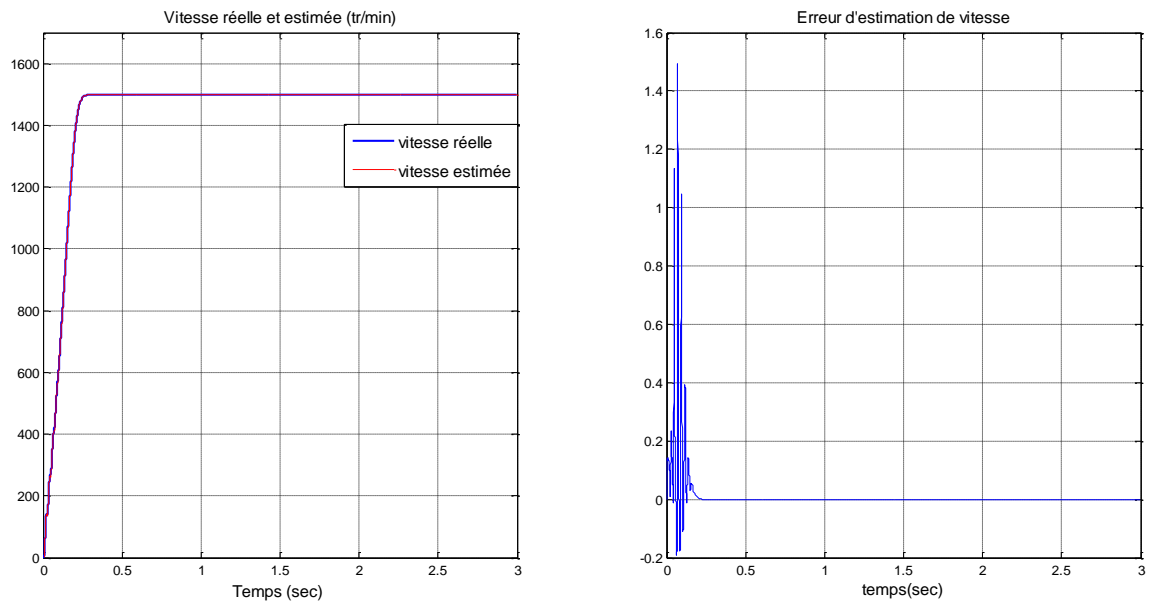


Figure (III.6) Evolution la vitesse de rotation de la MAS et son erreur d'estimation

B) Avec injection de bruits ($Q=[10^{-6}]$, $R=[10^{-4}]$)

Dans les figures (III.8, III .9), le bruit injecté dans les courants statoriques est montré. Ce bruit est de moyenne nulle, blanc et Gaussien. L'injection du bruit dans le courant a pour but de tester la robustesse du filtre pour des systèmes extrêmement bruités.

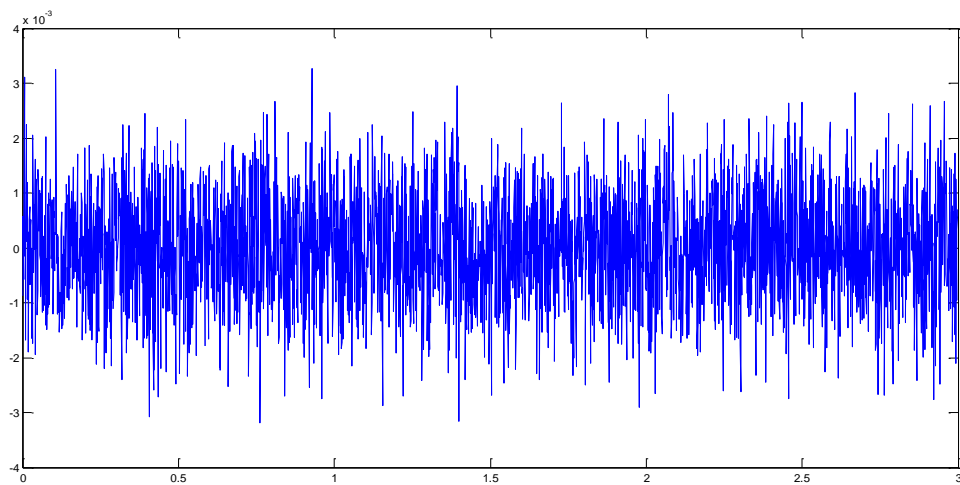


Figure (III.7) le bruit injecté dans les courants statoriques

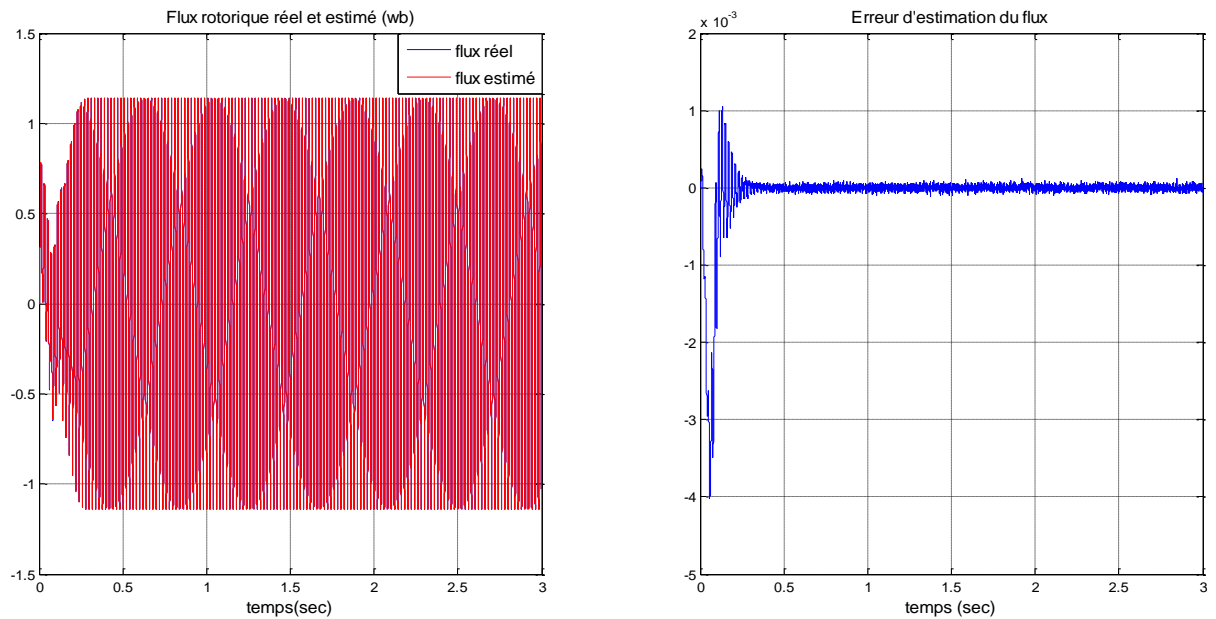


Figure (III.8) Flux rotorique réel estimé et son erreur d'estimation

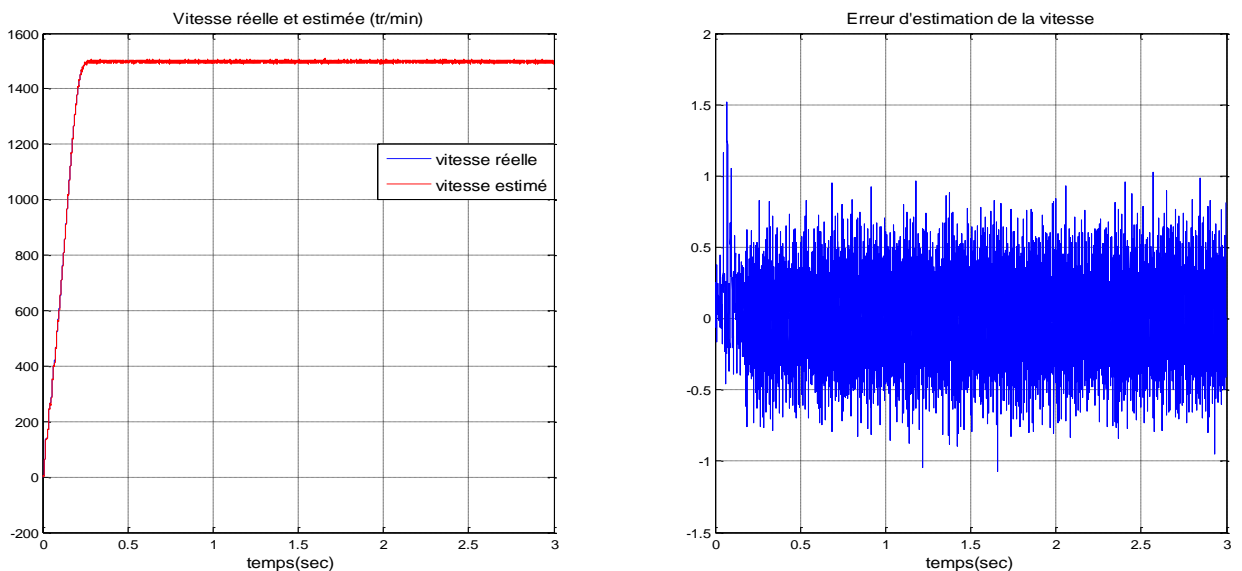


Figure (III.9) Evolution la vitesse de rotation de la MAS et son erreur d'estimation

III.3.2 Les observateurs stochastiques

Ces observateurs donnent une estimation optimale des états en se basant sur des critères stochastiques. Leurs observations se basent sur la présence de bruit dans le système ce qui est souvent le cas [9]. L'algorithme du filtre Kalman illustre bien cette application

III.3.2.1 Filtre de Kalman

Le filtre de Kalman quant à lui prend en compte les bruits de mesure et d'état par des algorithmes stochastiques. Cet algorithme tend à minimiser la variance de l'erreur d'estimation. Pour les observateurs de Luenberger, il fait tendre l'erreur d'estimation vers zéro. Les performances satisfaisantes du filtre de Kalman, associées à des algorithmes

complexes, demandent en contre-partie des processeurs de calcul puissants comme les DSP (Digital Signal Processor pour processeur du traitement numérique du signal).

L'approche temporelle du filtre de Kalman permet d'étudier directement les processus non stationnaires multi variables contrairement au filtre de Wiener [15].

Un observateur, qu'il soit déterministe ou stochastique, linéaire ou non linéaire, travaille généralement en deux temps (voir figure III.10) :

- **Etape de prédiction** : à partir d'un modèle d'état, il effectue une prédiction $X[k|k-1]$ de l'état du processus.
- **Etape de correction** : à partir des mesures effectuées sur le processus réel à l'instant k , il corrige la valeur des variables d'état issues de la prédiction pour obtenir $X[k|k]$.

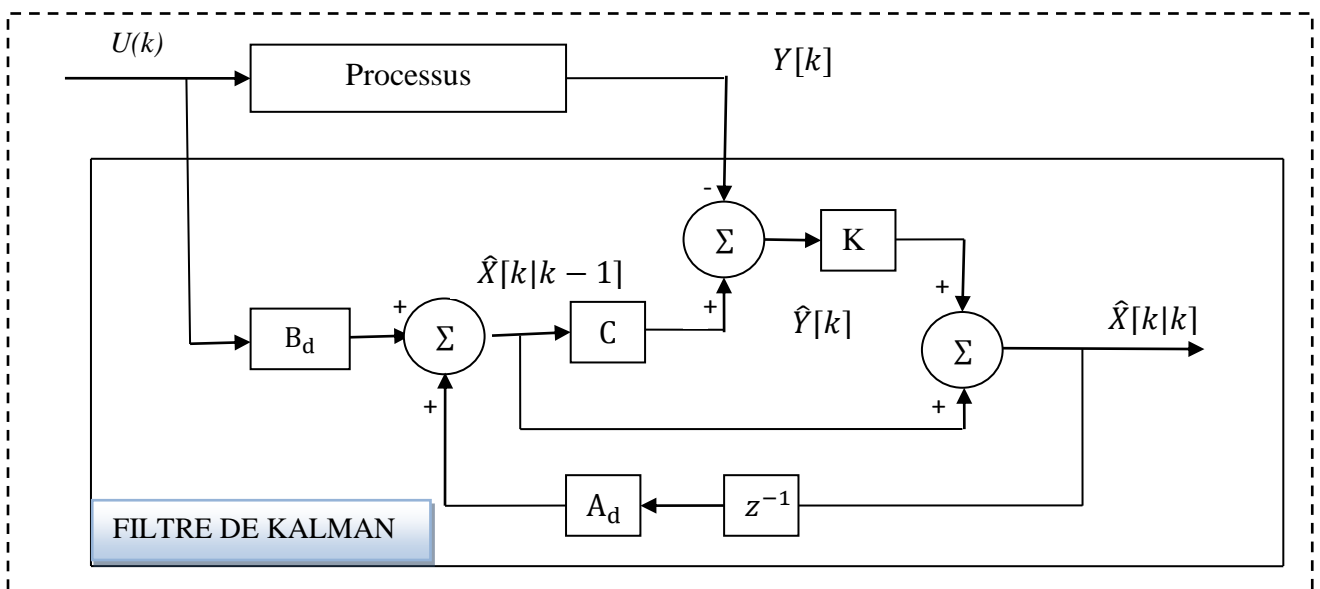


Figure (III.10) Schéma bloc d'un filtre de Kalman discret

La sortie de l'observateur est asservie à la sortie réelle du processus. Les observateurs sont donc équivalents à des asservissements et donc à des filtres passe-bas. Ainsi dans un environnement stochastique, on parle de filtre au lieu d'observateur et de filtrage au lieu de reconstruction du vecteur d'état. La partie prédictive est généralement assez précise. En effet, elle utilise les équations du système. Cependant, la modélisation n'est qu'une approximation de la réalité, les paramètres pouvant varier au cours du temps. La deuxième étape corrige alors les résultats de la partie prédictive. Tout l'art du réglage des gains de l'observateur consiste à doser la correction à apporter aux variables d'état estimées en fonction des grandeurs mesurées. Une correction importante permet une grande vitesse de convergence mais rend l'observateur sensible à la précision des mesures (bruit). Tandis qu'une correction douce permet d'être peu sensible aux bruits de mesure mais assure une faible vitesse de convergence

Les paragraphes suivants donnent donc les principaux bruits de mesure et d'état qui peuvent affecter le système et mentionnent les différentes hypothèses concernées.

➤ **Bruit d'état**

Le bruit d'état rend compte des imperfections du modèle par rapport à la machine réelle. Les principales approximations effectuées correspondent aux hypothèses qui ont permis d'élaborer le modèle dynamique de la machine.

En général, une machine n'est pas rigoureusement symétrique et la répartition du flux dans l'entrefer n'est pas rigoureusement sinusoïdale (hypothèses simplificatrices). Ces défauts, dus principalement à la fabrication de la machine, engendrent des harmoniques dans les tensions et les courants de la machine. La machine présente en général, des pertes fer qui sont difficiles à identifier et compliquent l'expression mathématique du modèle d'état si on veut les prendre en compte dans la modélisation. Cependant, pour des machines dont la fabrication est soignée, les défauts précédents ne sont pas en général prépondérants dans les termes de bruit. Dans le cas d'une estimation d'état sans extension aux paramètres de la machine, les termes prépondérants de bruit d'état sont dus aux variations des paramètres de la machine. Ce type de bruit est engendré par l'échauffement des enroulements de la machine. Il provoque un accroissement des résistances statoriques. En effet, la résistivité d'un conducteur augmente avec la température.

Il existe d'autres sources de bruits d'état qui affectent le système. Il s'agit du bruit d'état introduit par l'onduleur. L'influence d'une incertitude sur la mesure de la vitesse mécanique (pour réactualiser la matrice d'état "A " dans chaque période d'échantillonnage) peut introduire un bruit d'état surtout lorsqu'on suppose que la période d'échantillonnage n'est pas négligeable devant les constantes de temps mécaniques.

