

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE



MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR  
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE



UNIVERSITÉ IBN-KHALDOUN TIARET

FACULTÉ DES SCIENCES APPLIQUEES

DÉPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE

## THÈSE

Présentée par:

**M<sup>elle</sup>. GHLIB Imane**

En vue de l'obtention du diplôme de :

**DOCTORAT (L.M.D)**

Spécialité : Génie électrique

THÈME

# **Contribution à l'implantation des observateurs d'états pour la commande des systèmes Electriques**

### **Devant le Jury :**

Pr. MIMOUNI Abdenbi :	Président	Professeur- Tiaret
Pr. MESSLEM Youcef :	Encadreur	Professeur- Tiaret
Pr. ALLAOUI Tayeb :	Examineur	Professeur- Tiaret
Dr. DAAOU Bachir :	Examineur	MCA- Oran
Dr. TEDJINI Hamza :	Examineur	MCA- Béchar

Tiaret -2017-2018

## **Remerciements**

*ALLAH merci pour m'avoir donné la force et le souffle pour aboutir.*

*Ma reconnaissance et mes remerciements vont ensuite aux personne ci-après :*

*- Mes parents qui n'ont épargné aucun effort et lésiné sur aucun moyen pour me permettre d'accomplir mes études ; de même que mes frères et ma sœur qui eux aussi ont contribué à leur manière dans cette réussite*

*Je souhaite remercier Monsieur le Professeur **MIMOUNI Abdenbi** pour l'honneur qu'il m'a fait de bien vouloir présider ce jury de thèse.*

*Le Professeur **ALLAOUI Tayeb**, et le docteur **DAAOU Bachir** de l'Université de UST-Oran et monsieur le docteur **TEDJINI Hamza** de l'université de Béchar ont accepté d'examiner ce travail, et ont accepté de participer à l'évaluation de ce travail. Je leur adresse mes plus sincères remerciements.*

*- Mon encadreur, Le Professeur, Monsieur **MESSELEM Youcef**, qui m'a prodigué les conseils nécessaires et orienté judicieusement pour l'élaboration de ce document. Je tiens à signaler particulièrement sa disponibilité et sa motivation*

*- Monsieur **GOUICHICHE Abdelmadjid** pour les encouragements qu'il n'a cessé de m'adresser et pour l'aide et l'assistance qu'il m'a apportée pour accomplir ce travail.*

*- Monsieur **CHEDJARA Zakaria** pour m'avoir soutenu et donné certains moyens utiles et qui m'a été d'un précieux soutien dans la publication de mes travaux.*

*Enfin, et dans le même contexte je ne peux omettre de remercier Tous les membres du laboratoire **LGEP OMARI, CHIBANI, SAFA, ZEBBAR**, et **KOUADRIA** pour m'avoir soutenu, aidés et encouragés afin que je puisse terminer ce travail*

## ***Dédicace***

*A mes parents*

# Table des matières

Liste des Figures

Nomenclature

Introduction Générale ..... 1

## **Chapitre I : Systèmes Dynamiques Observabilité et Observateurs**

I.1 Introduction ..... 6

I.2 Les applications de l'observateur dans l'industrie ..... 7

I.2.1 La supervision ..... 7

I.2.2 La détection des défauts et le diagnostic ..... 8

I.2.3 Le contrôle ..... 8

I.3 L'observabilité ..... 9

I.3.1 Observabilité des systèmes linéaires ..... 9

I.3.2 Observabilité des systèmes non linéaires ..... 10

I.4 La conception des observateurs ..... 12

I.4.1 L'observateur pour les systèmes linéaires ..... 13

I.4.2 Les observateurs pour les systèmes non linéaires ..... 14

I.4.3 Présentation de quelques observateurs ..... 15

I.5 Conclusion ..... 21

## **Chapitre II : Moteur à Induction Modélisation et Commande**

II.1 Introduction ..... 22

II.2 Modèle dynamique du moteur à induction ..... 23

II.2.1 Le moteur à induction ..... 23

II.2.2 Équations électriques et mécaniques du moteur à induction ..... 24

II.2.3 La représentation d'état du modèle moteur à induction ..... 25

---

II.3	La commande vectorielle du moteur à induction .....	28
II.3.1	La commande vectorielle classique .....	28
II.3.2	La commande vectorielle neuronale .....	37
II.3.3	L'incertitude paramétrique (Robustesse vis-à-vis la variation $Rr$ ) .....	41
II.4	Conclusion .....	44
<b>Chapitre III : Commande du Moteur à Induction sans Capteur</b>		
III.1	Introduction .....	46
III.2	L'observabilité du moteur à induction .....	48
III.3	Les observateurs de vitesse étendus .....	49
III.3.1	Filtre de Kalman étendu .....	50
III.4	Les observateurs adaptatifs .....	54
III.4.1	Modèle de référence des systèmes adaptatifs .....	55
III.4.2	Luenberger Adaptatif (LA) .....	55
III.4.3	Filtre de Kalman adaptatif .....	60
III.4.4	Le filtre de Kalman réduit FKR .....	66
III.5	Les observateurs à base des réseaux de neurones .....	73
III.5.1	Réseaux de neurones artificiels .....	73
III.5.2	Mécanisme adaptatif avancé .....	74
III.5.3	ADALINE .....	75
III.5.4	Luenberger neuronal .....	76
III.5.5	Kalman adaptatif neuronal .....	78
III.5.6	Filtre de Kalman d'ordre réduit neuronal .....	81
III.6	Comparaison entre les observateurs .....	83
III.6.1	Basse vitesse .....	83
III.6.2	Tableau comparatif les observateurs .....	85

III.7	Conclusion .....	86
<b>Chapitre IV : Validation expérimentale</b>		
IV.1	Introduction.....	89
IV.2	Description du banc expérimentale.....	89
IV.2.1	Caractéristiques du moteur.....	90
IV.2.2	Caractéristiques du contrôleur numérique utilisé (DSPACE 1104).....	91
IV.2.3	Onduleur.....	92
IV.2.4	Pinces des mesures .....	93
IV.2.5	Encodeur incrémental.....	94
IV.3	Validation expérimentale .....	94
IV.3.1	ADALINE dans la commande .....	94
IV.3.2	ADALINE dans l'observation.....	98
IV.4	Conclusion .....	108
Conclusion Générale : .....		109
Bibliographie .....		111
Annexes .....		111
Annexe A :.....		111
Annexe B :.....		112

## Liste des Figures

### Chapitre I

<b>Figure.I.1</b>	L'observateur dans un système de supervision.....	8
<b>Figure.I.2</b>	L'observateur dans un système de détection des défauts.....	8
<b>Figure.I.3</b>	L'observateur dans un système de commande.....	9
<b>Figure.I.4</b>	Schéma fonctionnel d'un observateur d'état.....	16
<b>Figure.I.5</b>	Le diagramme de l'algorithme du filtre de Kalman.....	19

### Chapitre II

<b>Figure.II.1</b>	Le moteur à induction.....	23
<b>Figure.II.2</b>	Le diagramme de principe de la commande FOC.....	30
<b>Figure.II.3</b>	La structure de la commande vectorielle.....	31
<b>Figure.II.4</b>	Découplage par addition des termes de compensation.....	32
<b>Figure.II.5</b>	Bloc de réglage de $I_{sq}$ après découplage.....	33
<b>Figure.II.6</b>	Bloc de réglage de la vitesse de rotation.....	34
<b>Figure.II.7</b>	Schéma blocs de réglage de flux.....	35
<b>Figure.II.8</b>	La réponse de vitesse pour un régulateur IP : (a)La vitesse de rotation et sa référence (b) l'erreur de poursuite (c) et (d) zoom.....	36
<b>Figure.II.9</b>	Les réponses des courants et leurs références : (a) composante directe (b) composante quadratique.....	37
<b>Figure.II.10</b>	Les réponses des flux et leurs références : (a) composante directe (b) composante quadratique.....	37
<b>Figure.II.11</b>	L'algorithme d'apprentissage d'ADALINE.....	38
<b>Figure.II.12</b>	Schéma fonctionnel du contrôleur de vitesse neural du moteur à induction.....	39