➤ **Bruit de mesure**

Les bruits de mesure concernent la chaîne de mesure des courants de ligne, c'est-à-dire les capteurs et les convertisseurs analogiques- numériques (CAN). Il y a donc principalement deux sources de bruits: un bruit analogique, dû au capteur, et un bruit de quantification dû au CAN. Le bruit résultant dépend de l'amplitude de chacun de ces bruits

Cependant, il faut noter que la majorité de ces bruits (état et mesure) sont prépondérants dans les cas des bancs expérimentaux et pas dans des essais de simulation dans un calculateur numérique

Equations du filtre de Kalman

Premièrement, on suppose les équations réelles du modèle à observer sont :

$$\begin{cases} x_{k+1} = A_{k-1}x_{k-1} + B_{k-1}u_{k-1} + w_{k-1} \\ y_k = C x_k + v_k \end{cases} \quad (\text{III.25})$$

L'observateur de Kalman se caractérise par deux matrices Q et R . Elles contiennent la valeur de la covariance des bruits d'état et de mesure respectivement. Pour définir ces matrices, deux approches diamétralement opposées sont possibles :

- ✚ La première approche consiste à analyser les erreurs de modélisation et de mesure. Elle est donc délicate à mettre en œuvre et suppose que ces erreurs puissent être représentées par des bruits blancs, centrés et décorrelés des états estimés, hypothèse rarement vérifiée. Une évaluation adéquate de ces erreurs permet un réglage quasi optimal du filtre et fournit aussi une évaluation des variances des états estimés. Elle nous renseigne sur la qualité de l'estimateur par une évaluation de la précision des estimations [26].
- ✚ A l'inverse, la seconde approche consiste à choisir Q et R pour régler la dynamique de convergence des estimations. La plupart du temps, cela est fait de manière empirique (par essais successifs). Une approche équivalente repose sur l'automatisation du réglage de Q et R par la minimisation d'un critère déterministe [15].

$$\begin{cases} Q = \text{cov}(w) = E\{ww^T\} \\ R = \text{cov}(v) = E\{vv^T\} \end{cases} \quad (\text{III.26})$$

Avec: \mathbf{x} le vecteur d'état que l'on cherche à estimer, \mathbf{A} la matrice de transition, la commande \mathbf{u} est entachée d'un bruit d'état \mathbf{w} de moyenne nulle et de covariance connue. \mathbf{C} la matrice de mesure et \mathbf{v} un bruit de mesure de moyenne nulle et de covariance connue. Dans les équations d'observateur de Kalman, on suppose que les perturbations vectorielles \mathbf{w} et \mathbf{v} sont des bruits blancs Gaussiens non corrélés, caractérisés par une moyenne nulle et des matrices de covariance \mathbf{Q} et \mathbf{R} . La détermination des matrices \mathbf{Q} et \mathbf{R} s'avère très délicate puisque les caractéristiques stochastiques des bruits ne sont généralement pas connues.

L'équation d'estimation d'état de l'observateur est donnée par:

$$\hat{x}_k = A_{k-1}\hat{x}_{k-1} + B_{k-1}u_{k-1} \quad (\text{III.27})$$

Nous noterons \hat{x}_k^e (ou $\hat{x}_{k/k-1}$) l'estimation 'a priori' du vecteur \hat{x}_k à partir des informations dont on dispose à l'instant k

La mise en œuvre d'observateur de Kalman discret se décompose en deux étapes.

Une étape de prédiction où l'on estime d'abord l'état à l'instant kT_k en fonction de l'état et des mesures effectuées à l'instant $(k-1)T_k$. Les équations récurrentes qui permettent de réaliser cette prédiction sont les équations du modèle déterministe.

Deuxième étape est la phase de correction consiste à mettre à jour l'estimation de l'état \hat{x}_k à partir de la nouvelle mesure à cet instant et de l'estimation a priori \hat{x}_k^e

$$\begin{cases} \hat{x}_k^e = A_{k-1}\hat{x}_{k-1} + B_{k-1}u_{k-1} \\ \hat{x}_k = \hat{x}_{k-1}^e + K_K(y_k - C \hat{x}_{k-1}^e) \end{cases} \quad (\text{III.28})$$

On définit aussi les erreurs d'estimation et les matrices de covariance des erreurs d'observation :

$$\begin{cases} \varepsilon_k^e \equiv x_k - \hat{x}_k^e \\ \varepsilon_k = x_k - \hat{x}_k \end{cases} \quad (\text{III.29})$$

$$P_k^e = E\{\varepsilon_k^e \varepsilon_k^{eT}\} = \sum_{i=1}^n E\{[x_i - \hat{x}_i^e][x_i - \hat{x}_i^e]^T\} \quad (\text{III.30})$$

$$P_k = E\{\varepsilon_k \varepsilon_k^T\} = \sum_{i=1}^n E\{[x_i - \hat{x}_i][x_i - \hat{x}_i]^T\} \quad (\text{III.31})$$

Où

P_k^e et P_k sont des matrices définies positives. Elles donnent une indication sur la précision des estimations.

$$\begin{aligned} \varepsilon_k^e &= x_k - \hat{x}_k^e = A_{k-1}x_{k-1} + B_{k-1}u_{k-1} + w_{k-1} - (A_{k-1}\hat{x}_{k-1} + B_{k-1}u_{k-1}) \\ &= A_{k-1}(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1}) + w_{k-1} = A_{k-1}\varepsilon_{k-1} + w_{k-1} \end{aligned} \quad (\text{III.32})$$

On peut obtenir :

$$E[\varepsilon_k^e \varepsilon_k^{eT}] = E[(A_{k-1}\varepsilon_{k-1} + w_{k-1})(A_{k-1}\varepsilon_{k-1} + w_{k-1})^T] \quad (\text{III.33})$$

Il y a :

$$E[\varepsilon_k^e \varepsilon_k^{eT}] = A_{k-1}E[w_{k-1} w_{k-1}^T]A_{k-1}^T + Q_{k-1} = A_{k-1}P_{k-1}A_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (\text{III.34})$$

Donc la matrice est obtenu par:

$$P_k^e = A_{k-1}(x_k - \hat{x}_k) + Q_{k-1} \quad (\text{III.35})$$

Dans le filtre de Kalman, on cherche les gains de retour pour minimiser la trace de la matrice de covariance du vecteur d'état x . Pour chercher la méthode à déterminer les gains, on continue

$$\begin{aligned} \varepsilon_k^e &= A_{k-1}(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1}) + w_{k-1} \\ &= A_{k-1}(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1}^e - K_{k-1}(y_{k-1} - C \hat{x}_{k-1}^e)) + w_{k-1} \\ &= A_{k-1}(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1}^e - K_{k-1}(C x_{k-1} + v_{k-1} - C \hat{x}_{k-1}^e)) + w_{k-1} \\ &= (A_{k-1} - A_{k-1}K_{k-1}C) \varepsilon_{k-1}^e + A_{k-1}K_{k-1} v_{k-1} + w_{k-1} \end{aligned} \quad (\text{III.36})$$

Donc il y a :

$$\begin{aligned}
 P_k^e &= E[\varepsilon_k^e \varepsilon_k^{eT}] & (III.37) \\
 &= (A_{k-1} - A_{k-1}K_{k-1}C) P_{k-1}^e (A_{k-1} - A_{k-1}K_{k-1}C)^T + Q_{k-1} + A_{k-1}K_{k-1}R_{k-1}(A_{k-1}K_{k-1})^T \\
 &= A_{k-1}P_{k-1}^e A_{k-1}^T + Q_{k-1} + A_{k-1}[-P_{k-1}^e(K_{k-1}C)^T - K_{k-1}C P_{k-1}^- (K_{k-1}C)^T + K_{k-1}R_{k-1}K_{k-1}^T]A_{k-1}^T
 \end{aligned}$$

Le gain K optimal au sens de la minimisation de la variance a priori de l'erreur d'estimation donne:

$$J = \sum (x_i - \hat{x}_i^e)^2 = \text{trace}(P_k^e) \quad (III.38)$$

On trouve le gain optimal :

$$\frac{\partial \text{trace}(P_k^e)}{\partial K} = A_{k-1}^T [-2P_{k-1}^e C^T + 2K_{k-1}(C P_{k-1}^e C^T + R_{k-1})]A_{k-1} = 0 \quad (III.39)$$

Le gain K est calculé à partir des algorithmes suivants :

$$K_{k-1} = P_{k-1}^e C^T (C P_{k-1}^e C^T + R_{k-1})^{-1} \quad (III.40)$$

La matrice de covariance doit être aussi mise à jour, on trouve donc :

$$P_k = [I - K_k C]P_k^e \quad (III.41)$$

Pour obtenir l'algorithme à expliquer comme ajuster les matrices Q et R , on continue :

$$P_k^e = (A - AK_{k-1}C)P_{k-1}^e(A - AK_{k-1}C)^T + Q_{k-1} + AK_{k-1}R_{k-1}(AK_{k-1})^T \quad (III.42)$$

On considère les situations quand Q ou R sont respectivement égales à zéro

$Q=0, R \neq 0$

$$X_1 = (A - AK_{k-1}C)X_1(A - AK_{k-1}C)^T + AK_{k-1}R(AK_{k-1})^T \quad (III.43)$$

$Q \neq 0, R=0$

$$X_2 = (A - AK_{k-1}C)X_2(A - AK_{k-1}C)^T + Q_{k-1} \quad (III.44)$$

Avec

$$P_k^e = X_1 - X_2 \quad (III.45)$$

En fin l'ensemble des équations caractérisant le fonctionnement de Kalman sont donné sur la boucle suivante (Figure III.11).

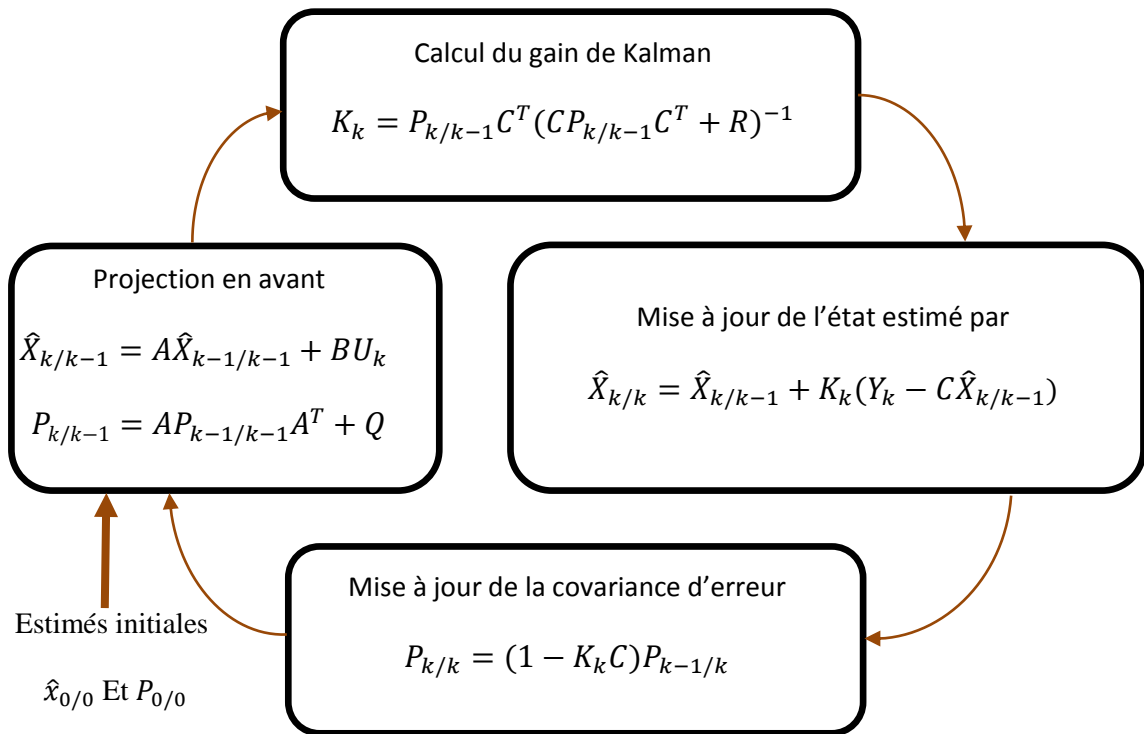


Figure (III.11) : Boucle du filtre de Kalman standard

III.3.2.2 Filtre de Kalman Étendu

Le filtre de Kalman étendu réalise une estimation de l'état d'un processus non linéaire. Il permet notamment d'ajouter, au vecteur d'état, une autre variable que l'on désire estimer. Ce filtre est largement utilisé pour l'estimation des diverses grandeurs de la machine asynchrone, tels que : la vitesse rotorique, le couple de charge, les paramètres électriques et les paramètres mécaniques. Etant donné, que le filtre de Kalman étendu n'est que l'application du filtre de Kalman décrit précédemment dans le cas d'un système non linéaire, par conséquent, ce système doit être discrétisé et linéarisé autour du point de fonctionnement (vecteur d'état estimé) actuel [12], [26], [27].

Le problème de filtrage au sens de Kalman, consiste à trouver, pour le système dynamique la meilleure estimation de l'état $x(k)$ à l'instant k . Son modèle correspondant est donné par l'équation suivante :

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x, u, t) + w(t) \\ y &= g(x) + v(t) \end{aligned} \quad (\text{III.46})$$

Avec: f et g des fonctions non linéaires

Le modèle discret de (III.46) s'écrit sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} x(k+1) &= f(x(k), u(k)) + w(k) \\ y(k+1) &= g(x(k+1)) + v(k) \end{aligned} \quad (\text{III.47})$$

La discrétisation du modèle non linéaire se fait par l'application du théorème de la valeur moyenne [27].

$$x(k+1) = x(k) + \int_{kh_k}^{(k+1)h} f(x(t), u(t), t) dt \quad (\text{III.48})$$

Tel que :

$$\begin{aligned} \int_{kh_k}^{(k+1)h} f(x(t), u(t), t) dt &\cong ((k+1)h - kh)f(x) \\ &\cong hf(x) \end{aligned} \quad (\text{III.49})$$

Où : h est la période de discrétisation

L'implémentation du filtre de Kalman étendu dans le cas du système non linéaire donné par (III.47) consiste en l'exécution des étapes suivantes:

- a) *Initialisation du vecteur d'état et des matrices de covariance*: des valeurs initiales doivent être affectées au vecteur d'état ainsi que les matrices de covariances P_0 , Q et R . Les matrices initiales Q et R sont considérés en tant que matrices diagonales.

Les valeurs initiales de P_0 , Q et R reflètent le degré de connaissance concernant l'état initial du système. Une grande valeur de P_0 , signifie une moindre information concernant les états suscités et ceci peut créer une divergence de l'estimation et même des oscillations des états estimés.

- b) *Prédiction des états* : la prédiction des états $x(k+1)$ est basée seulement sur la connaissance de l'état précédent du système et le vecteur d'entrée. Cette étape consiste aussi à prédire la sortie

$$\hat{y}(k+1)$$

$$\begin{aligned} \hat{x}(k+1/k) &= f(x(k), u(k)) \\ \hat{y}(k+1/k) &= g(x(k+1)) \end{aligned} \quad (\text{III.50})$$

- c) *Prédiction de la matrice de covariance*

$$P(k+1/k) = F(k)P(k)F(k)^T + Q \quad (\text{III.51})$$

Avec:

$$F(k) = \left. \frac{\partial f(x(k), u(k))}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}(k+1/k)} \quad (\text{III.52})$$

- d) *Calcul du gain de Kalman*

$$K(k+1) = P(k+1/k)H^T(k+1) [H(k+1)P(k+1)H^T(k+1) + R]^{-1} \quad (\text{III.53})$$

$H(k+1)$ est la matrice gradient définie comme suit:

$$H(k+1) = \left. \frac{\partial g(x(k), u(k))}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}(k+1/k)} \quad (\text{III.54})$$

e) Estimation du vecteur d'état

$$\hat{x}(k+1) = \hat{x}(k+1/k) + K(k+1) \cdot [y_m(k+1) - \hat{y}(k+1/k)] \quad (\text{III.55})$$

Avec: $y_m(k+1)$ le vecteur des états mesurés.

f) Estimation de la matrice de covariance

$$P(k+1) = P(k+1/k) - K(k+1)H(k+1)P(k+1/k) \quad (\text{III.56})$$

g) Mise à jour des matrices

$$\begin{aligned} k &= k+1 \\ \hat{x}(k) &= \hat{x}(k+1) \\ p(k) &= p(k+1) \end{aligned} \quad (\text{III.57})$$

Le processus d'estimation continue en revenant à l'étape (b) et ainsi de suite.

L'algorithme du filtre de Kalman étendu peut être donc représenté par la boucle suivante :

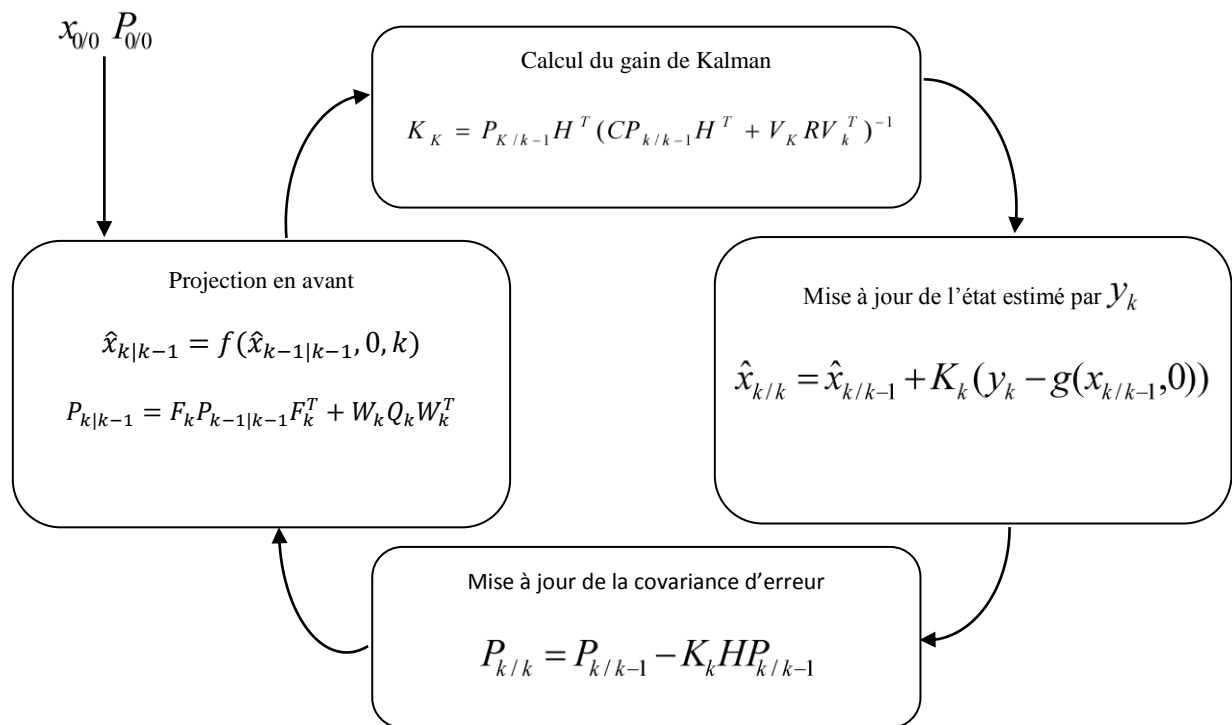
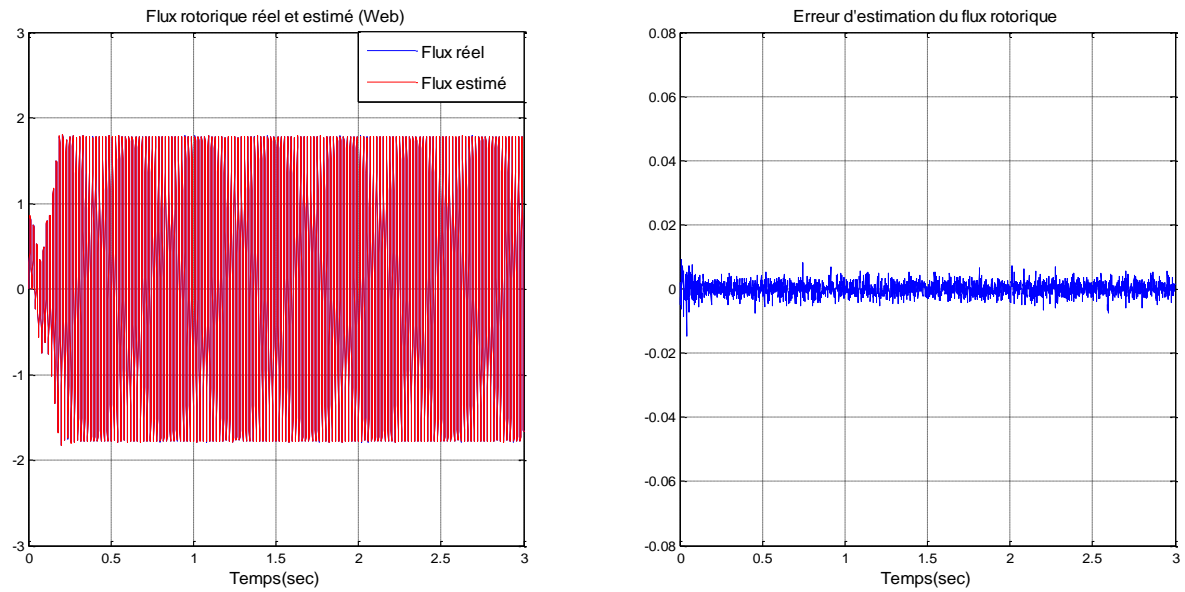
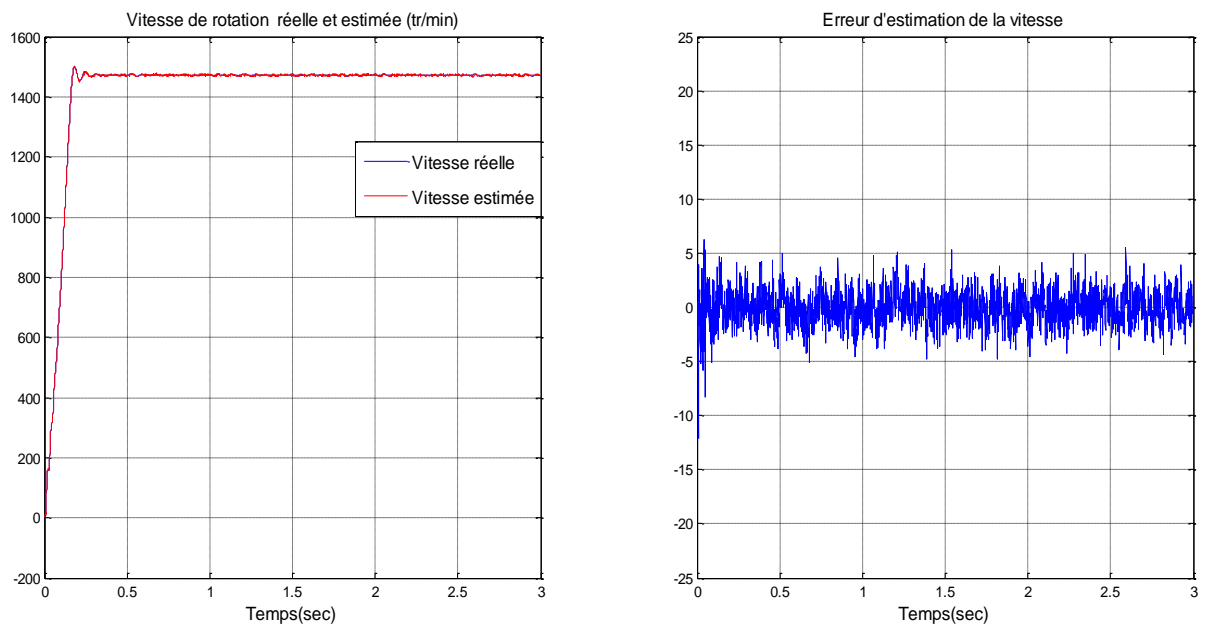


Figure (III.12) : Boucle du filtre de Kalman étendu.

Résultat de simulation de flux rotorique et la vitesse

**Figure (III.13)** Flux rotorique réel et son estimé avec l'erreur d'estimation**Figure (III.14)** La vitesse de rotation et son estimé avec l'erreur d'estimation

I.4 Conclusion

Dans cette partie nous avons évoqué des méthodes à base d'observateurs nécessitent de faire un bon choix d'observateurs et de structures de génération résidus à utiliser. Ces choix dépendent à la fois de la nature du système à diagnostiquer (linéaires ou non linéaires) et de type de défauts. En général, la structure de base d'un observateur stochastique est semblable à celle d'un observateur d'état déterministe.

Cependant, les gains d'observateur sont calculés à partir des paramètres du modèle d'état du processus et des lois de probabilité des bruits. Alors, le observateur de Kalman étendu représentera un outil mathématique capable de déterminer des grandeurs d'états non mesurables évolutives ou des paramètres du système d'état à partir des grandeurs physiques mesurables ce qui nous permettra la détection des éventuels défauts.

Nous avons synthétisé deux types d'observateurs pour un système non linéaire observable avec défauts. Un observateur de type Kalman d'une part et un observateur Luenberger

CHAPITRE IV

APPLICATION DU FKE

À L'ESTIMATION DES ETATS ET

PARAMETRES DE LA MAS

IV.1 Introduction

Le filtre de Kalman étendu est un observateur stochastique qui donne une estimation optimale, peut être utilisé pour l'estimation de l'état et des paramètres du MAS. Cette estimation est réalisée en prenant les paramètres à estimer comme des états supplémentaires et en formant un vecteur d'état augmenté. Quel que soit le modèle d'état original linéaire ou non linéaire, le modèle d'état augmenté est non linéaire en se basant sur la présence des bruits. . Les étapes utilisées pour l'estimation du vecteur d'état sont les suivants :

- Sélection du modèle de la MAS,
- Discrétisation du modèle du système,
- Détermination des matrices de covariances des bruits \mathbf{Q} , \mathbf{R} et d'état \mathbf{P} ,
- Implantation de l'algorithme du FKE

IV.2 Estimation des états de la machine

L'estimation des variables internes d'un système en se basant sur un modèle approché, comme par exemple l'estimation des flux ou des courants rotoriques dans la machine asynchrone sur la base du modèle de Park, peuvent donner dans certains cas des informations sur la présence de défauts

IV.2.1 Le modèle d'état étendu de la MAS

Le FKE comme n'importe quel observateur est basé sur le modèle du système .Dans cette partie nous présenterons le modèle dynamique de la MAS étendu qui décrit par des équations différentielles non linéaires, avec 4 variables électriques (courants et flux), une variable mécanique (vitesse de rotation) et deux variables de contrôle (tensions statoriques). Ce modèle est non linéaire puisque le vecteur d'état est étendu à la vitesse mécanique de rotation. On a donc dans le repère (α, β) :

$$\begin{cases} \dot{X}_1 = -a_1 x_1 + a_2 x_3 + a_3 p x_5 x_4 + \mu V_{s\alpha} \\ \dot{X}_2 = -a_1 x_2 - a_3 p x_5 x_3 + a_2 x_4 + \mu V_{s\beta} \\ \dot{X}_3 = a_4 x_1 - a_5 x_3 - p x_5 x_4 \\ \dot{X}_4 = a_4 x_2 - a_5 x_4 + p x_5 x_3 \\ \dot{X}_5 = \rho(x_3 x_2 - x_1 x_4) - \frac{C_r}{J} - \frac{f_r}{J} x_5 \end{cases} \quad (\text{IV.1})$$

Les tensions du stator et les états sont

$$\begin{aligned} V &= [V_{s\alpha} \ V_{s\beta}]^t \\ X &= [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4 \ x_5]^t = [i_{s\alpha} \ i_{s\beta} \ \varphi_{r\alpha} \ \varphi_{r\beta} \ \Omega]^t \end{aligned} \quad (\text{IV.2})$$

Donc, le modèle de la MAS est représenté par le système non- linéaire suivant [17] :

$$\begin{cases} \dot{X}(t) = f[X(t), U(t), t] \\ Y(t) = CX(t) \end{cases} \quad (\text{IV.3})$$

IV.2.2 Discrétisation du modèle de la MAS

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

En supposant que la période d'échantillonnage "h" est assez petite devant le temps de réponse on peut exprimer la dérivée de la variable d'état par :

$$\hat{X}(t) = \{X[(k+1)h] - X[kh]\}/h \quad (IV.4)$$

Avec $kh \leq t \leq (k+1)h$

Le système discret qui détermine le comportement du filtre continu à des instants discrets (kh) est nécessaire pour l'implantation du FKE en temps réel.

En supposant que l'entrée de commande U (kh) est constante entre les instants d'échantillonnage actuel [(k+1)h] et précédent [kh], donc le modèle d'état discret est exprimé par :

$$\begin{cases} X[(k+1)h] = X[kh] + hf[X(kh), U(kh), kh] \\ Y[kh] = CX[kh] \end{cases} \quad (IV.5)$$

D'où, on peut écrire

$$\begin{cases} X(k+1) = f[X(k), U(k), k] \\ Y(k) = CX(k) \end{cases} \quad (IV.6)$$

Où (kh) est remplacé par (k) pour but de simplification de notation.

Avec :

$$f = [X(k), U(k), k] = [f_1 \ f_2 \ f_3 \ f_4 \ f_5 \]^t \quad (IV.7)$$

En utilisant l'équation (IV.5) on peut déduire :

$$\begin{cases} f_1 = [1 - a_1h]i_{s\alpha}(k) + ha_2\varphi_{r\alpha}(k) + ha_3 p\Omega(k)\varphi_{r\beta}(k) + h\mu V_{s\alpha}(k) \\ f_2 = [1 - a_1h]i_{s\beta}(k) + ha_2\varphi_{r\beta}(k) + ha_3 p\Omega(k)\varphi_{r\alpha}(k) + h\mu V_{s\beta}(k) \\ f_3 = ha_4 i_{s\alpha}(k) + [1 - a_5h]\varphi_{r\alpha}(k) - hp\Omega(k)\varphi_{r\beta}(k) \\ f_4 = ha_4 i_{s\beta}(k) + [1 - a_5h]\varphi_{r\beta}(k) + hp\Omega(k)\varphi_{r\alpha}(k) \\ f_5 = hp(\varphi_{r\alpha}(k)i_{s\beta}(k) - i_{s\alpha}(k)\varphi_{r\beta}(k)) + \left[1 - \frac{f_r}{j}h\right]p\Omega(k) \end{cases} \quad (IV.8)$$

Le modèle discret du moteur en forme étendue devient :

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \\ x_3(k+1) \\ x_4(k+1) \\ x_5(k+1) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 1 - ha_1 & 0 & ha_2 & ha_3 px_5(k) & ha_3 px_4(k) \\ 0 & 1 - ha_1 & -ha_3 px_5(k) & ha_2 & -ha_3 px_5(k) \\ ha_4 & 0 & 1 - ha_5 & -hp x_5(k) & -hp x_4(k) \\ 0 & ha_4 & hp x_5(k) & 1 - ha_5 & -hp x_3(k) \\ -hp x_4(k) & hp x_3(k) & hp x_2(k) & -hp x_1(k) & 1 - \frac{h f_r}{j} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ x_3(k) \\ x_4(k) \\ x_5(k) \end{bmatrix} \\ + \begin{bmatrix} h\mu & 0 \\ 0 & h\mu \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{s\alpha}(k) \\ V_{s\beta}(k) \end{bmatrix} & \quad (IV.9) \end{aligned}$$

La forme complète d'équation (IV.9) est la suivante :

$$\begin{cases} X(k+1) = A_d X(k) + B_d U(k) \\ Y(k+1) = C_d X(k) \end{cases} \quad (\text{IV.10})$$

IV.2.3 Le modèle stochastique non linéaire de la MAS

En pratique la MAS ne peut pas être représentée parfaitement par le modèle (IV.6). Pour tenir compte des incertitudes et des perturbations du système, le modèle stochastique suivant est introduit [11], [22], [24] :

$$\begin{cases} X(k+1) = f[X(k), U(k), k] + w(k) \\ Y(k) = CX(k) + v(k) \end{cases} \quad (\text{IV.11})$$

Où $f[X(k), U(k), k]$ est définie dans le paragraphe précédent et 'w' et 'v' sont respectivement les vecteurs de bruit sur le système (bruit d'état) et le bruit sur les mesures dont leurs valeurs moyennes sont nulles.