<b>Figure.II.13</b>	La réponse de vitesse pour un régulateur neuronal : (a)La vitesse de rotation et sa référence (b) l'erreur de poursuite (c) et (d) zoom.....	40
<b>Figure.II.14</b>	Les réponses des courants et leurs références : (a) composante directe (b) composante quadratique.....	40
<b>Figure.II.15</b>	Les réponses des flux et leurs références : (a) composante directe (b) composante quadratique.....	41
<b>Figure.II.16</b>	La réponse de vitesse : (a) IP neuronal (b) IP classique.....	42
<b>Figure.II.17</b>	Zoom de réponse : (a) IP neuronal (b) IP classique. ....	42
<b>Figure.II.18</b>	L'erreur de poursuite : (a) IP neuronal (b) IP classique. ....	42
<b>Figure.II.19</b>	Les réponses des courants directes : (a) IP neuronal (b) IP classique.....	43
<b>Figure.II.20</b>	Les réponses des courants quadratiques (a) IP neuronal (b) IP classique. ....	43
<b>Figure.II.21</b>	Les flux rotoriques directes : (a) IP neuronal (b) IP classique. ....	43
<b>Figure.II.22</b>	Les flux rotoriques quadratiques : (a) IP neuronal (b) IP classique. ....	43

### Chapitre III

<b>Figure.III.1</b>	Les techniques de la commande sans capteur du Moteur à Induction.....	47
<b>Figure.III.2</b>	L'organigramme du filtre de Kalman étendu .....	52
<b>Figure.III.3</b>	la vitesse : (a)variation de vitesse (la référence, réelle et estimée), (b) erreur d'estimation la vitesse .....	53
<b>Figure.III.4</b>	Résultat de la vitesse (référence, réel et estimé) (a-b) Zoom in .....	53
<b>Figure.III.5</b>	Les courants statoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique.....	54
<b>Figure.III.6</b>	Les flux rotoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique.....	54
<b>Figure.III.7</b>	La structure de l'observateur adaptatif.....	55
<b>Figure.III.8</b>	Le diagramme de l'observateur adaptatif.....	57
<b>Figure.III.9</b>	Schéma bloc de la commande sans capteur à base de MRAS.....	58

## Liste des figures

---

<b>Figure.III.10</b>	La vitesse : (a)variation de vitesse (la référence, réelle et estimée), (b) erreur d'estimation la vitesse .....	59
<b>Figure.III.11</b>	Résultat de la vitesse (référence, réel et estimé) (a-b) Zoom in.....	59
<b>Figure.III.12</b>	Les courants statoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique .....	59
<b>Figure.III.13</b>	Les flux rotoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique .....	60
<b>Figure.III.14</b>	Le principe du filtre de Kalman adaptatif.....	60
<b>Figure.III.15</b>	Schéma bloc de la commande sans capteur à base de FKA.....	64
<b>Figure.III.16</b>	La vitesse : (a)variation de vitesse (la référence, réelle et estimée), (b) erreur d'estimation la vitesse .....	65
<b>Figure.III.17</b>	Résultat de la vitesse (référence, réel et estimé) (a-b) Zoom in.....	65
<b>Figure.III.18</b>	Les courants statoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique .....	65
<b>Figure.III.19</b>	Les flux rotoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique .....	66
<b>Figure.III.20</b>	L'organigramme de Kalman réduit.....	71
<b>Figure.III.21</b>	La vitesse : (a)variation de vitesse (la référence, réelle et estimée), (b) erreur d'estimation la vitesse .....	72
<b>Figure.III.22</b>	Résultat de la vitesse (référence, réel et estimé) (a-b) Zoom in.....	72
<b>Figure.III.23</b>	Les courants statoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique .....	72
<b>Figure.III.24</b>	Les flux rotoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique .....	73
<b>Figure.III.25</b>	Schéma bloc de MRAS neuronal.....	75
<b>Figure.III.26</b>	L'algorithme d'apprentissage d'ADALINE. ....	76
<b>Figure.III.27</b>	MRAS neuronal .....	76

<b>Figure.III.28</b>	Le diagramme de la commande du MI avec MRAS neuronal.....	77
<b>Figure.III.29</b>	La vitesse : (a)variation de vitesse (la référence, réelle et estimée), (b) erreur d'estimation la vitesse .....	77
<b>Figure.III.30</b>	Résultat de la vitesse (référence, réel et estimé) (a-b) Zoom in.....	77
<b>Figure.III.31</b>	Les courants statoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique .....	78
<b>Figure.III.32</b>	Les flux rotoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique .....	78
<b>Figure.III.33</b>	Schéma bloc de FKA neuronal .....	79
<b>Figure.III.34</b>	Le diagramme de la commande du MI sensorless avec KF neuronal.....	79
<b>Figure.III.35</b>	La vitesse : (a)variation de vitesse (la référence, réelle et estimée), (b) erreur d'estimation la vitesse .....	80
<b>Figure.III.36</b>	Résultat de la vitesse (référence, réel et estimé) (a-b) Zoom in.....	80
<b>Figure.III.37</b>	Les courants statoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique .....	81
<b>Figure.III.38</b>	Les flux rotoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique .....	81
<b>Figure.III.39</b>	la vitesse : (a)variation de vitesse (la référence, réelle et estimée), (b) erreur d'estimation la vitesse .....	82
<b>Figure.III.40</b>	Résultat de la vitesse (référence, réel et estimé) (a-b) Zoom in.....	82
<b>Figure.III.41</b>	Les courants statoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique .....	82
<b>Figure.III.42</b>	Les flux rotoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique .....	83
<b>Figure.III.43</b>	FKE .....	84
<b>Figure.III.44</b>	MRAS (a) classique (b) neuronal .....	84
<b>Figure.III.45</b>	Filtre de Kalman adaptatif (a) classique (b) neuronal.....	84

<b>Figure.III.46</b>	Filtre de Kalman réduit (a) classique (b) neuronal .....	85
----------------------	--	----

**Chapitre IV**

<b>Figure.IV.1</b>	Photo du banc d'essai .....	90
<b>Figure.IV.2</b>	La machine asynchrone à cage d'écureuil associé à une génératrice synchrone.	91
<b>Figure.IV.3</b>	Photo du control bord de la Dspace 1104.....	92
<b>Figure.IV.4</b>	L'onduleur .....	93
<b>Figure.IV.5</b>	Photo capteur de mesure de courant .....	93
<b>Figure.IV.6</b>	L'encodeur incrémental.....	94
<b>Figure.IV.7</b>	Résultat expérimental de la vitesse de rotation par la commande classique .....	95
<b>Figure.IV.8</b>	Zoom autour du régime dynamique de la vitesse .....	95
<b>Figure.IV.9</b>	l'erreur de poursuite.....	96
<b>Figure.IV.10</b>	Les résultats expérimentaux des courants $i_{sd}$ $i_{sq}$ par la commande classique.....	96
<b>Figure.IV.11</b>	Résultat expérimental de la vitesse de rotation par la commande neuronale .....	97
<b>Figure.IV.12</b>	zoom in de la vitesse.....	97
<b>Figure.IV.13</b>	L'erreur de poursuite. ....	98
<b>Figure.IV.14</b>	Les résultats expérimentaux des courants $i_{sd}$ $i_{sq}$ par la commande avancée. ....	98
<b>Figure.IV.15</b>	Résultat expérimental de la vitesse : variation de vitesse.....	100
<b>Figure.IV.16</b>	L'erreur d'estimation.....	100
<b>Figure.IV.17</b>	Les résultats expérimentaux des courants $i_{sd}$ $i_{sq}$ .....	100
<b>Figure.IV.18</b>	Les résultats expérimentaux des courants $i_{s\alpha}$ $i_{s\beta}$ . ....	101
<b>Figure.IV.19</b>	Les résultats expérimentaux des flux rotorique estimés par MRAS. ....	101
<b>Figure.IV.20</b>	: Résultat expérimental de la vitesse : variation de vitesse.....	102
<b>Figure.IV.21</b>	: L'erreur d'estimation.....	102
<b>Figure.IV.22</b>	Les résultats expérimentaux des courants $i_{sd}$ $i_{sq}$ .....	103

## Liste des figures

---

<b>Figure.IV.23</b>	Les résultats expérimentaux des courants $i_{s\alpha} i_{s\beta}$ .....	103
<b>Figure.IV.24</b>	Les résultats expérimentaux des flux rotorique estimés par MRAS .....	103
<b>Figure.IV.25</b>	Résultat expérimental de la vitesse : variation de vitesse.....	104
<b>Figure.IV.26</b>	L'erreur d'estimation.....	104
<b>Figure.IV.27</b>	Les résultats expérimentaux des courants $i_{sd} i_{sq}$ .....	105
<b>Figure.IV.28</b>	Les résultats expérimentaux des courants $i_{s\alpha} i_{s\beta}$ .....	105
<b>Figure.IV.29</b>	Les résultats expérimentaux des flux rotorique estimés par MRAS neuronale.	105
<b>Figure.IV.30</b>	Résultat expérimental de la vitesse : variation de vitesse.....	106
<b>Figure.IV.31</b>	L'erreur d'estimation.....	106
<b>Figure.IV.32</b>	Les résultats expérimentaux des courants $i_{sd} i_{sq}$ .....	107
<b>Figure.IV.33</b>	Les résultats expérimentaux des courants $i_{s\alpha} i_{s\beta}$ .....	107
<b>Figure.IV.34</b>	Les résultats expérimentaux des flux rotorique estimés par MRAS neuronal ..	107

## Nomenclature

### Symboles

$C_r$  : Couple résistant.

$f$  : Coefficient de frottements.

$i_{dq}$  : Courant statoriques dans le repère  $(d, q)$

$i_{\alpha\beta}$  : Courant statoriques dans le repère  $(\alpha, \beta)$  fixé au stator

$J$  : Moment d'inertie

$L_s$  : Inductance statorique.

$L_r$  : Inductance rotorique.

$M_{sr}$  : Inductance mutuelle

$R_b$  : Résistance d'une barre rotorique

$R_e$  : Résistance totale de l'anneau

$R_s$  : Résistance statorique.

$R_r$  : Résistance rotorique.

$P$  : nombre de paire de pôles

$u(t)$  : Vecteur de tension de commande.

$v_{dq}$  : Tension statoriques dans le repère  $(d, q)$

$v_{\alpha\beta}$  : Tension statoriques dans le repère  $(\alpha, \beta)$  fixé au stator

$x(t)$  : Vecteur d'état.

$y(t)$  : Vecteur de sortie

$\omega_r$  : Vitesse électrique du rotor

$\omega_s$  : Pulsation statorique

$\theta$  : Position du rotor

$\psi_{dq}$  : Flux rotoriques dans le repère  $(d, q)$

$\psi_{\alpha\beta}$  : Flux rotoriques dans le repère  $(\alpha, \beta)$  fixé au stator

Les autres symboles utilisés sont définis dans le texte.

### **Abbreviations**

ADALINE: ADALine LInear NEuron

ADC: Analog to Digital Converter

DAC: Digital to Analog Converter

DSP: Digital signal processor

FK: Filtre de Kalman

FKE: Filtre de kalman étendu

FKR : Filtre de Kalman réduit

IRFO: Indirect rotor flux oriented

LE : Luenberger adaptatif

MAS : Moteur asynchrone

MI: Moteur à Induction

MLI : Modulation de Largeur d'Impulsion

MRAS : Model Référence adaptative System

SVM : Space vector modulation

PI : Régulateur Proportionnel et Intégral

IP : Régulateur Intégral et Proportionnel

## Introduction Générale

La mise en œuvre de la commande des systèmes industriels est souvent basée sur l'hypothèse de la disponibilité des états de mesure en ligne. Cependant, dans la pratique, certains d'entre eux peuvent ne pas être mesurables en raison d'un manque de dispositifs appropriés ou du prix élevé des capteurs. Pour ces raisons, des dispositifs appelés observateurs sont développés pour reconstruire le vecteur d'état afin d'estimer les variables manquantes et, en même temps, de réduire le coût de l'installation ou des équipements manufacturés.

Luenberger et Kalman ont été les pionniers dans l'introduction des concepts de base des observateurs d'état. Cependant, au fil des années, la recherche sur la conception d'observateurs est devenue populaire mais difficile en raison des exigences de précision élevée, de faible coût et des bonnes performances de prédiction.

Les applications des observateurs d'états sont nombreuses dans le domaine du génie électrique. Ils permettent de donner et estimer l'état d'un système à partir d'une information à priori sur l'évolution de cet état (modèle) et de mesures réelles. Ils seront utilisés pour estimer des conditions initiales inconnues, prédire des trajectoires de mobiles (trajectographie), localiser un engin (navigation, radar,...) et également pour implanter des lois de commande fondées sur un estimateur de l'état.

Pour exploiter les observateurs que nous allons développer tout le long de cette thèse nous avons sélectionné le moteur à induction comme un outil de test vu sa large utilisation dans l'industrie en plus de son modèle non-linéaire qui présente plus de contraintes en vue de sa commande.

La commande du moteur à induction (MI) à flux orienté nécessite la connaissance de la vitesse du rotor et de la mesure du courant du stator. La mesure de la vitesse devient une contrainte supplémentaire dans certaines applications.

La commande de MI sans capteur permet d'éviter la fragilité du capteur mécanique, d'éliminer la difficulté de montage du capteur. Il y a beaucoup de travaux dans la littérature concernant les algorithmes de capteur de vitesse parmi eux, les observateurs d'état. Son principe est basé sur les équations dynamiques du MI.

Si on revient aux observateurs, ils peuvent être classés en trois grandes catégories : les observateurs déterministes, les observateurs stochastiques et les observateurs adaptatifs. L'estimation optimale des observateurs stochastiques est basée sur l'élimination du bruit (par exemple le filtre de Kalman KF) alors que le déterministe les néglige (Luenberger, observateurs de mode glissant, ...), et les observateurs adaptatifs sont basés sur MRAS (modèle de référence du système adaptatif).

MRAS est basé sur la comparaison entre les résultats de deux estimations. Les erreurs de sortie sont ensuite utilisées pour piloter un mécanisme d'adaptation approprié qui génère la vitesse estimée. MRAS basé sur le flux de rotor est la plus populaire. Le problème principal de la commande de capteur basée sur un modèle est lié aux faibles vitesses.

On note que le modèle du moteur à induction est un système stochastique qui est influencé par les bruits de la modélisation ou de la mesure, l'algorithme de Kalman illustre bien l'estimation optimale de la vitesse du rotor.

La version étendue du filtre Kalman (FKE) conçue pour les systèmes non linéaires a montré une bonne performance quel que soit le type de commande IM (DTC, IRFO, Backstepping-mode glissant ...) même en basse vitesse. Non seulement, pour estimer le flux et la vitesse du rotor, mais aussi EKF est utilisé pour corriger et diagnostiquer en estimant les paramètres. Par ailleurs, d'autres travaux étendent le modèle IM afin d'estimer la charge de couple pour compenser et éliminer l'erreur statique. Chaque fois que le système est plus étendu, l'estimation est plus précise et le coût de calcul devient plus important. Ce qui rend ce filtre n'est pas convenable dans toutes les situations. La plupart des résultats ne sont vérifiés que par simulation. Ainsi, au lieu d'utiliser un modèle d'ordre 5 ou plus, un ordre FK linéaire d'ordre 4 est suffisant pour estimer le flux du rotor. Et la vitesse du rotor est calculée avec le mécanisme d'adaptation. Selon une comparaison entre l'estimation adaptative de la vitesse basée sur le FK linéaire, l'FKE simple et l'observateur de flux adaptatif de vitesse. Ainsi, le FK linéaire est adapté à une utilisation avec des structures complexes qui nécessitent des exigences de calcul élevées.

Cependant lorsque la vitesse du rotor est calculée avec un mécanisme d'adaptation, les régulateurs PI sont les schémas d'adaptation les plus utilisés pour les observateurs adaptatifs afin de calculer la vitesse du rotor estimée. Néanmoins, les contrôleurs PI à gain fixe peuvent ne pas fournir les performances nécessaires, en raison de la variation continue des conditions de fonctionnement. Pour cela, de nombreuses solutions sont proposées comme des mécanismes d'adaptation avancés, le contrôleur de logique floue, l'adaptation en mode glissant et les

algorithmes RNA (les règles d'apprentissage BPN, les méthodes moindres carrés ordinaires). Dans notre travail, les gains de PI varient en fonction des conditions d'exploitation en utilisant la règle d'apprentissage ADALINE comme approche originale. Le principal avantage de cette méthode : une architecture simple en comparaison avec les autres solutions citées plus haut.

Dans cette thèse, nous explorons la possibilité d'améliorer les observateurs adaptatifs avec un nouveau schéma d'adaptation. Ils consistent à séparer l'estimation du flux du rotor et de la vitesse du rotor en deux étapes successives. Lorsque les courants du stator et le flux du rotor sont calculés soit par l'observateur de Luenberger, ou un le filtre de Kalman linéaire, la vitesse est considérée comme la sortie du correcteur PI. Les gains PI sont fixés pour toute la durée de fonctionnement de l'observateur. Ils caractérisent la réponse de l'estimateur. Ils sont choisis avec des tests "essais et erreur". C'est-à-dire, tâtonner jusqu'à ce que les résultats soient satisfaisants. Dans d'autres cas, l'attitude du système change avec le temps rendant ces gains invalides pour toutes les conditions de fonctionnement. A cet effet, la méthode que nous proposons pour améliorer le mécanisme d'adaptation de la vitesse qui garantit la précision et l'optimisation de l'estimation. C'est une technique "intelligente" basée sur les algorithmes des réseaux de neurone artificiels (RNAs). Nous proposons de déterminer les paramètres PI en utilisant l'algorithme d'apprentissage d'ADALINE (ADaptive Linéaire NEuron), cette méthode est motivée par le besoin de sa flexibilité (il ne faut adapter qu'un seul poids) ; le principal avantage de cette technique est sa simplicité en comparaison avec d'autres méthodes similaires.