IV.2.4 Détermination des matrices de covariances des bruits et d'état

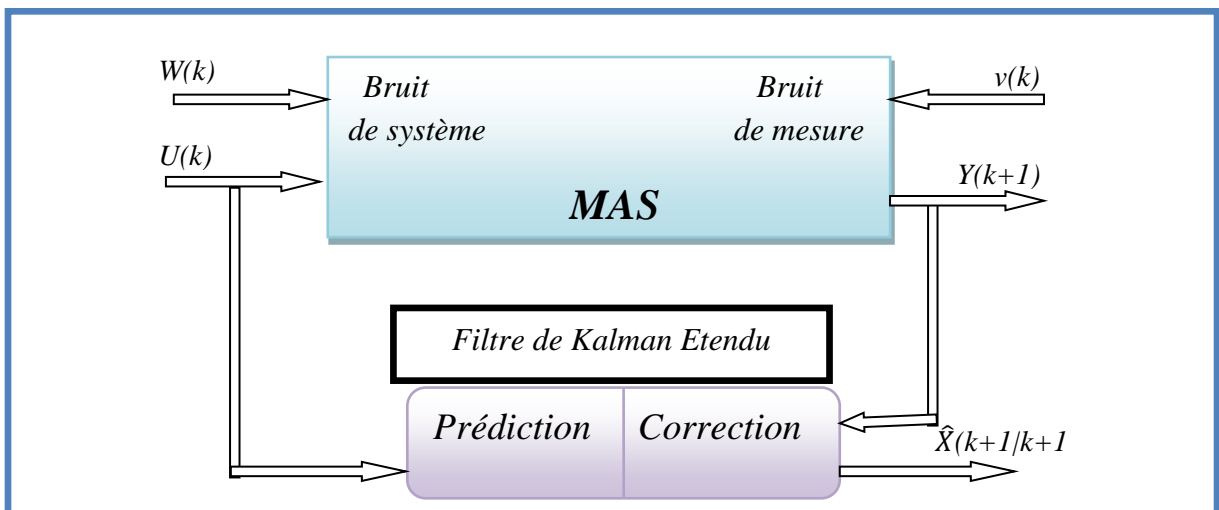
Le filtre de Kalman considère la matrice de covariance du vecteur d'état \mathbf{P} et les matrices de covariances des vecteurs des bruits de système et de mesure comme les suivantes :

$$\begin{aligned} Q &= \text{cov}(w) = E\{ww^T\} \\ R &= \text{cov}(v) = E\{vv^T\} \end{aligned} \quad (\text{IV.12})$$

En supposant que Q et R sont diagonaux, les paramètres dans les axes α et β sont les mêmes. Il suit de cela au total que quatre éléments de covariance de bruits doivent être connus.

IV.3 Implantation de l'algorithme du FKE discret

Maintenant que le modèle du système est considéré en présence des incertitudes d'état et de mesure, l'algorithme de FKE peut être exécuté en utilisant une structure de prédiction - correction illustrée par la Figure (IV.1).



Figure(IV.1) Structure globale du FKE

IV.3.1 Etapes de l'algorithme du FKE

On distingue deux étapes principales pour la réalisation de l'algorithme du FKE. La première est la prédiction, la seconde la correction (ou le filtrage). Ces deux étapes sont introduites par une initialisation du vecteur d'état et des matrices de covariances [12], [19].

➤ Initialisation du vecteur d'état et des matrices de covariances

L'état initial du système X_0 et les matrices de covariance Q et R sont placés ainsi que la valeur initiale de la matrice de covariance d'état P_0 . Cette dernière peut être considérée comme matrice diagonale, où tous ses éléments sont égaux [12], [27].

Les valeurs initiales reflètent le degré de la connaissance des états initiaux. Les valeurs trop élevées indiquent peu d'informations sur les états, en outre des problèmes de divergence et de grandes oscillations des évaluations d'état autour d'une valeur vraie peuvent se produire. Avec des valeurs basses la convergence de vitesse peut diminuer [12].

➤ La phase de prédiction

• Calcul de la prédiction du vecteur d'état

L'objectif de cette étape est de construire une première estimation du vecteur d'état à l'instant $(k+1)$

$$\hat{X}(k+1|k) = f[\hat{X}(k|k), U(k), k] \quad (IV.13)$$

Ainsi, cette mesure de l'état permet de prédire la sortie

$$\hat{Y}(k+1|k) = h\hat{X}(k+1|k) \quad (IV.14)$$

• Calcul de la matrice de prédiction de covariance du filtre

Cette matrice doit être réactualisée, elle est donnée par la formule suivante [11], [13], [25] :

$$P(k+1|k) = F(k)P(k|k)F^T(k) + Q \quad (IV.15)$$

Tal que :

$$F(k) = \left. \frac{\partial f}{\partial X} \right|_{X=\hat{X}(k|k)} \quad (IV.16)$$

Où f est définie par (IV.7) et (IV.8), donc :

$$F(k) = \left[\begin{array}{ccccc} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \frac{\partial f_1}{\partial x_3} & \frac{\partial f_1}{\partial x_4} & \frac{\partial f_1}{\partial x_5} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \frac{\partial f_2}{\partial x_3} & \frac{\partial f_2}{\partial x_4} & \frac{\partial f_2}{\partial x_5} \\ \frac{\partial f_3}{\partial x_1} & \frac{\partial f_3}{\partial x_2} & \frac{\partial f_3}{\partial x_3} & \frac{\partial f_3}{\partial x_4} & \frac{\partial f_3}{\partial x_5} \\ \frac{\partial f_4}{\partial x_1} & \frac{\partial f_4}{\partial x_2} & \frac{\partial f_4}{\partial x_3} & \frac{\partial f_4}{\partial x_4} & \frac{\partial f_4}{\partial x_5} \\ \frac{\partial f_5}{\partial x_1} & \frac{\partial f_5}{\partial x_2} & \frac{\partial f_5}{\partial x_3} & \frac{\partial f_5}{\partial x_4} & \frac{\partial f_5}{\partial x_5} \end{array} \right]_{X=\hat{X}(k|k)} \quad (IV.17)$$

$$F(k) = \begin{bmatrix} 1 - ha_1 & 0 & ha_2 & ha_3 px_5(k|k) & ha_3 px_4(k|k) \\ 0 & 1 - ha_1 & -ha_3 px_5(k|k) & ha_2 & -ha_3 px_5(k|k) \\ ha_4 & 0 & 1 - ha_5 & -hpx_5(k|k) & -hpx_4(k|k) \\ 0 & ha_4 & hpx_5(k) & 1 - ha_5 & -hpx_3(k|k) \\ -hpx_4(k|k) & hpx_3(k|k) & hpx_2(k|k) & -hpx_1(k|k) & 1 - \frac{Hf_r}{J} \end{bmatrix} \quad (IV.18)$$

➤ **Phase de correction**

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

Le gain de filtre de Kalman est donné par :

$$K(k + 1|k + 1) = P(k + 1|k)C^T [C P(k + 1|k)C^T + R]^{-1} \quad (IV.19)$$

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

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

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

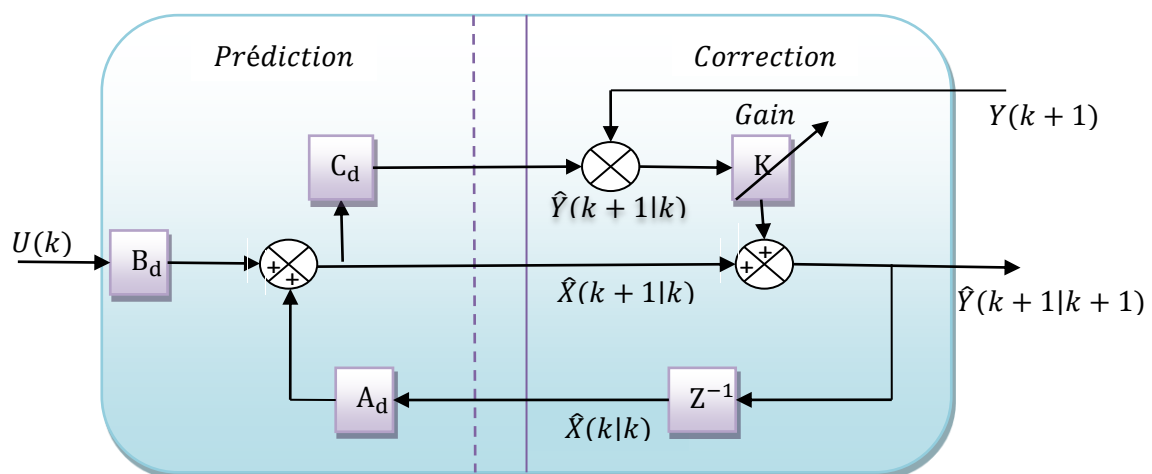
$$\hat{X}(k + 1|k + 1) = \hat{X}(k + 1|k) + K(k + 1)[Y(k + 1) - \hat{Y}(k + 1|k)] \quad (IV.20)$$

- **Calcul de la covariance d'erreur**

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

$$P(k + 1|k + 1) = \{I - K(k + 1)C\} P(k + 1|k) \quad (IV.21)$$

On peut représenter l'algorithme du FKE par cette structure :



Figure(IV.2) Représentation de l'algorithme du Filtre de Kalman

Tout d'abord, le filtre de Kalman est appliqué pour l'estimation du vecteur d'état (courants statoriques et flux rotoriques) et de la résistance rotorique d'un moteur asynchrone alimenté directement par le réseau triphasé standard et tournant à vide.

Le réglage du filtre se fait par l'affectation des valeurs aux matrices Q et R. Dans notre cas, nous recherchons un compromis entre la dynamique et la stabilité tout en favorisant la stabilité. Ces matrices Q et R sont données comme suit:

$$Q = \text{diag} [10^{-6} \quad 10^{-6} \quad 10^{-6} \quad 10^{-6} \quad 10^{-6} \quad] \quad \text{et} \quad R = \text{diag} [10^{-4} \quad 10^{-4} \quad]$$

IV.4 Résultats de simulation

Après avoir établi un modèle de la machine asynchrone (IV.1), un programme a été développé en utilisant MATLAB 7.1 pour simuler son comportement en boucle ouverte en absence de défauts (Les paramètres de cette machine se trouvent dans l'annexe I). Les simulations obtenues à vide et en charge sont représentées sur les figures suivantes :

IV.4.1 Simulation de la machine asynchrone à l'état sain

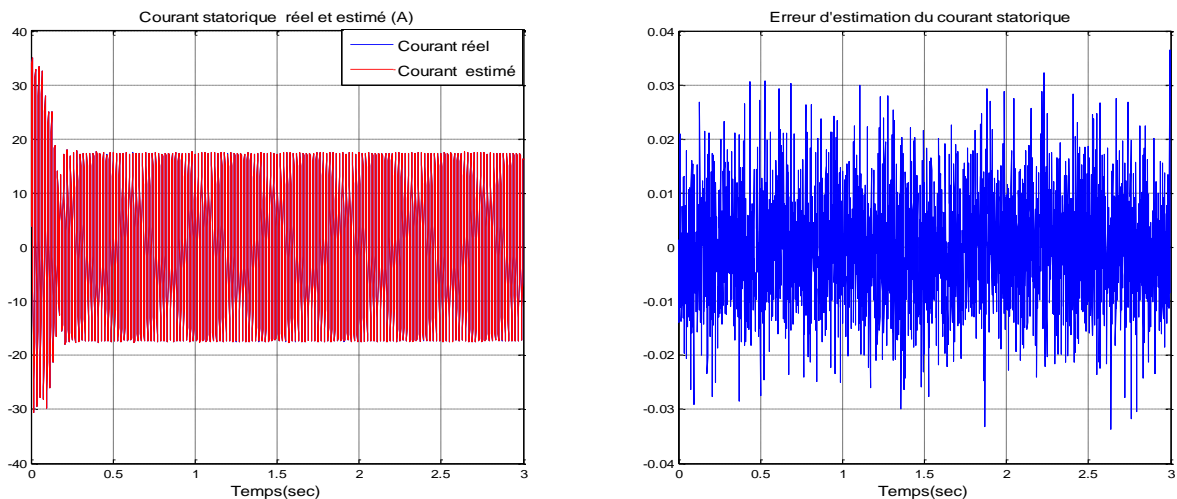


Figure (IV.3) Evolution des courants statorique réel, estimé et son erreur d'estimation

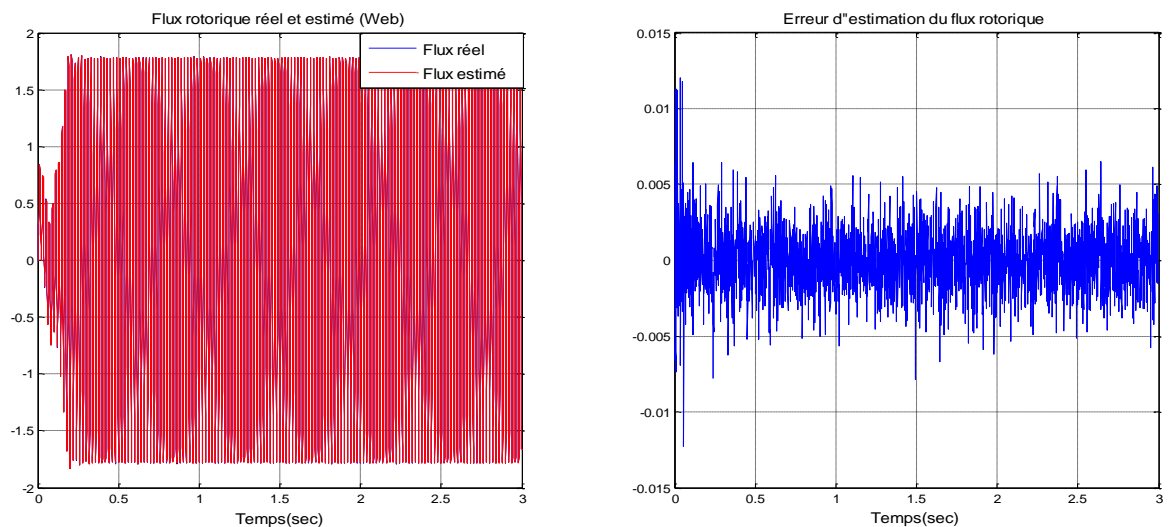


Figure (IV.4) Flux rotorique réel, estimé et son erreur d'estimation

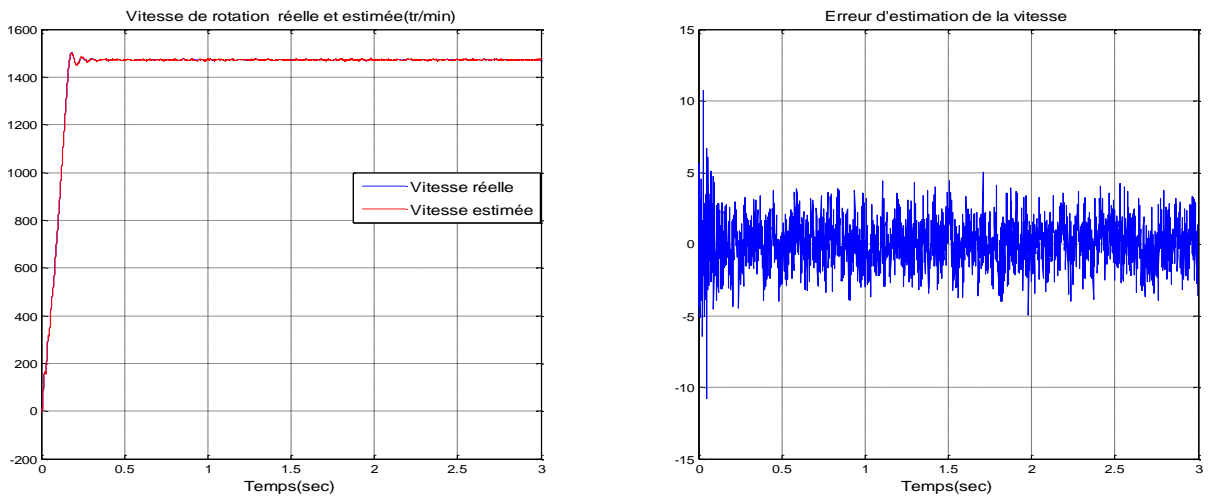


Figure (IV.5) La vitesse de rotation réelle, estimée et son erreur d'estimation

IV.4.2 Machine asynchrone avec application d'un couple de charge à l'état sain

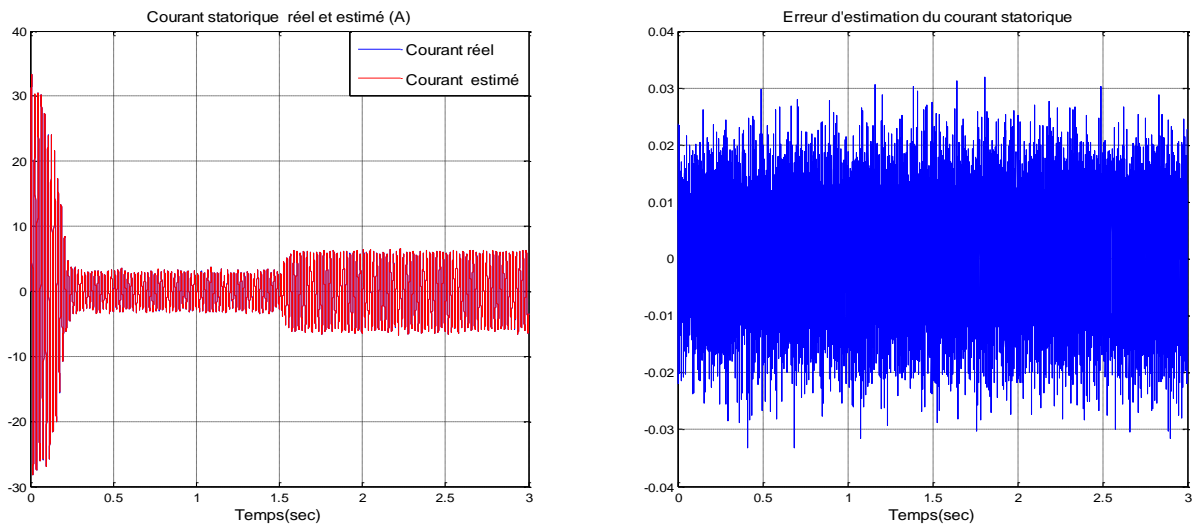


Figure (IV.6) Evolution courant statorique réel, estimé et son erreur d'estimation

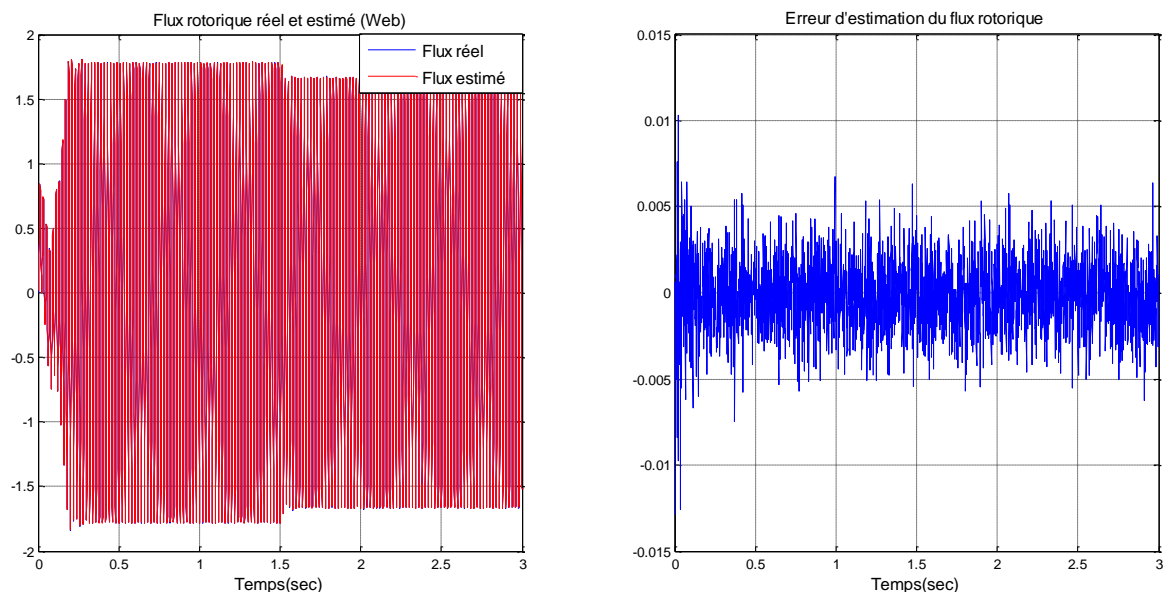


Figure (IV.7) Flux rotorique réel, estimé et son erreur d'estimation

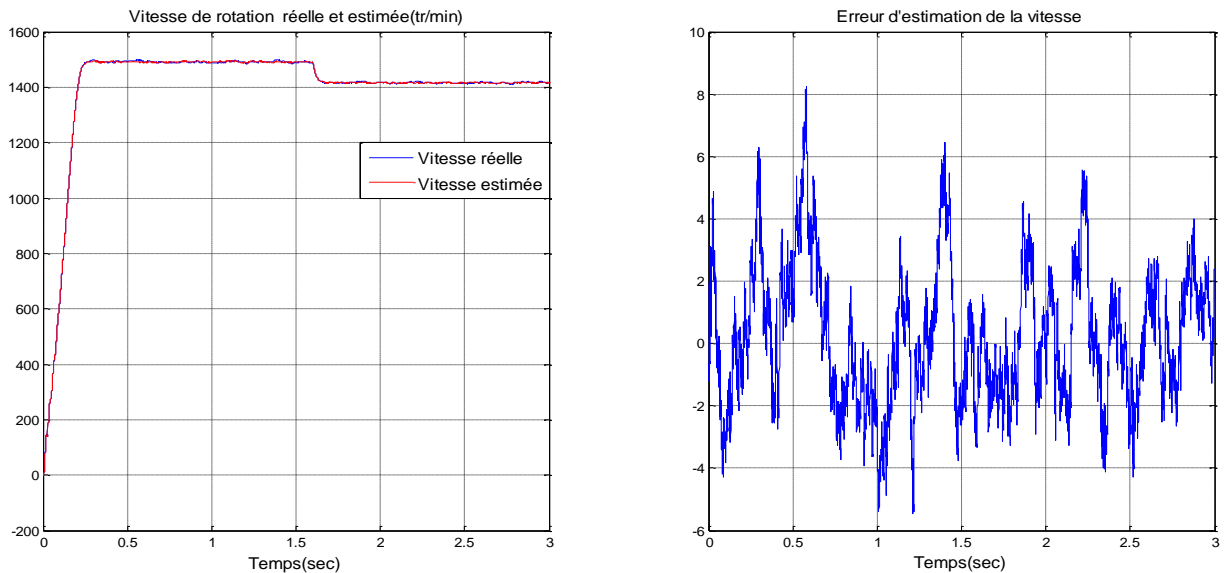


Figure (IV.8) Evolution de la vitesse de rotation réelle, estimée et l'erreur d'estimation
($C_r=10N.m$ à $t > 1.5$ s)

Les résultats de simulation précédents montrent que l'estimation du flux et de la vitesse se fait convenablement. On a constaté une parfaite poursuite en amplitudes et en phases des composantes estimées du courant statorique et du flux rotorique et de leurs composantes réelles respectivement. L'estimation de la vitesse est satisfaisante. En effet, l'erreur d'estimation dépasse ± 6 Tr/min (correspondant à une erreur relative de ± 0.4 %) au démarrage puis tend vers ± 2 Tr/min (correspondant à une erreur relative de ± 0.13 %) en régime permanent. On peut noter que l'influence de la charge est négligeable.

IV.5 Estimation de la résistance rotorique

Dans la pratique, l'apparition d'un défaut engendre des variations des variables électriques (courants) et mécaniques (couple, vitesse) produites par les variations des paramètres de la machine. Mais, les variations de charge entraînent aussi des variations de paramètres électriques. Il nous faut donc discriminer leur influence par rapport à celles des défauts. Etant donné que R_r est le paramètre à estimer, le modèle d'état augmenté est donné par (IV.8),

Où : $R_r = x_6$ présente une variation lente.

- L'équation différentielle d'état

$$\begin{cases} V = [V_{s\alpha} \ V_{s\beta}]^t \\ X = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4 \ x_5 \ x_6]^t = [i_{s\alpha} \ i_{s\beta} \ \varphi_{r\alpha} \ \varphi_{r\beta} \ \Omega \ R_r]^t \end{cases} \quad (IV.22)$$

$$\begin{cases} \dot{X}_1 = -(\gamma_1 + \gamma_2 x_6)x_1 + \frac{K_1}{L_r} x_6 x_3 + K_1 p x_5 x_4 + \frac{1}{\delta L_s} V_{s\alpha} \\ \dot{X}_2 = -(\gamma_1 + \gamma_2 x_6)x_2 - K_1 p x_5 x_3 + \frac{K_1}{L_r} x_6 x_4 + \frac{1}{\delta L_s} V_{s\beta} \\ \dot{X}_3 = \frac{M}{L_r} x_6 x_1 - \frac{1}{L_r} x_6 x_3 - p x_5 x_4 \\ \dot{X}_4 = \frac{M}{L_r} x_6 x_2 + p x_5 x_3 - \frac{1}{L_r} x_6 x_4 \\ \dot{X}_5 = \rho(x_3 x_2 - x_1 x_4) - \frac{C_r}{J} - \frac{f_r}{J} x_5 \\ \dot{X}_6 = 0 \end{cases} \quad (\text{IV.23})$$

$$\text{Avec : } \gamma_1 = \frac{R_s}{\delta L_s} \quad \gamma_2 = \frac{M^2}{\delta L_s L_r^2} \quad K_1 = \frac{M}{\delta L_s L_r} \quad \rho = \frac{pM}{J L_r}$$

$$f = [X(k), U(k), k] = [f_1 \ f_2 \ f_3 \ f_4 \ f_5 \ f_6]^t$$

$$\begin{cases} f_1 = [1 - (\gamma_1 + \gamma_2 Rr(k))h]i_{s\alpha}(k) + h \frac{K_1}{L_r} Rr(k)\varphi_{r\alpha}(k) + h K_1 p \Omega(k)\varphi_{r\beta}(k) + \frac{h}{\sigma L_s} V_{s\alpha}(k) \\ f_2 = [1 - (\gamma_1 + \gamma_2 Rr(k))h]i_{s\beta}(k) + h \frac{K_1}{L_r} Rr(k)\varphi_{r\beta}(k) + h K_1 p \Omega(k)\varphi_{r\alpha}(k) + \frac{h}{\sigma L_s} V_{s\beta}(k) \\ f_3 = h \frac{M}{L_r} Rr(k)i_{s\alpha}(k) + [1 - \frac{1}{L_r} Rr(k)h] \varphi_{r\alpha}(k) - h p \Omega(k)\varphi_{r\beta}(k) \\ f_4 = h \frac{M}{L_r} Rr(k)i_{s\beta}(k) + h p \Omega(k)\varphi_{r\alpha}(k) + [1 - \frac{1}{L_r} Rr(k)h] \varphi_{r\beta}(k) \\ f_5 = h \rho (\varphi_{r\alpha}(k)i_{s\beta}(k) - i_{s\alpha}(k)\varphi_{r\beta}(k)) + [1 - \frac{f_r}{J} h] p \Omega(k) \\ f_6 = Rr(k) \end{cases} \quad (\text{IV.24})$$

$F(k)$

$$= \begin{bmatrix} 1 - (\gamma_1 + \gamma_2 x_6(k|k))h & 0 & h \frac{K_1}{L_r} x_6(k|k) & h K_1 p x_5(k|k) & h K_1 p x_4(k|k) & h \left(-\gamma_2 x_1(k|k) + \frac{K_1}{L_r} x_3(k|k) \right) \\ 0 & 1 - (\gamma_1 + \gamma_2 x_6(k|k))h & -h K_1 p x_5(k|k) & h \frac{K_1}{L_r} x_6(k|k) & -h K_1 p x_3(k|k) & h \left(-\gamma_2 x_2(k|k) + \frac{K_1}{L_r} x_4(k|k) \right) \\ h \frac{M}{L_r} x_6(k|k) & 0 & 1 - \frac{h}{L_r} x_6(k|k) & -h p x_5(k|k) & -h p x_4(k|k) & h \left(\frac{M}{L_r} x_1(k|k) - \frac{1}{L_r} x_3(k|k) \right) \\ 0 & h \frac{M}{L_r} x_6(k|k) & h p x_5(k|k) & 1 - \frac{h}{L_r} x_6(k|k) & h p x_3(k|k) & h \left(\frac{M}{L_r} x_2(k|k) - \frac{1}{L_r} x_4(k|k) \right) \\ -h \rho x_4(k|k) & h \rho x_3(k|k) & h \rho x_2(k|k) & -h \rho x_1(k|k) & 1 - \frac{h f_r}{J} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Le réglage du filtre se fait par l'affectation des valeurs aux matrices Q et R. Dans notre cas, nous recherchons un compromis entre la dynamique et la stabilité tout en favorisant la stabilité. Ces matrices Q et R sont données comme suit:

$$Q = \text{diag} [10^{-5} \ 10^{-5} \ 10^{-5} \ 10^{-5} \ 10^{-4} \ 10^{-4}] \quad \text{et} \quad R = \text{diag} [10^{-6} \ 10^{-6}]$$

IV.5.1 Résultat de simulation

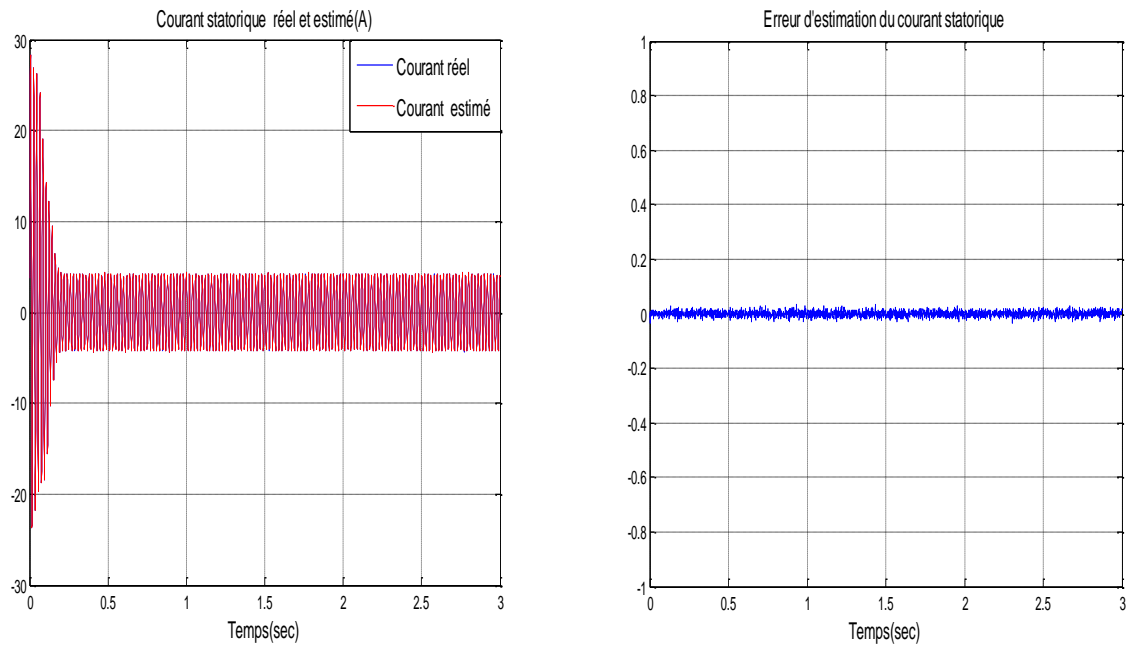
a) $C_r = 0$ N.m (à vide) avec $R_r = R_{rn}$ (sans défaut)

Figure (IV.9) Module du courant statorique (réel, estimé) et son erreur d'estimation