Ainsi, la thèse s'articule autour de quatre chapitres :

Dans le premier chapitre, nous présenterons un état de l'art sur l'observabilité et les observateurs des systèmes linéaires et non linéaires. En outre nous exposerons les principaux observateurs cités dans la littérature expliquant brièvement le principe de chaque observateur.

Dans le deuxième chapitre, nous allons présenter des modélisations basées sur la représentation d'états du moteur asynchrone triphasé. Ces modèles vont servir comme un moyen nécessaire pour la synthèse des commandes vectorielles. Deux types des régulateurs de vitesse seront présentés un régulateur classique et un régulateur basé sur les RNA.

Le troisième chapitre sera consacré à la synthèse des observateurs dédiés l'estimation des états de la machine asynchrone en vue de la commande sans capteur de vitesse. On commencera par le filtre de Kalman étendu pour estimer la vitesse et le flux. Puis les observateurs : Luenberger, filtre de Kalman linéaire, et filtre de Kalman réduit sont synthétisés en utilisant la technique MRAS

(model référence adaptif system). Une comparaison entre ces observateurs avec des observateurs exploités en utilisant la règle d'apprentissage ADALINE comme approche originale sera montrée à la fin de ce chapitre.

Dans Le quatrième chapitre, une mise en œuvre expérimentale des méthodes développées dans ce manuscrit à base de calculateur numérique (Dspace 1104).

Et nous concluons notre travail avec une conclusion générale et des perspectives.

# **Chapitre I :**

## **Systèmes Dynamiques**

### **Observabilité et Observateurs**

## I.1 Introduction

Dans de nombreux travaux [1], [2] la mise en œuvre des algorithmes de commande, de supervision et de diagnostic nécessite la connaissance de tous les composants du vecteur d'état du système. Cependant, en raison du coût élevé des capteurs, de la réduction de l'espace physique à l'intérieur ou autour du système, du poids ou de l'augmentation de la complexité du système, il est souvent nécessaire de limiter le nombre de capteurs. Une situation similaire se produit lorsqu'un capteur tombe en panne. Une solution pour éviter ces difficultés est d'éliminer les capteurs en les remplaçant par des capteurs software, qui sont bien connus en tant qu'observateurs en théorie de la commande. L'observateur peut également être utilisé pour accroître la fiabilité par redondance vis-à-vis des capteurs matériels. Cependant, avant de concevoir un observateur, il est essentiel de vérifier si le système satisfait la propriété d'observabilité c'est-à-dire est ce qu'il peut être déterminé de façon unique.

En utilisant la notion d'observabilité, au début des années 1960, Kalman et d'autres l'ont fait pour les systèmes linéaires[3], [4]. Plusieurs techniques et outils ont été développés pour étudier l'observabilités des systèmes. Cependant, les systèmes non linéaires n'ont pas été abordés efficacement jusqu'au début des années 1970 [5]. Généralement, la propriété d'observabilité d'un système non linéaire dépend des entrées. Une analyse de ces dernières appliquées au système est alors nécessaire pour juger s'il existe une entrée qui rend le système inobservable. Il est clair que dans ce cas l'observateur ne peut pas fonctionner convenablement.

D'autre part, plusieurs méthodologies ont été proposées pour concevoir un observateur pour systèmes non linéaires [6]. Une méthodologie approximative classique consiste à appliquer des techniques linéaires pour estimer l'état du système. La première étape est la linéarisation approximative du système non linéaire autour d'un point d'équilibre[7]. Le système linéarisé résultant est utilisé pour produire un observateur. Cependant, cet observateur ne peut être efficace qu'autour du point d'équilibre. Une autre façon de construire un observateur est basée sur l'algorithme appelé le filtre de Kalman étendu[8]. Le filtre de Kalman étendu (KFE) est largement utilisé, car sa conception est relativement simple et cet observateur donne de bons résultats pour l'observation du système non linéaire[8]–[12]. L'KFE utilise les équations classiques du filtre de Kalman pour l'approximation de premier ordre du modèle non linéaire. D'autre solution existe, il s'agit de concevoir un observateur pour un système non linéaire et de le transformer en un autre système pour lequel une classe d'observateurs est connue[13]. A cet effet, plusieurs méthodologies

---

sont proposées dans la littérature pour transformer un système non linéaire en classes particulières de systèmes non linéaires généraux [14]. La liste des approches qui sont appliquées à la conception d'observateur non linéaire n'est pas entière et n'est pas unique étant donné qu'il existe des combinaisons de ces différentes approches[14].

Il peut y avoir une multitude de raisons pour lesquelles l'observation est désirée, mais dans le sens de l'ingénierie de commande, elle peut être divisées en trois catégories[15], la supervision, la détection des défauts et le contrôle.

Le premier problème qui sera abordé dans ce chapitre est l'analyse de l'observabilité de l'état du système. Avant cela, nous donnons d'abord la définition de la propriété d'observabilité. Ensuite, une subdivision selon la linéarité du système sera alors présentée pour illustrer l'applicabilité de l'observabilité. Et on finira par les types des observateurs des systèmes existants.

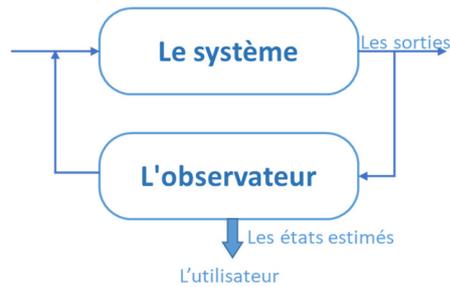
On donnera une certaine motivation aux avantages des observateurs et un bref exposé de la notation de l'observabilité et des méthodes utilisées pour la conception de l'observateur.

## **I.2 Les applications de l'observateur dans l'industrie**

L'utilisation des observateurs pour la conduite des procédés industriels se trouve dans diverses parties du processus :

### **I.2.1 La supervision**

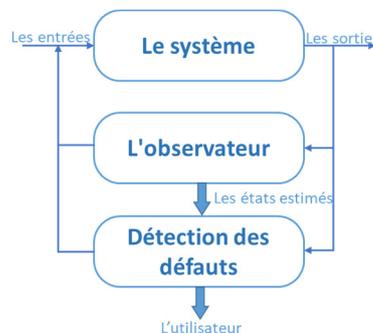
L'utilisateur a besoin d'une estimation de certaines variables de processus pour prendre une action appropriée. L'observateur prend les entrées et les sorties du processus figure I.1 et produit une estimation de l'état. Lorsque l'estimation est seulement utilisée comme référence, il n'y a pas de boucle fermée dynamique impliquant l'état estimé. L'objectif est simplement que l'état estimé soit, dans un sens bien défini, aussi proche que possible de l'état du processus en présence de perturbations dans le processus.



**Figure.I.1** L'observateur dans un système de supervision.

## I.2.2 La détection des défauts et le diagnostic

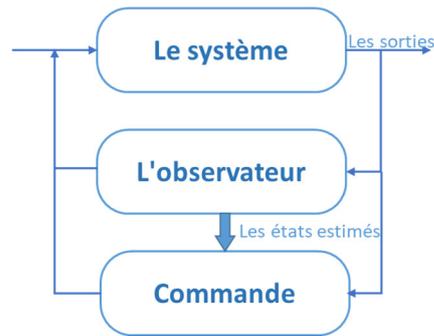
Les défauts dans les processus techniques sont inévitables. Des fuites dans une vanne, un roulement cassé, une défaillance du capteur, etc., peuvent provoquer de graves perturbations, entraînant une perte de capacité de production et même un accident. Être capable de détecter les défauts avant qu'ils n'aient des conséquences graves est donc hautement souhaitable. Les techniques de détection de défauts basées sur la redondance analytique utilisent souvent un observateur pour déterminer l'état du processus et en tirer des conclusions sur d'éventuels défauts. Figure I.2.



**Figure.I.2** L'observateur dans un système de détection des défauts.

## I.2.3 Le contrôle

Certaines stratégies de contrôleur utilisent le vecteur d'état entier dans la production du signal de commande. Puisque le vecteur d'état n'est généralement pas mesuré, il doit être estimé en utilisant un observateur sans affecter la stabilité de la boucle fermée. La précision de l'estimation de l'état n'est plus une fin en soi, mais plutôt le contrôle du comportement de l'état est l'objectif global. L'observateur est une partie essentielle dans la commande.



**Figure.I.3** L'observateur dans un système de commande.

Les trois figures I.1 I.2 et I.3 présentent les schémas fonctionnels d'un observateur suivant son rôle prédéfini.

Dans notre travail nous allons nous intéresser plus particulièrement aux observateurs désignés pour le contrôle des systèmes. La valeur ainsi estimée sera intégré dans l'algorithme de commande du système considéré.

### I.3 L'observabilité

Afin de savoir ce qui se passe à l'intérieur d'un système, il doit être observable.

Un système est dit observable si l'observation de ses entrées et sorties pendant un intervalle de temps fini permet de déterminer l'état initial, et donc, par intégration de l'équation d'état, de connaître son état à tout instant appartenant à cet l'intervalle. L'observabilité du système est le fait donc que l'ensemble des mesures et leurs distributions sont connus à tout instant pour résoudre l'état réel des systèmes.

#### I.3.1 Observabilité des systèmes linéaires

La théorie de l'observabilité des systèmes linéaires est bien connue. Le résultat principal est que l'observabilité des systèmes linéaires ne nécessite que les mesures de sortie. Ce critère est vérifié à partir de la représentation structurelle du système linéaire.

$$\sum \begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (I.1)$$

Où  $x(t) \in R^n$  représente l'état,  $u(t) \in R^m$  est l'entrée et  $y(t)$  est la sortie ; et  $A$ ,  $B$  et  $C$  sont des matrices de dimensions compatibles.

**Définition 1.1 Observabilité** [16]. *Le système (1) est observable si, étant donné l'instant  $t_0$ , il existe un instant  $t_1$  fini tel que la connaissance de  $y(t_0; t_1)$  et  $u(t_0; t_1)$  permette de déterminer de manière unique l'état  $x(t_0) = x_0$  et ceci quel que soit l'entrée du système.*

**Théorème 1.1 (Hermann)**[7] *Le système (1) est observable, si et seulement si la matrice d'observabilité  $\Theta_{A,C}$  a le rang complet*

$$\theta_{A,C} = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \cdot \\ \cdot \\ CA^{(n-1)} \end{bmatrix}$$

C'est-à-dire  $\text{rang } \Theta_{A,C} = n$ , où  $n$  est la dimension du système. Notez que cette condition est indépendante de l'entrée appliquée au système.

### I.3.2 Observabilité des systèmes non linéaires

Dans cette section, la propriété d'observabilité d'un système non linéaire sera étudiée. En outre, étant donné que l'observabilité d'un système non linéaire peut être perdue, des outils permettant de vérifier dans quelles conditions un système non linéaire est observable sont présentés.

L'analyse de l'observabilité d'un système non linéaire peut être divisée en deux cas principaux :

1. La propriété d'observabilité du système est indépendante de l'entrée.
2. La propriété d'observabilité dépend de l'entrée.

Dans ce qui suit, on introduit les principaux résultats de la théorie de l'observabilité pour les systèmes non linéaires,

Considérons la classe suivante de systèmes non linéaires de la forme

$$\sum \begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases} \quad (I.2)$$

Où  $x(t) \in \mathbb{R}^n$  représente l'état,  $u(t) \in \mathbb{R}^m$  est l'entrée et  $y(t) \in \mathbb{R}^p$  est la sortie ;  $f$  et  $h$  sont des fonctions.

L'observabilité du système (2) est définie par le concept d'indiscernabilité.

**Définition 1.2 (Indiscernabilité)** Soit  $y_0(t)$  et  $y_1(t)$ , ( $t \geq 0$ ), deux signaux de sortie générés par l'application du signal d'entrée  $u(t)$ , ( $t \geq 0$ ), au système (2) avec les conditions initiales  $x_0$  et  $x_1$ , respectivement. On dit que  $x_0$  et  $x_1$  sont indiscernables si :

$$y_0(t) = y_1(t), \quad \forall t \geq 0, \text{ pour toute entrée } u.$$

Dans le cas contraire, on dit que  $x_0$  et  $x_1$  sont discernables.

Besanon a fourni des définition d'observabilité pour les systèmes non linéaires dans [17]. Il est énoncé comme suit.

**Définition 1.3 (Observabilité)** Le système (2) est dit observable en  $x_0$  si  $x_0$  est discernable de tout  $x \in R^n$ . En outre, le système (2) est observable si  $\forall x_0 \in R^n$ ,  $x_0$  est discernable.

Il n'existe pas de condition géométrique globale garantissant l'observabilité. Cependant, une notion d'observabilité locale faible a été introduite dans [7] et peut être caractérisé par une condition de rang équivalente au cas linéaire.

**Théorème 1.2 Observabilité au sens du rang** Le système décrit par l'équation (2) est dit localement observable (ou observable au sens du rang), si pour un voisinage de  $x_0$  il existe des entiers non négatifs  $l_1, l_2, \dots, l_p$ , avec  $l_1 + l_2 + \dots + l_p = n$  tel que dans  $R^n$  la matrice d'observabilité  $\Theta$  est non singulière. Note que :

$$\theta = \left[ L_f^0 \left( \frac{\partial h_1(x)}{\partial x} \right), L_f^1 \left( \frac{\partial h_1(x)}{\partial x} \right), \dots, L_f^{l_1-1} \left( \frac{\partial h_1(x)}{\partial x} \right), L_f^0 \left( \frac{\partial h_2(x)}{\partial x} \right), L_f^1 \left( \frac{\partial h_2(x)}{\partial x} \right), \dots, \right. \\ \left. L_f^{l_2-1} \left( \frac{\partial h_1(x)}{\partial x} \right), \dots, L_f^0 \left( \frac{\partial h_p(x)}{\partial x} \right), L_f^1 \left( \frac{\partial h_p(x)}{\partial x} \right), \dots, L_f^{l_p-1} \left( \frac{\partial h_p(x)}{\partial x} \right) \right]^T$$

La dérivée de Lie d'une fonction  $h(x)$  le long d'un champ vecteurs  $f(x) = [f_1(x) \dots f_n(x)]$

**Définition 1.4 Dérivé de Lie** : si  $h$  est une fonction et  $f$  un vecteur, la dérivée de Lie de  $h$  par le baie de  $f$ , écrit  $L_f h$ , est définit par :

$$L_f h(x) = \frac{\partial h}{\partial x} f(x) \quad (I.3)$$

La dérivée de Lie d'une fonction  $h(x)$  le long d'un champ vecteurs  $f(x) = [f_1(x) \dots f_n(x)]$

## I.4 La conception des observateurs

Après la brève présentation des conditions d'observabilité pour les différents systèmes, nous allons citer quelques approches de conception d'un observateur de l'état évoquées dans la littérature [18]–[20].

Les observateurs ont d'abord été conçus sur la base d'une formulation linéaire ; ces observateurs originaux étaient connus comme des observateurs linéaires et utilisés pour estimer des états et des variables inconnues dans un système linéaire en présence de perturbations ou de bruits. Le filtre de Kalman (Kalman (1960)) et la théorie des observateurs de Luenberger (Luenberger (1966)) offrent une réponse complète et satisfaisante au problème [3], [4]. Cependant, vu que la plupart des processus ont un comportement non linéaire, les chercheurs ont formulé des observateurs non linéaires [21], [22]. Mais, le problème de conception de ces observateurs non linéaires est beaucoup plus compliqué. Jusqu'à présent, il n'y a pas de solution complète systématique. La liste des approches qui sont appliquées à la conception d'observateur non linéaire n'est pas entière et n'est pas unique étant donné qu'il existe des combinaisons de ces différentes approches. Notamment, nous citons quatre approches principales : l'approche stochastique [23], l'approche de linéarisation au tour d'un point d'équilibre [7], l'approche de conception d'observateurs basée sur la critère du stabilité de Lyapunov [24], l'approche de conception d'observateur à grand gain basée sur la structure [25], [26].

Pour l'approche stochastique, le filtre étendu de Kalman a été suggéré comme une simple extension du filtre de Kalman pour les systèmes non linéaires.