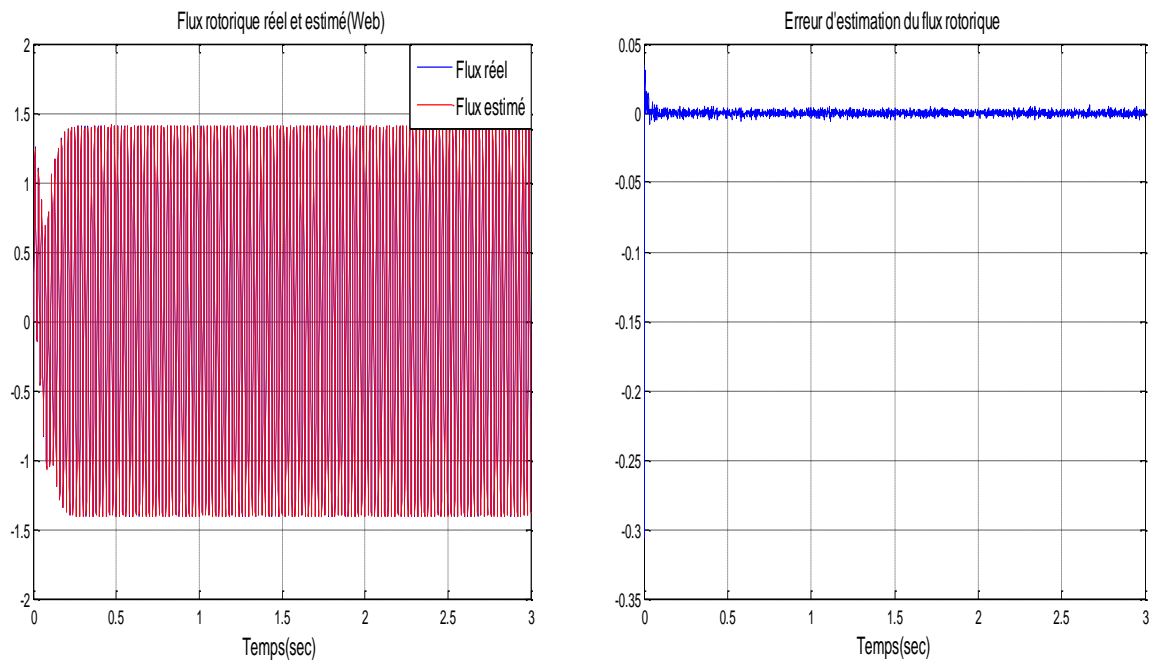
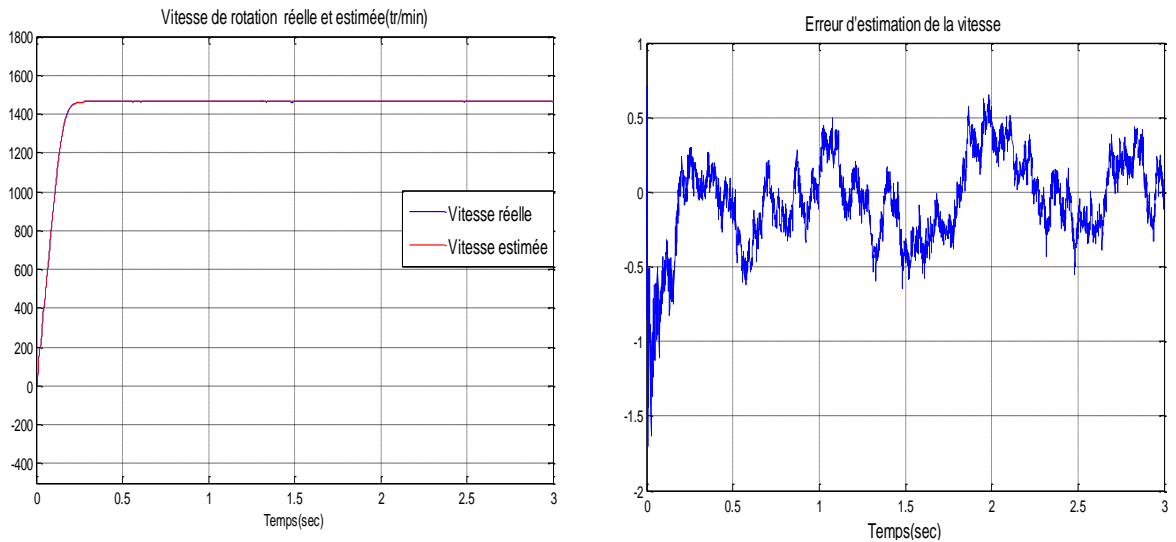


Figure (IV.10) Module du flux rotorique (réel, estimé) et son erreur d'estimation



Figure(IV.11) vitesse rotorique réelle ,estimée et son erreur d'estimation

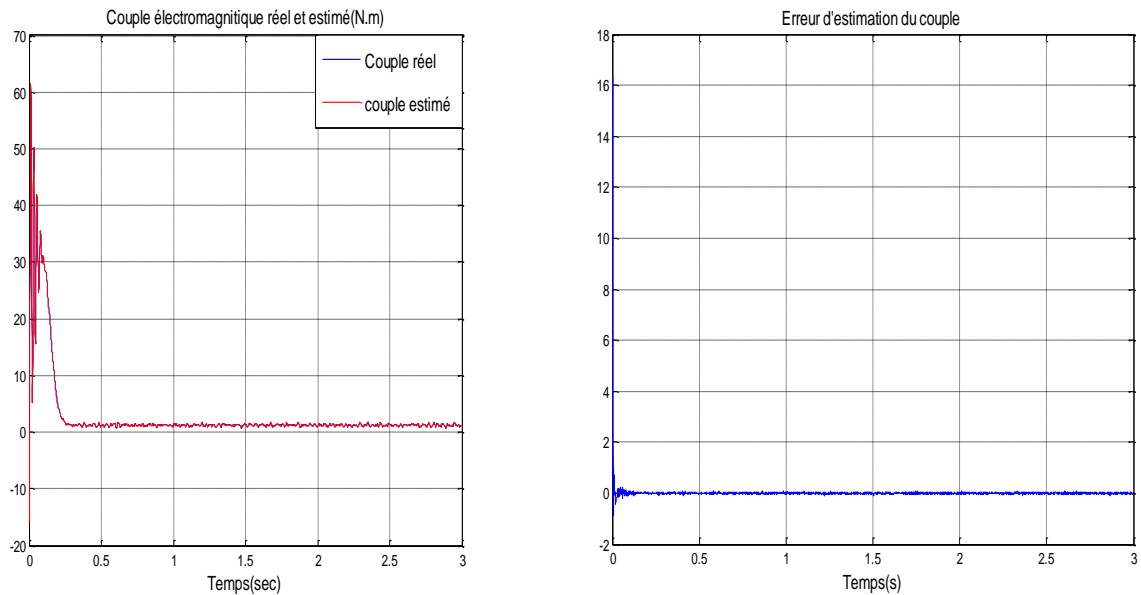


Figure (IV.12) Couple réelle, estimée et son erreur d'estimation

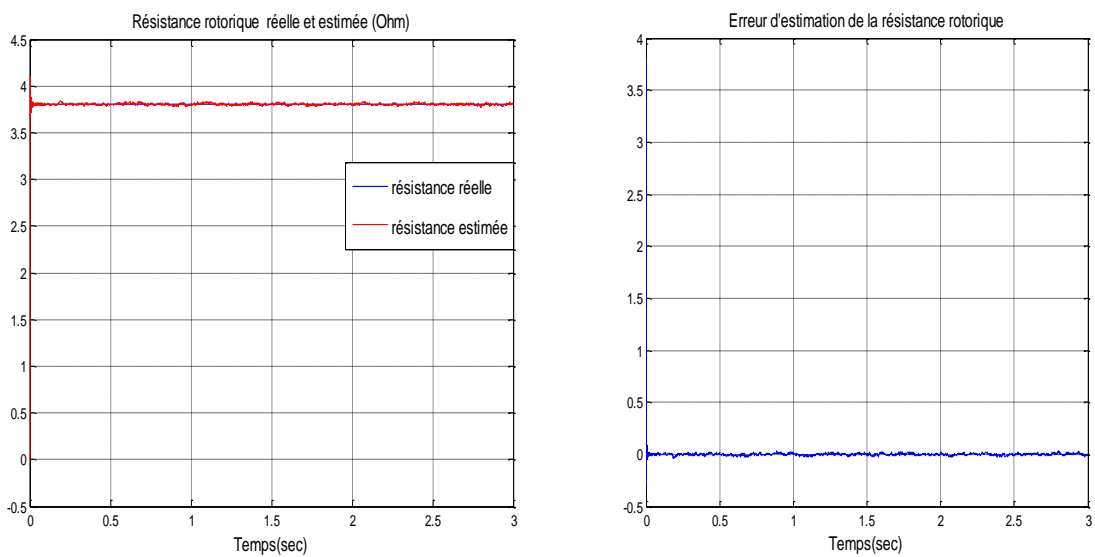


Figure (IV.13) Résistance réelle, estimée et son erreur d'estimation

Les figures (IV.9) et (IV.10), (IV.11), (IV.12), représentent les modules du courant statorique, flux rotorique, la vitesse et le couple estimés. L'erreur d'observation converge vers zéro rapidement. L'apparition d'un écart au démarrage est dû au fait que les conditions initiales de l'observateur et celle du système étudié sont différentes. D'après leurs erreurs d'estimation. L'estimation de la résistance rotorique est montrée sur la figure (IV.13), où on observe que la résistance rotorique converge très rapidement vers sa valeur réelle.

b) $C_r=10$ à $t=1s$; $R_r=R_{rn}+10\%R_{rn}$ à $t=2s$ (en présence d'un défaut rotorique)

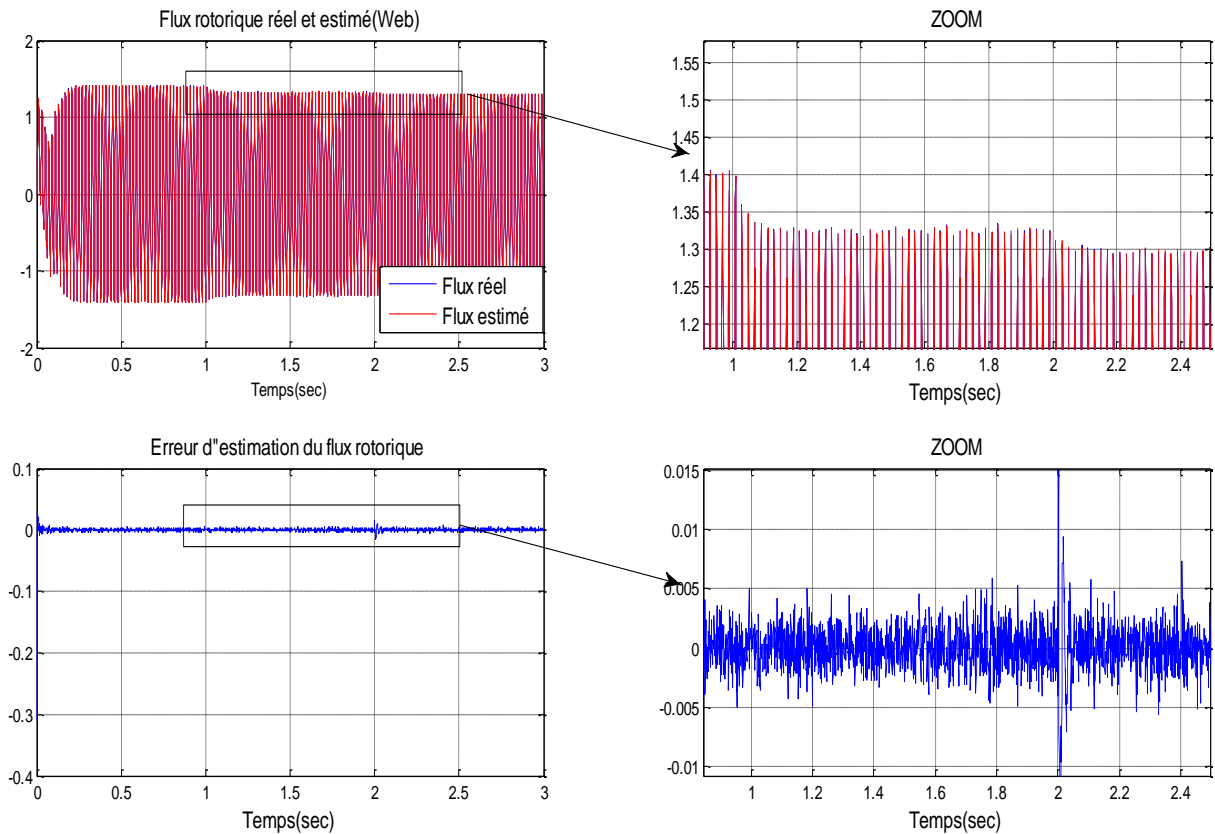


Figure (IV.14) Evolution de flux rotorique (réel, estimé) et son erreur d'estimation

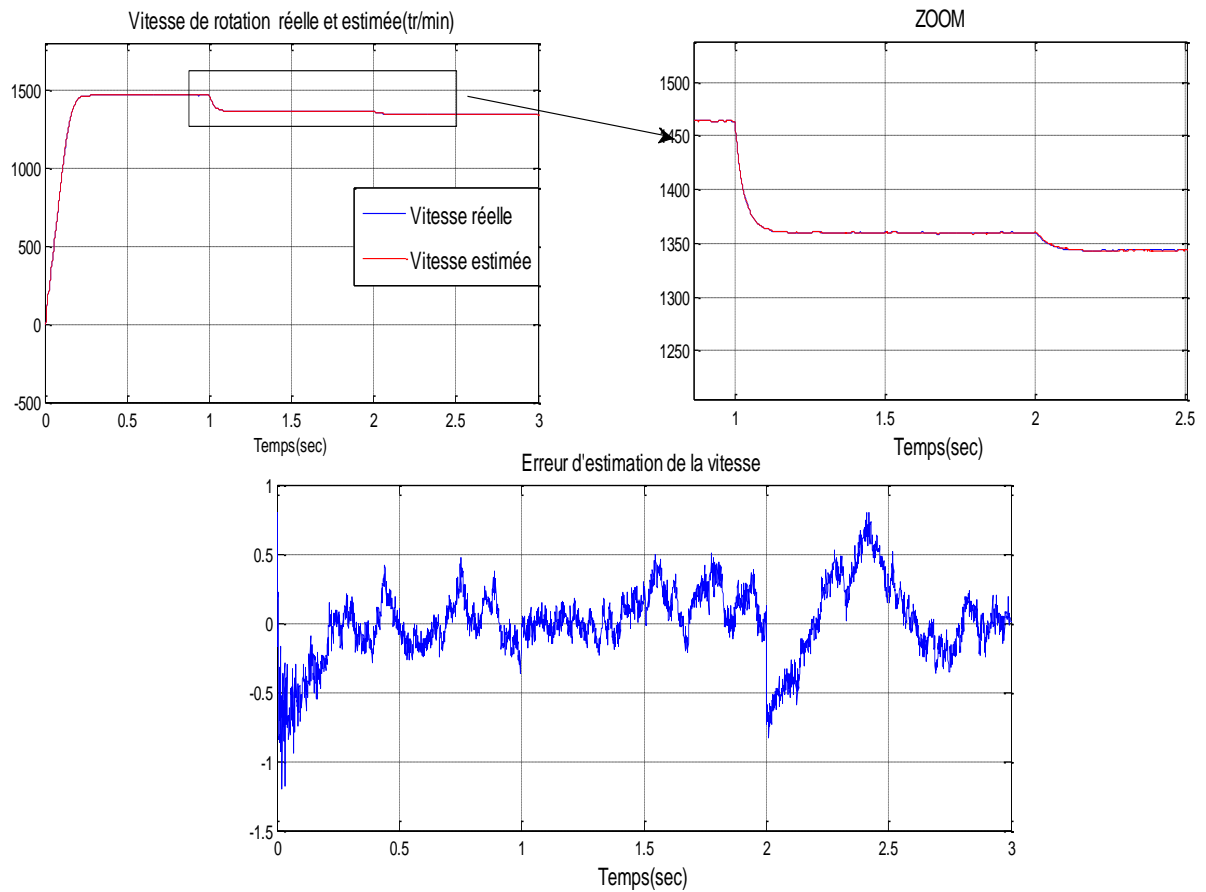


Figure (IV.15) Evolution de vitesse rotorique réelle, estimée et son erreur d'estimation

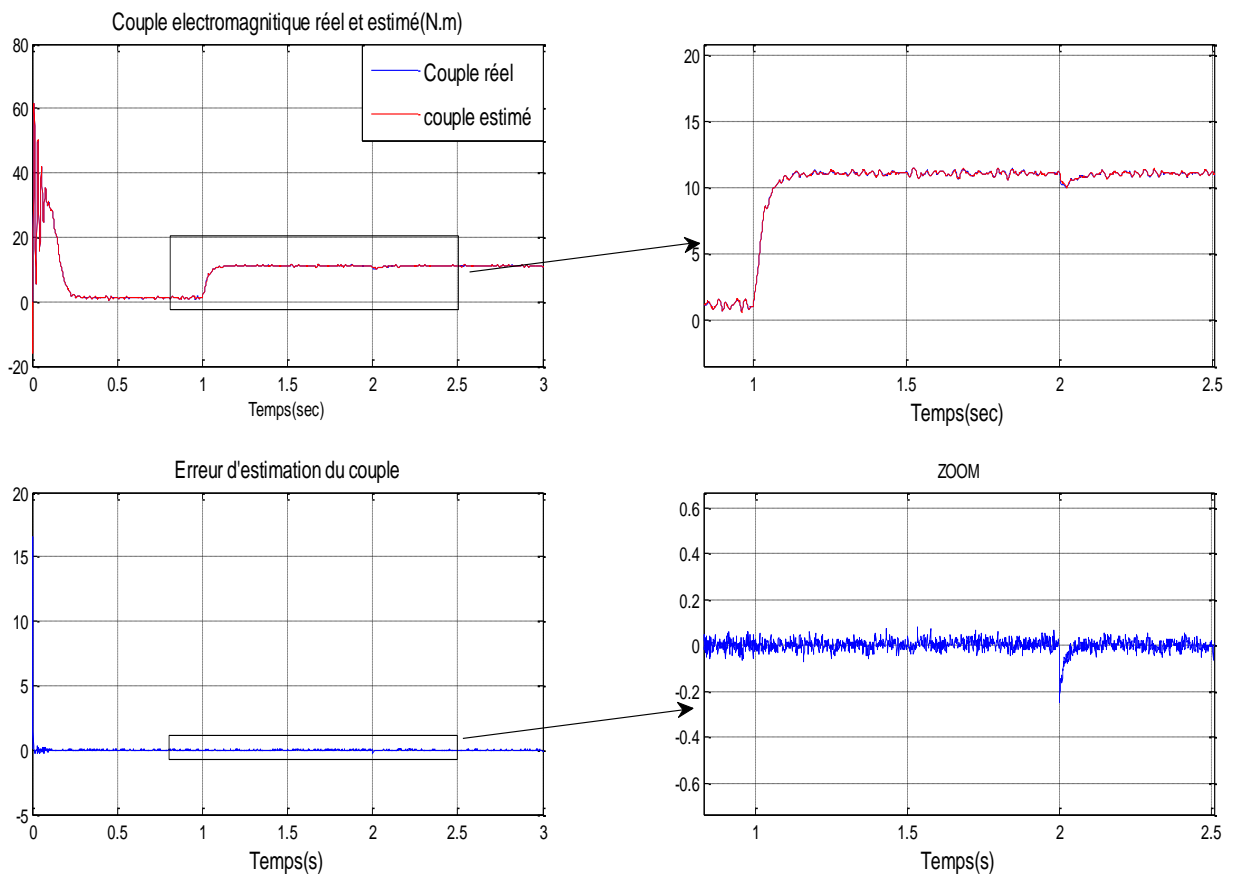


Figure (IV.16) Evolution de couple réelle, estimée et son erreur d'estimation

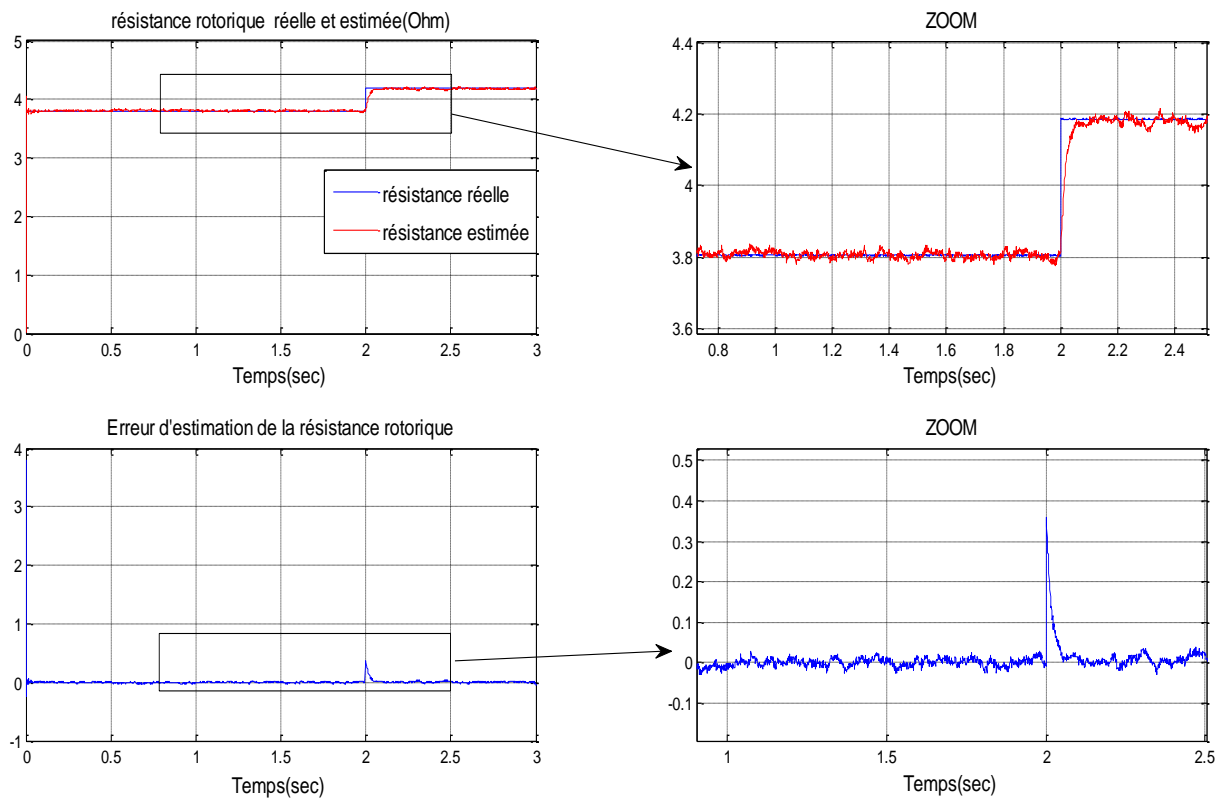


Figure (IV.17) Evolution de résistance réelle, estimée et son erreur d'estimation

On va simuler la machine en charge avec une variation de résistance rotorique figure(IV.17) qui correspondant une cassure de barre. Les figures (IV.15) et (IV.16) illustrent l'évolution de la vitesse de rotation. Elle illustre aussi le couple électromagnétique C_{em} en présence d'un défaut à $t=2s$. Après une phase transitoire, celui-ci se stabilise à une valeur proche de 10 N. m à cause de la présence du couple de charge.

c) Variation de la résistance rotorique (en présence d'un défaut rotorique)

On varie maintenant la résistance aux deux points $t=1.5s$ et $t=2s$ (cassure de barre) couple de charge 10 N.m à $t=1$ et $R_r=R_{rn}+R_{rn}*10\%$ à $t=1.5s$ puis $R_r=R_{rn}+R_{rn}*50\%$ à $t=2s$

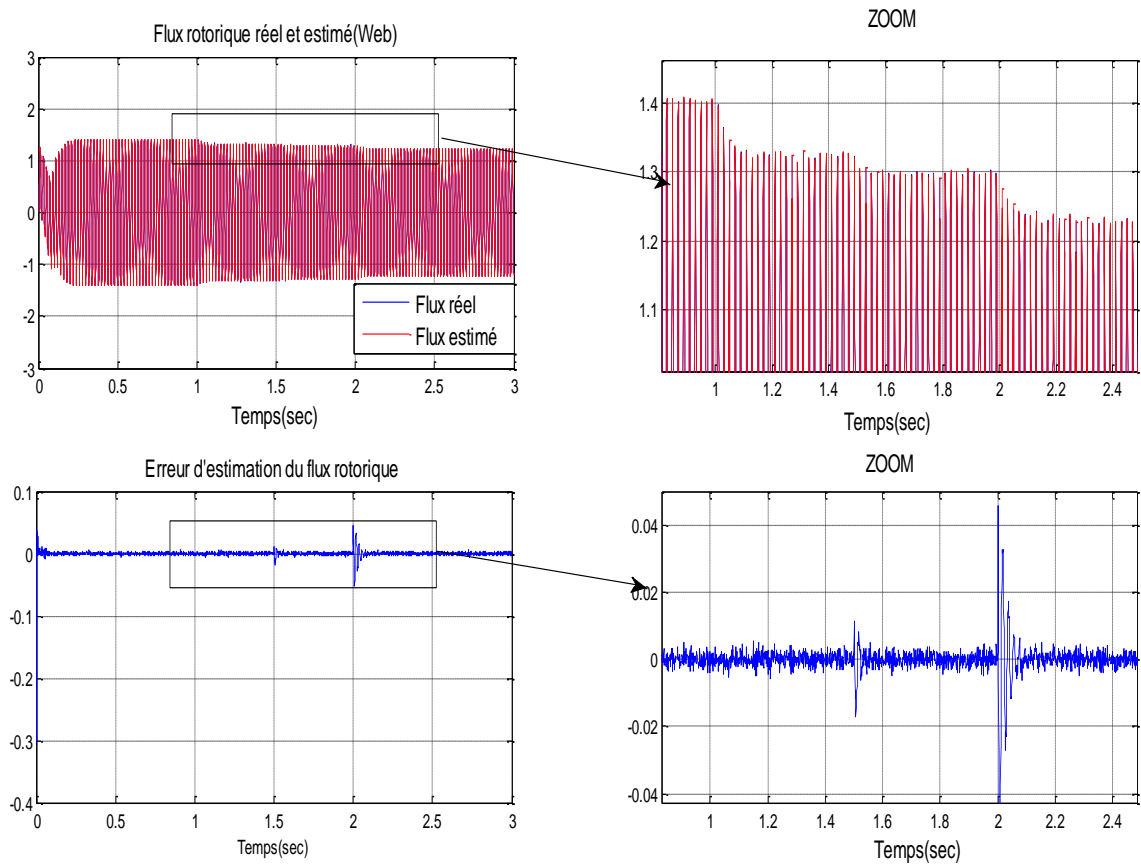


Figure (IV.18) Evolution de flux rotorique (réel, estimé) et son erreur d'estimation

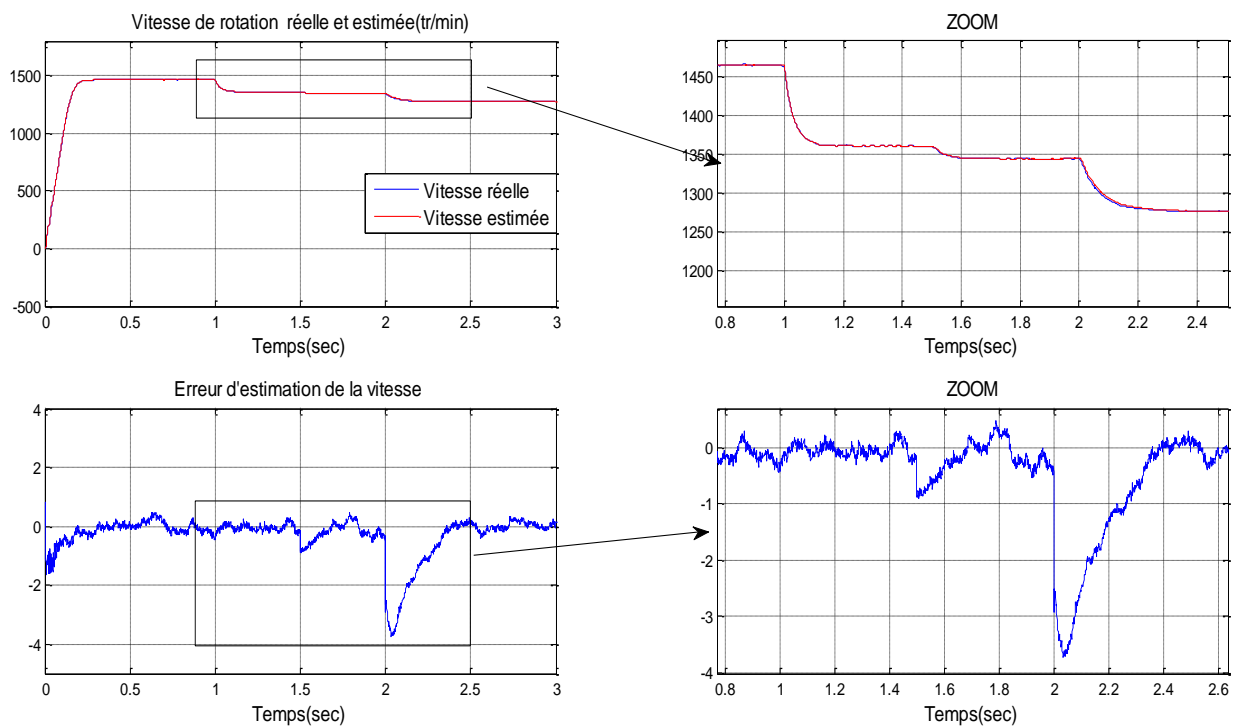


Figure (IV.19) Evolution de vitesse rotorique réelle, estimée et son erreur d'estimation

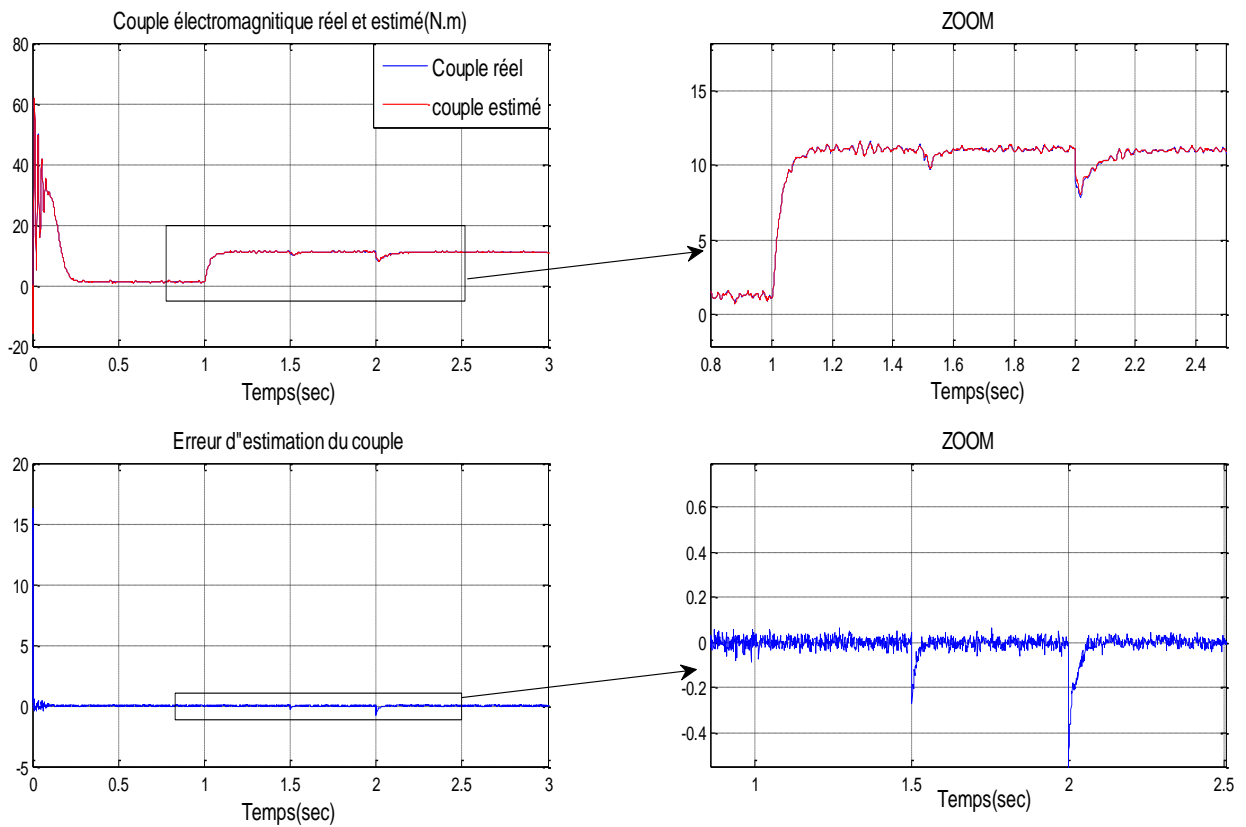


Figure (IV.20) Evolution de couple réelle, estimée et son erreur d'estimation

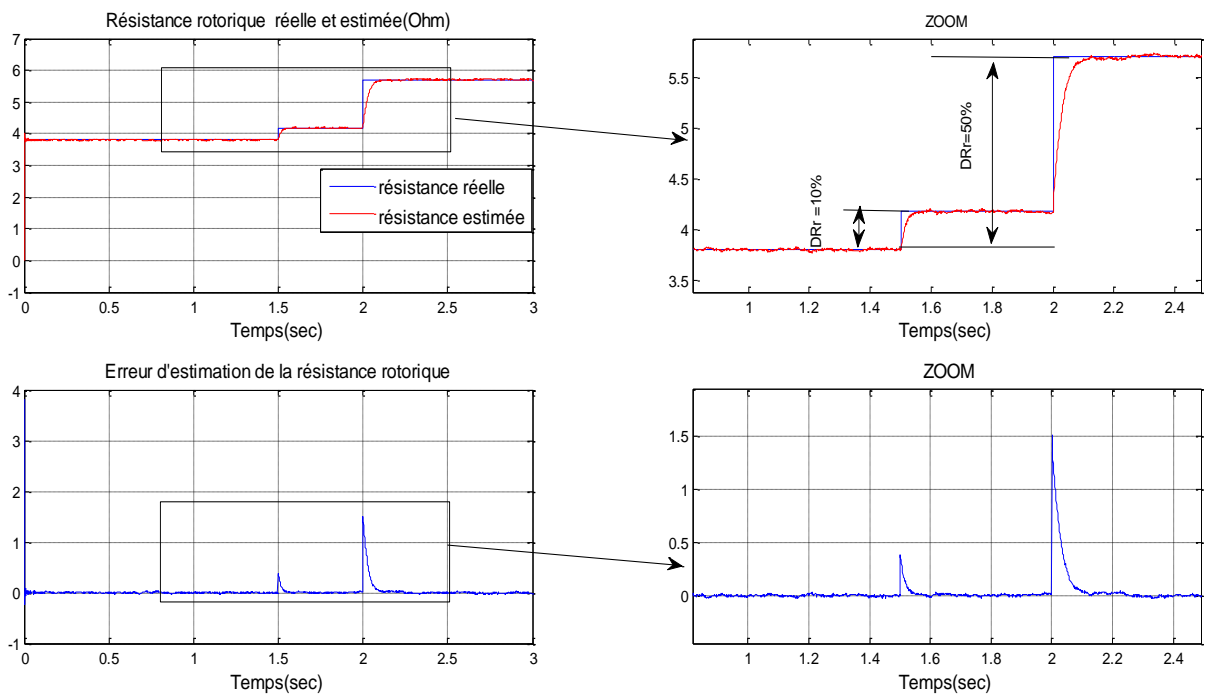


Figure (IV.21) Evolution de résistance réelle, estimée et son erreur d'estimation