L'approche de linéarisation a été étudiée en observateur non linéaire lorsque la méthode de géométrie différentielle a été introduite avec succès dans la théorie de contrôle non linéaire. [7]. La méthode de géométrie différentielle a fourni plus d'informations sur les structures du système. Hermann[7] a suggéré qu'avec une transformation appropriée, certains systèmes peuvent devenir très simples à traiter. Utilisant les outils de géométrie différentielle, dans le domaine de la conception d'observateur, les chercheurs ont découvert un ensemble de conditions dans lesquelles les systèmes non linéaires généraux peuvent être transformés en certaines formes observables plus simples, pour que la conception de l'observateur devienne facile.

Dans l'approche basée sur Lyapunov, les conditions Lyapunov sont utilisées pour vérifier la stabilité d'un observateur non linéaire (Tsinias) [24]. Le comportement de cette approche a

consisté à attribuer la forme d'observateur comme copie du système avec une correction d'erreur. Les conditions Lyapunov qui garantissent la convergence de ses erreurs vers zéro.

Une autre approche, basée sur la forme observable générale proposée par Gauthier et al[26], consiste à imposer directement des conditions aux systèmes non linéaires. On appelle cela une « approche basée sur la structure ». En imposant certaines conditions de Lipschitz aux non-linéarités du système, des observateurs de grand gain sont désignés.

Chacune de ces approches ne peut traiter qu'avec certaines catégories de systèmes. Néanmoins, il n'existe pas une approche polyvalente systématique et complète pour traiter le problème de conception d'observateur non linéaire général.

Nous nous intéressons dans notre travail particulièrement aux observateurs d'état des systèmes non linéaire basés sur une approche de linéarisation, en particulier l'observateur du Luenberger et au filtre de Kalman.

Quelques définitions sont nécessaires pour comprendre nos motivations :

***Définition Observateur*** : est un algorithme computationnel conçu pour estimer des variables d'état non mesurées ou pour remplacer les capteurs. Il est toujours important d'estimer ces états avant d'élaborer des lois de contrôle et pour empêcher les perturbations et les défaillances des processus.

Par conséquent, concevoir un observateur équivaut à concevoir un système qui est piloté par la mesure de sortie «  $y$  » du système original et mettre sa sortie  $\hat{x}$  suivre l'état du système d'origine  $\hat{x}$ .

### **I.4.1 L'observateur pour les systèmes linéaires**

Un observateur pour un système linéaire prend la forme d'une simulation du système en temps réel, sauf que, en plus d'être piloté par les entrées du système, il est également piloté par l'erreur entre les sorties réelles du système et les sorties prédites. Ainsi, considérons un système linéaire (1) modélisé par la description de l'espace-état, où la paire  $(C, A)$  est observable, alors la conception de l'observateur peut être réalisée de la manière suivante :

$$OBS \begin{cases} \hat{\dot{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + K(y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (I.3)$$

Où

$K$  est le gain de l'observateur.

L'efficacité de l'observateur est évaluée en examinant la dynamique de l'erreur entre les états estimés et les états réels. On dénote l'erreur d'estimation :

$$e(t) = x(t) - \hat{x}(t) \quad (\text{I.4})$$

Qu'il converge asymptotiquement vers zéro quand  $t$  tend vers l'infini.

On soustrait (I.1) de (I.3) pour obtenir la dynamique d'erreur :

$$\dot{e}(t) = (A - KC)e(t) \quad (\text{I.5})$$

La dynamique de (I.5) peut en principe être rendue arbitrairement rapide par le choix approprié de  $K$ . Cependant en pratique, la présence de perturbations du système, le bruit dans les capteurs et les incertitudes du modèle imposent des limites à l'observateur.

#### **I.4.2 Les observateurs pour les systèmes non linéaires**

Le besoin d'observateurs non linéaires a de plus en plus un impact important dans un certain nombre d'applications d'ingénierie.

La plupart des conceptions d'observateurs pour les systèmes non linéaires sont des approches fondées sur ce modèle :

$$OBS \begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}(t), u(t)) + K(t)(y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{y}(t) = h(\hat{x}(t)) \end{cases} \quad (\text{I.6})$$

Où  $f$  et  $h$  sont les fonctions correspondantes du système (I.2) et  $K$  est le gain de l'observateur.

La majeure différence entre les approches de conception d'un observateur est représentée dans le calcul du gain  $K$  de l'observateur. Pour que l'observateur possède une meilleure convergence.

---

### I.4.3 Présentation de quelques observateurs

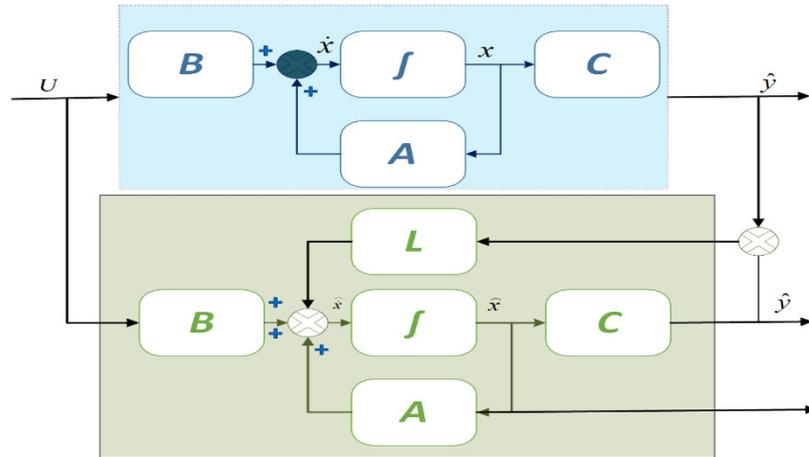
De nombreux observateurs sont aujourd'hui simplement des modifications et des versions étendues de l'observateur classique de Luenberger et du filtre de Kalman. Au cours des dernières années, divers types d'observateurs ont été développés pour estimer avec précision les variables d'état pour les processus linéaires et non linéaires. Ils ont été largement utilisés à la fois théoriquement et pratiquement par le biais de simulations et de tests réels en usine [15].

La catégorie des observateurs déterministes basés sur Luenberger est la première classe qui regroupe tous les observateurs conçus selon la méthodologie de Luenberger, ou, en d'autres termes, les versions étendues de l'observateur classique de Luenberger lui-même. L'observateur Luenberger étendu (ELO), observateur de mode de glissement (SMO), observateur adaptatif (ASO), et backstepping sont des exemples d'observateurs qui tombent dans cette catégorie. Ce type d'observateur convient aux systèmes linéaires moins complexes avec des méthodes de calcul relativement plus simples

Les estimateurs stochastiques, dans la deuxième catégorie, fournissent une approche basée sur l'estimation de la distribution de probabilité des variables d'état en utilisant les données disponibles du système. Il suppose que toutes les variables sont de nature stochastique et, par conséquent, la distribution des variables d'état est réalisable en fonction des variables mesurées. Des exemples d'observateurs stochastiques sont le filtre de Kalman et les filtre de kalman étendu (EKF) pour les systèmes non linéaires. Ceux-ci sont basés sur la distribution de probabilité et sont donc des estimateurs cohérents et polyvalents, qui sont hautement appropriés pour une estimation rapide. Cependant, la complexité de calcul impliquée dans l'utilisation de cette approche les rend infaisables pour les systèmes de haute dimension.

#### I.4.3.1 L'observateur de Luenberger

Cet observateur permet d'estimer l'état d'un système observable, à partir la connaissance ses entrées et de ses sorties [5], [18]. Il est souvent utilisé dans la commande par retour d'états. Son fonctionnement peut être représenté par le schéma de la figure I.4



**Figure.I.4** Schéma fonctionnel d'un observateur d'état.

Dans ce schéma, nous pouvons voir quelles sont les définitions d'observateur et d'estimateur. Un estimateur travaille en boucle ouverte, tandis qu'un observateur est réglé par une contre réaction sur les variables d'état. Les équations I.7 représentent les états.

$$\begin{aligned}\hat{\dot{x}}(t) &= A\hat{x}(t) + Bu(t) + L(y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{y}(t) &= C\hat{x}(t)\end{aligned}\quad (\text{I.7})$$

Nous notons que le vecteur d'état est corrigé par le terme  $L(y(t) - \hat{y}(t))$ , ou est  $y(t) - \hat{y}(t)$  l'erreur d'estimation et  $L$  est la matrice gain de l'observateur. Si nous développons l'équation d'état

$$\begin{aligned}\hat{\dot{x}}(t) &= A\hat{x}(t) + Bu(t) + L(y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{\dot{x}}(t) &= (A - LC)\hat{x}(t) + Bu(t) + Ly(t)\end{aligned}\quad (\text{I.8})$$

A noter que la stabilité et la dynamique de l'observateur sont dictées par les valeurs propres de  $[A - LC]$ . L'erreur d'observation est définie comme étant :

$$\dot{e}(t) = \dot{x}(t) - \hat{\dot{x}}(t) \quad (\text{I.9})$$

$$\dot{e}(t) = Ax(t) + Bu(t) - (A - LC)\hat{x}(t) - Bu(t) - Ly(t) \quad (\text{I.10})$$

$$\dot{e}(t) = A[x(t) - \hat{x}(t)] - LC[x(t) - \hat{x}(t)] \quad (\text{I.11})$$

$$\dot{e}(t) = (A - LC)e(t) \quad (\text{I.12})$$

Si l'observateur est stable, l'erreur d'observation tend vers zéro avec une dynamique qui dépend des valeurs propres de  $[A - LC]$ , donc le gain  $L$  de l'observateur peut être choisi de façon à régler la vitesse de convergence.

### I.4.3.2 Le filtre de Kalman

Le filtre Kalman est un filtre prédictif récursif basé sur l'utilisation de techniques d'espace d'états et d'algorithmes récursifs. Il estime l'état du système dynamique [3], [22]. Ce système dynamique peut être perturbé par un certain bruit, la plupart du temps supposé comme un bruit blanc. Pour améliorer l'état estimé, le filtre de Kalman utilise des mesures liées à l'état mais également perturbées.

Ainsi, le filtre de Kalman se compose de deux étapes :

1. La prédiction

2. La correction.

Dans de nombreux processus stochastiques, il est nécessaire de prendre en compte les bruits afin de réaliser l'estimation optimale. L'algorithme du filtre de Kalman est le plus utilisé pour illustrer cette estimation, c'est pourquoi nous utilisons le terme « filtre ».

On définit le modèle de système discret comme suit :

$$\begin{cases} x(k+1) = A(k)x(k) + B(k)u(k) + w(k) \\ y(k) = C(k)x(k) + v(k) \end{cases} \quad (\text{I.13})$$

Alors que

$w(k)$  : Matrice de bruit du modèle.

$v(k)$  : Matrice de bruit de mesure.

On suppose que le bruit du système et le bruit de mesure satisfassent aux hypothèses suivantes :

$$E[w_i] = 0$$

$$E[v_i] = 0$$

$$E[ww^T] = 0$$

$$E[ww^T] = 0 \quad i \neq j \\ = q\delta_{ii} \quad i = j$$

$$E[vv^T] = 0 \quad i \neq j$$

$$= r\delta_{ii} \quad i = j$$

$$E[ww^T] = 0$$

$\delta_{ii}$  : Delta Kronecker.

$Q$  La matrice de covariance du bruit du système.

$R$  La matrice de covariance du bruit de mesure.

Sous les hypothèses ci-dessus, l'estimation est donnée exactement par l'algorithme du filtre de Kalman.

Pour la prédiction de l'estimation d'état et sa covariance d'erreur de l'instant  $k$  à l'instant  $k+1$ , nous avons :

a. Prédiction d'état :

$$\hat{x}(k+1/k) = A(k)\hat{x}(k/k) + Bu(k) \quad (\text{I.14})$$

Où :

$\hat{x}(k+1/k)$  : est l'estimation a priori

b. Estimation de la matrice de covariance d'erreur :

$$P(k+1/k) = A(k)P(k/k)A^T(k) + Q(k) \quad (\text{I.15})$$

L'estimation d'état et sa covariance sont calculées initialement avec les valeurs a priori  $x_0$  et  $P_0$ , respectivement. La mise à jour de l'estimation d'état lorsqu'une nouvelle mesure  $y_{k+1}$  est disponible est donnée par :

c. Calcul le gain du filtre de Kalman :

$$K(k+1) = P(k+1/k)C^T(k+1) \times [C(k+1)P(k+1/k)C^T(k+1) + R(k+1)]^{-1} \quad (\text{I.16})$$

d. Mise à jour de la matrice de covariance d'erreur :

$$P(k+1/k+1) = [I - K(k+1)C(k+1)]P(k+1/k) \quad (\text{I.17})$$

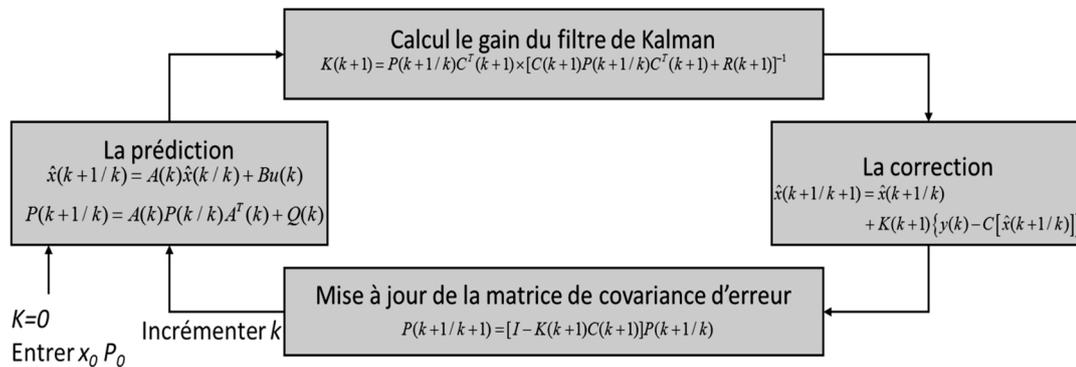
e. estimation d'état :

$$\hat{x}(k+1/k+1) = \hat{x}(k+1/k) + K(k+1)\{y(k) - C[\hat{x}(k+1/k)]\} \quad (I.18)$$

Où :

$\hat{x}(k+1/k+1)$  : est l'estimation a posteriori

Un diagramme schématique de la boucle de filtre de Kalman est représenté dans la figure I.5



**Figure.I.5** Le diagramme de l'algorithme du filtre de Kalman

Cette procédure est répétée pour chaque pas de temps avec l'état du pas de temps précédent comme valeur initiale. Par conséquent, le filtre de Kalman est appelé un filtre récursif.

### I.4.3.3 Le filtre de Kalman étendu

Comme décrit ci-dessus, le filtre de Kalman aborde le problème général de l'estimation de l'état d'un processus commandé en temps discret qui est régi par une équation de différence stochastique linéaire. Mais que se passe-t-il si le processus à estimer et / ou la relation de mesure avec le processus est non linéaire ?

Certaines des applications les plus intéressantes et les plus réussies du filtrage de Kalman ont été dans de telles situations [27].

Le Filtre de Kalman qui linéarise la moyenne actuelle et la covariance est appelée un filtre de Kalman étendu. En utilisant la série de Taylor, nous pouvons linéariser le système et les équations de mesure autour de l'estimation courante en utilisant les dérivées partielles du processus et des fonctions de mesure pour calculer des estimations même dans le cas des relations non linéaires[8], [23]. On peut voir comment l'EKF est utilisé pour les systèmes non linéaires avec mesure linéaire :

Considère :

$$\begin{cases} \dot{x}(k+1) = f(x(k), u, t) + w(k) \\ y(k) = H(k)x(k) + v(k) \end{cases} \quad (\text{I.19})$$

Rappelons que  $x_{k+1}$  peut être calculé à partir de  $x_k$  et des historiques de  $w$  et  $u$  sur l'intervalle de temps  $[t_k, t_{k+1}]$  en intégrant les équations différentielles non linéaires connues. Les résultats sont une représentation temporelle discrète non linéaire où la contribution de  $w$  est essentiellement un terme additif que nous désignerons  $w_k$ .

$$x_{k+1} = x_k + \int_{t_k}^{t_{k+1}} f(x_\tau, u_\tau, t) d\tau + w_k \quad (\text{I.20})$$

Nous supposons que l'erreur  $x_k - \hat{x}_k$  est suffisamment petite pour que ses statistiques soient gouvernées par la version linéarisée de (I.13), ce qui nécessite la différentiabilité de  $f$ . Nous linéarisons (I.13) sur  $\hat{x}_k$  pour trouver la matrice dynamique linéarisée suivante :

$$F_k = \left. \frac{\partial f(x, u, t)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_k, u=u_k, t=t_k} \quad (\text{I.21})$$

À partir de cela, on forme la matrice de transition d'état en une étape linéarisée correspondante :

$$\Phi_k = \exp(F_k \Delta t)$$

Avec  $A_k$  connu, l'algorithme EKF se déroule comme suit :

1. Définir la condition initiale sur l'estimation de  $\hat{x}_k$  égale à  $\hat{x}_0$ , et la matrice de covariance d'erreur initiale sur  $P_0$ .