La figure (IV.20) illustre l'évolution temporelle en régime transitoire et en régime permanent du couple électromagnétique (C_{em}) en présence d'une cassure de barre rb_0 à $t=1.5s$ et rb_1 à $t=2s$. Après une phase transitoire, celui-ci se stabilise à une valeur proche de 10

N.m à cause de la présence du couple de charge, on remarque dans cette figure des ondulations dans les allures de la vitesse et du couple, à cause de cassures des barres.

La simulation suivante (figure IV. 21) montre les performances d'observateur lors des variations rapides de la résistance rotorique du moteur qui tourne à une vitesse de 1500 tr / min et le couple résistant est égal à 100% de la valeur nominale à ($t = 1s$). Au début de la simulation, la résistance rotorique du moteur est égale à sa valeur nominale. A $t = 1.5 s$, cette résistance est prise égale à une valeur de 4.1855 ohm (augmentation à 10% de la valeur nominale). A $t = 2s$, la résistance rotorique du moteur est prise à nouveau égale à une valeur de 5.7075 ohm (correspondant à une augmentation de 50% de la valeur nominale). L'observateur de Kalman étendu nous a permis le suivi de la résistance rotorique. Donc, ils peuvent se servir comme une alarme indicatrice de défaut.

IV.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons utilisé une technique pour estimer des paramètres de la machine, ainsi de suivre l'évolution des courants et de la résistance rotorique de la machine asynchrone. Cette technique a été testée par simulation. Les résultats obtenus montrent que l'observateur de Kalman étendu peut estimer avec précision en opération normale de la machine, et en présence des défauts rotoriques (barres cassées). L'avantage d'utilisation des courants statoriques comme variables d'état est qu'ils sont directement mesurables.

La simulation avec le logiciel MATLAB à donner des résultats qui reflètent l'état de la machine. Notre observateur nous permet d'identifier la présence d'un défaut au niveau du rotor.

Conclusion

Générale

Conclusion Générale

Le travail traité dans ce mémoire s'inscrit dans la thématique de diagnostic de défaut de la machine asynchrone triphasée à cage d'écureuil. Plus particulièrement les défauts considérés sont la rupture de barres rotoriques. En fait, il est donc important de développer des systèmes de diagnostic permettant de détecter de manière anticipée les défauts pouvant apparaître dans ce type de machines.

Le diagnostic de défauts à base d'observateurs, a été l'objet de notre étude. Dans ce mémoire, nous avons abordé le problème d'estimation d'état et paramètres du système et leur application pour le diagnostic de défauts. Deux types d'observations ont été étudiés. La première consiste à utiliser un observateur déterministe adaptatif (Luenberger adaptatif). La deuxième consiste à utiliser un observateur stochastique non linéaire pour reconstruire les états et paramètres de la MAS.

Pour cela, nous avons scindé notre travail en quatre parties essentielles : la première partie évoque un état de l'art sur le diagnostic. Dans la seconde partie du travail, nous avons présenté la modélisation par la transformation de PARK, avec la précision des différents repères qui peuvent être utilisés, ces derniers dépendent du positionnement de repère de PARK. Dans le troisième chapitre nous avons présenté les observateurs déterministes (observateur de Luenberger) et les observateurs stochastiques (observateur de Kalman). Nous avons focalisé notre étude sur les observateurs par Kalman étendu. Dans le quatrième chapitre, on a montré que l'utilisation de l'observateur de Kalman étendu pour l'estimation des états et des paramètres en vue du diagnostic pourra nous aider dans la détection des défauts rotoriques.

Le suivi des paramètres de la machine sensibles aux défauts à savoir les résistances rotoriques en utilisant le filtre de Kalman étendu nous a permis de détecter la variation importante de certaines grandeurs sensibles aux défauts. Les critères de performances d'une procédure de diagnostic dont le plus crucial est donné par la notion de robustesse qui consiste à déterminer l'existence de défauts en dépit de la présence des perturbations ou de bruits.

La méthode d'estimation à base de filtre de Kalman étendu étudié dans ce mémoire a montré son efficacité pour la détection des défauts rotoriques. Son avantage réside dans sa robustesse vis-à-vis des bruits d'état et de mesure.

Enfin, dans le cadre plus général du diagnostic complet de la machine, il faudrait tester la capacité de nos méthodes dans le cas où l'on serait confronté à d'autres types de défaillances. Il serait également intéressant de réfléchir à des méthodes de surveillance les combinant efficacement. Ceci permettrait l'étude des différents symptômes observés avec différentes méthodes avant la prise de décision (y a-t-il panne ou pas ?) et donc de réduire l'incertitude sur la décision finale.

Perspectives et suggestions futures

De nombreuses directions peuvent être évoquées à savoir :

- Introduction des méthodes d'optimisation pour l'ajustement des paramètres du filtre de Kalman (R et Q).
- Étude de l'influence des diverses variations paramétriques sur les performances du filtre de Kalman étendu.
- Élaboration d'une commande sans capteur en se basant sur les estimations obtenues par le filtre de Kalman étendu.
- Appliquer d'autres types d'observateurs à savoir observateur de Kalman parfumé, observateur à grand gain ...etc.

Annexe

Annexe

La machine utilisée est une machine asynchrone à cage d'écureuil standard.

Ses caractéristiques principales sont les suivantes [2] :

Plaque signalétique

Puissance nominale	1.5 kW
Tension nominale	220/380V
Courant nominale	6.5/3.8 A
Vitesse nominale	1420 tr / min.
Nombre de paires de pôles	$p=2$
Cos φ	0.8
Fréquence nominale	$f_s=50$ Hz

Paramètres électriques

Résistance statorique	$R_s=4.85\Omega$
Résistance rotorique	$R_r=3.805\Omega$
Inductance cyclique du stator	$L_s=0.274$ H
Inductance cyclique du rotor	$L_r=0.274$ H
Inductance mutuelle	$M=0.258$ H

Paramètres mécaniques

Coefficient de frottements	$f_r=0.008$
Moment de d'inertie	$J=0.031$ kg.m ²

Références

Bibliographiques

Références bibliographiques

- [1] **Ali Ibrahim** «Contribution au diagnostic de machines électriques : explication des signaux électriques et de la vitesse instantanée » Thèse de Doctorat Université de SAINT ETIENNE (FRANCE) Mars 2009
- [2] **AOUCHICHE S.** « Diagnostic de défauts à base d'observateurs : Application à la Machine Asynchrone » Mémoire de Master Académique en Automatique Université Mouloud Mammeri, TIZI-OUZOU (ALGERIE) Octobre 2012
- [3] **Ayan Mahmoud M.** «Observation et diagnostic de processus industriels à modèle non linéaire application aux machines électriques » Thèse de Doctorat École centrale de NANTES (FRANCE) juillet 2010
- [4] **AZOUZ A., et al** « Détection de cassure de barres rotoriques dans la MAS à cage par utilisation de la transformée en ondelettes discrète (DWT) » Mémoire de fin d'études diplôme d'ingénieur Université de M'SILA (ALGERIE) 2010
- [5] **BABAK Nahid M.** « Commande vectorielle sans capteur mécanique des machines synchrones à aimants : méthodes, convergences, robustesse, identification « en ligne » des paramètres » Thèse de Doctorat L'Institut National Polytechnique de LORRAINE (FRANCE) décembre 2001
- [6] **BEDDIAF Y.** «Etude et Simulation d'estimateurs et observateurs robustes de flux et de vitesse pour la machine asynchrone » Mémoire de Magister Université de BATNA (ALGERIE) 2006
- [7] **BELACEL M., et al** « Simulation des machines asynchrones à cage modèle multi-enroulements dédiée Au diagnostic des défauts » Mémoire de fin d'études diplôme d'ingénieur Université de M'SILA (ALGERIE) 2007
- [8] **BELKHIRI A., TOUNSI B., DAHMANI A.** « Détection des défauts par les réseaux de neurones artificiels de la machine asynchrone contrôlée par la technique du flux orienté » Mémoire de fin d'études diplôme d'ingénieur Université de M'SILA (ALGERIE) 2007
- [9] **BOUMEGOURA T.** « Recherche de signature électromagnétique des défauts dans une machine asynchrone et synchrone d'observateurs en vue du diagnostic » thèse de Doctorat Ecole centrale de LYON (FRANCE) 2005
- [10] **BOUZIDA A.** « Diagnostic de défauts de la machine asynchrone à cage par la technique des ondelettes » Mémoire de Magister (Ecole Nationale Polytechnique d'Alger (ALGERIE) Janvier 2008

Références Bibliographiques

- [11] **CHEKROUN S.** « Commande neuro-floue sans capteur de vitesse d'une machine asynchrone triphasée » Mémoire de Magister Ecole Normale Supérieure d'Enseignement Technologique d'Oran (ALGERIE) Octobre 2009
- [12] **Dissa A.** « Contrôle Direct du Couple du Moteur à Induction Sans Capteur de Vitesse Associée à un Observateur » Mémoire de Magister Université de Batna (ALGERIE) 2010
- [13] **FEZZANI A.** « Commande Robuste de la Machine à Induction par Adaptation Paramétrique » Mémoire de Ingénieur d'État en Électrotechnique de l'Université de BATNA (ALGERIE) Mai 2009
- [14] **FRAGKOULIS D.** « Détection et localisation des défauts provenant des actionneurs et des capteurs : application sur un système non linéaire » Thèse de Doctorat Université de TOULOUSE(FRANCE) Novembre 2008
- [15] **HILAIRET M.** « Application des outils du traitement du signal à la commande de machine tournantes » Thèse de Doctorat Université de NANTES (FRANCE) Novembre 2001
- [16] **Ichalal D., et al Jun 2008** « Diagnostic des systèmes non linéaires par approche multi-modèle» Workshop Surveillance, Sécurité et Sécurité des Grands Systèmes, 3SGS'08, Troyes .FRANCE
- [17] **GHANES M.** « Observation et commande de la machines asynchrones sans capteur mécanique » Thèse de Doctorat Ecole centrale de NANTES (FRANCE) 2005
- [18] **KHATIR A.** « Etude comparative des modèles des machines asynchrones utilisés en diagnostic des défauts » Mémoire de Magister Université de FERHAT ABBAS – SETIF (ALGERIE) Avril 2009
- [19] **KHELDOUN A.** « Amélioration des Performances d'un Variateur de Vitesse par Moteur Asynchrone Contrôlé par la Méthode à Flux Orienté » Thèse de Doctorat Université de Boumerdès (ALGERIE) Février 2007
- [20] **MEDOUED A.** « Surveillance et diagnostic des défauts des machines électriques : applications aux moteurs asynchrones» Thèse de Doctorat Université du 20 Août 1955-SKIKDA (ALGERIE) Mars 2012
- [21] **MERABET S., HOUASSINE D.** « Diagnostic de défauts de la machine asynchrone à cage d'écureuil par la méthode de reconnaissance des formes » Mémoire de fin d'études diplôme d'ingénieur Ecole Nationale Polytechnique (ALGERIE) 2007
- [22] **MERAD R.** « Outils de diagnostic appliqués à la machine asynchrone à cage d'écureuil » Mémoire de Magister Université de CONSTANTINE (ALGERIE) 2006

Références Bibliographiques

- [23] **MEZAACHE F., MENASRI A.** « Implémentation des " RNA "sur "FPGA" pour le diagnostic des défaillances de la machine asynchrone en utilisant la co-simulation » Mémoire de fin d'études diplôme d'ingénieur Université de M'SILA (ALGERIE) 2009
- [24] **NAIT Slimane B.** « Synthèse d'observateurs non linéaires : Application au diagnostic de défauts» Mémoire de Magister Université Mouloud Mammeri de TIZI-OUZOU (ALGERIE)
- [25] **SAHRAOUI M., et al. Juin 2004** « Diagnostic des défauts dans les moteurs asynchrones triphasés à cage » N°05, pp. 09-16
- [26] **TORKI S.** « Commande vectorielle sans capteur de vitesse de la machine asynchrone : Utilisant le Filtre de Kalman Etendu (EKF) » Mémoire de Master Université de M'SILA (ALGERIE) 2012
- [27] **YAHIA K.** « Estimation en ligne de l'état et des paramètres du moteur asynchrone triphasé » Présenté pour obtenir le diplôme de Magister nouveau régime en Electrotechnique Université de Mohamed Khather BISKRA (ALGERIE) 2005
- [28] **ZHENG Z.** « Commande à haute performance et sans capteur mécanique du moteur synchrone à aimants permanents. » Thèse de Doctorat Université de TOULOUSE(FRANCE) Mai 2008

**MEMOIRE DE FIN D'ETUDES EN VUE DE L'OBTENTION DE DIPÔLME
MASTER EN GENIE ELECTRIQUE
SPECIALITE :**

INGENIERIE DES SYSTEMES ELECTROMECHANIQUES

PROPOSE ET DIRIGE PAR : *Mr Y. LAAMARI*

PRESENTE PAR : *SAHRAOUI Daftmane*

THEME :

***ESTIMATION PAR FILTRE DE KALMAN ETENDU DES ETATS ET
PARAMETRES DE LA MACHINE ASYNCHRONE EN VUE DE
DETECTION DES DEFAUTS.***

Résumé :

Le travail s'inscrit dans la thématique de la surveillance et du diagnostic des défauts de la MAS, il est développé des systèmes de diagnostic pour détecter de manière anticipée les défauts pouvant apparaître dans ce type de machines. Notre contribution s'inscrit dans le cadre de synthèse et de choix des méthodes et des techniques de surveillance et de diagnostic des défauts physiques. Les algorithmes de surveillance reposent sur résidu, qui reflète la cohérence entre le comportement du modèle du système non défaillant et système réel. L'estimation d'état par le filtre de KALMAN étendu (FKE) appliqué au modèle dynamique non linéaire du MAS donne des estimations adéquates avec une robustesse face aux incertitudes et bruits de mesure. L'estimation par l'observateur de Kalman étendu, des états et/ou des paramètres de la machine asynchrone sensibles aux défauts rotorique (cassure de barres) notamment la résistance du rotorique afin d'y extraire les signatures (indicateurs) les plus significatives.

Mots clés

Machine asynchrone ; diagnostic ; estimation; observateurs ; filtre de Kalman étendu.