2. Intégrer les équations dynamiques non linéaires pour  $\hat{x}_{k+1/k}$  au moment de la mesure suivante en utilisant :

$$x_{k+1} = x_k + \int_{t_k}^{t_{k+1}} f(x_\tau, u_\tau, t) d\tau + w_k \quad (\text{I.22})$$

3. Obtenir la covariance d'erreur prédite

$$P_{k+1/k} = \Phi_k P_{k/k} \Phi_k^T + Q(k) \quad (I.23)$$

Où  $\Phi_k$  est la matrice de covariance correspondant à la séquence de covariance du bruit de processus  $w_k$ .

4. Au prochain temps de mesure, calculer le gain de Kalman, mettre à jour l'estimation  $\hat{x}_k$  en utilisant la nouvelle mesure  $y_{k+1}$ , et mettre à jour la matrice de covariance d'erreur calculée :

$$K_{k+1} = P_{k+1/k} H_{k+1}^T \times [H_{k+1} P_{k+1/k} H_{k+1}^T + R_{k+1}]^{-1} \quad (I.24)$$

$$\hat{x}_{k+1/k+1} = \hat{x}_{k+1/k} + K_{k+1} [y_{k+1} - H \hat{x}_{k+1/k}] \quad (I.25)$$

$$P_{k+1/k+1} = [I - K_{k+1} H_{k+1}] P_{k+1/k} \quad (I.26)$$

5. Incrémenter k et revenir à l'étape 2 si les données de mesure ne sont pas épuisées.

Sinon, arrêtez

## I.5 Conclusion

Ce chapitre est consacré, dans une première partie, pour exposer les applications de l'observateur dans les procédés industriels, ensuite des rappels sur des concepts relatifs à l'observabilité des systèmes linéaires et non linéaires. C'est une propriété essentielle pour savoir si l'état du système dynamique peut être déterminée de façon unique à partir de ses entrées et sorties, étant donné le modèle. C'est-à-dire, un modèle de système dynamique donné est considéré observable si et seulement si son état est uniquement déterminable à partir de la connaissance du modèle, de ses entrées et de ses sorties. Si l'état du système ne peut pas être déterminé de façon unique à partir des entrées et des sorties du système, le modèle du système est considéré comme non observable

La principale différence entre l'observabilité des systèmes linéaires et des systèmes non linéaires est que dans les systèmes non linéaires, la propriété d'observabilité peut parfois être modifiée par l'entrée du système ; alors que dans les systèmes linéaires, l'observabilité dépend uniquement de la structure et des paramètres du système. Le critère d'observabilité non linéaire est établi par la dérivée de Lie.

Dans une deuxième partie, on a remarqué que pour la synthèse des observateurs des systèmes non linéaires qu'il n'existe pas une méthode universelle. Les approches développées sont soit une approximation des algorithmes linéaires (des versions étendus), soit des algorithmes non linéaires spécifiques pour certaines classes.

Puis nous avons terminé ce chapitre par une présentation de quelques principaux observateurs synthétisés pour estimation avec précision des variables d'état pour les processus linéaires et non linéaires déterministes ou bien stochastiques.

Pour exploiter ces acquis nous avons choisi le moteur à induction comme un modèle de test. Ce choix est fait parce qu'il représente un modèle non-linéaire. Dans le chapitre suivant nous allons commencer par une modélisation du moteur à induction et de sa commande.

## **Chapitre II :**

### **Moteur à Induction**

### **Modélisation et Commande**

---

## II.1 Introduction

Nous avons considéré le moteur à Induction dans notre étude en raison de sa popularité. Elle est due à sa robustesse et à sa fiabilité de fonctionnement. Les moteurs à Induction sont petits en volume et en poids, ne nécessitent pas beaucoup d'entretien et sont d'un coût raisonnable par rapport au moteur à courant continu. Cependant, ils sont difficiles à contrôler en raison de leurs complexités et de leurs comportements non linéaires. Ils nécessitent des algorithmes puissants et robustes pour atteindre les objectifs de contrôle dans un large éventail d'opérations. Ces algorithmes ont besoin d'informations sur la vitesse, le flux du rotor et le couple de charge, qui ne sont généralement pas faciles à mesurer. En effet, la vitesse est polluée par le bruit. De plus, l'installation de capteurs pour mesurer le flux rotorique à l'intérieur du moteur à induction est difficile et coûteuse, d'un point de vue pratique, le maintien et la fragilité des capteurs, notamment les capteurs de vitesse mécanique et de couple de charge, les variations des résistances de rotor et de stator dues au changement de température sont de sérieux problèmes. Cela limite la mise en œuvre de stratégies de contrôle efficaces[28]–[30].

Les stratégies de commande classiques pour les moteurs à induction tels que la fréquence variable à tension variable (commande scalaire) ne peuvent pas fournir les performances souhaitées sur une large gamme d'opérations. Grâce aux progrès de l'électronique de puissance et des microcontrôleurs ainsi qu'aux progrès de la théorie du contrôle, les améliorations apportées au contrôle du moteur à induction sont maintenant faisable [31], [32]. D'autre part, l'une des stratégies de contrôle les plus connues dans l'industrie est le contrôleur champ orienté (FOC), qui a été mis en œuvre pour surmonter les difficultés les plus importantes des moteurs à courant alternatif [33].

Les régulateurs PI réalisent généralement un bon compromis entre performance et coût de réalisation et sont donc utilisés dans 80% du système industriel de régulation décrit dans la littérature. Cependant, la détermination des gains proportionnels et intégrateurs (PI) n'est pas évidente et n'est pas optimale car ils sont fixés pendant tout le temps de fonctionnement du contrôleur. Ils caractérisent la réponse du contrôleur [34]. Dans d'autres cas, l'attitude du système change avec le temps rendant ces gains invalides pour toutes les conditions de fonctionnement. Pour cela, le développement de nouvelles techniques pour optimiser le fonctionnement des systèmes industriels en général et des machines électriques en particulier a donné lieu à des commandes avancées une direction de recherche actuelle repose essentiellement sur les outils de

l'intelligence artificielle: logique floue, réseaux de neurones artificiels, et algorithmes génétiques[35]–[40].

Dans notre travail, nous sommes intéressés à déterminer ces deux paramètres en utilisant l'algorithme d'ADALINE (ADaptive LInear NEuron) [41]. Le choix d'ADALINE entre les autres réseaux neuronaux est sa rapidité et son efficacité. Cette approche est destinée à être utilisée dans les domaines du génie électrique et de l'industrie, afin de résoudre des problèmes d'identification, de contrôle de processus, d'optimisation, de classification, de détection de pannes ou de prise de décision. L'efficacité d'ADALINE est prouvée dans de nombreuses applications.[42], [43].

Dans ce chapitre nous présentons la commande de machine à induction basée sur le principe d'orientation du flux en développant deux types de régulateurs : classique, et neuronal.

## II.2 Modèle dynamique du moteur à induction

### II.2.1 Le moteur à induction

Ce moteur est constitué d'un circuit magnétique (stator et rotor) et d'un circuit électrique (bobinage statorique). Le circuit magnétique est réalisé par un empilement de tôles ferromagnétiques fines et découpées faisant apparaître le stator, le rotor et les différentes encoches statoriques. Le bobinage statorique peut se décomposer en deux parties : les conducteurs d'encoches et les têtes de bobines. Dans le rotor à cage d'écureuil, les conducteurs sont des barres obtenues par injection d'un alliage d'aluminium ou préformées en cuivre et introduites 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 forte pour que les courants ne circulent pratiquement pas dans les tôles. Sur la figure II.1 on peut voir le moteur utilisé dans notre étude de fabrication Algérienne de type AZAZGA de 0.75kw.



**Figure.II.1** Le moteur à induction.

## II.2.2 Équations électriques et mécaniques du moteur à induction

Le modèle de moteur à induction triphasé est obtenu à partir de l'application des principes électromagnétiques et mécaniques.

Les équations de tension du stator triphasé, représentées dans une trame stationnaire (a, b, c), peuvent être exprimées comme suit :

$$Z \ll [V_{sabc}] = R_s [I_{sabc}] + \frac{d[\psi_{sabc}]}{dt} \quad (\text{II.1})$$

$$[V_{rabc}] = R_s [I_{rabc}] + \frac{d[\psi_{rabc}]}{dt} \quad (\text{II.2})$$

Avec

$$[V_{sabc}] = [V_{sa}, V_{sb}, V_{sc}]^T \quad \text{Les tensions statoriques.}$$

$$[V_{rabc}] = [V_{ra}, V_{rb}, V_{rc}]^T \quad \text{Les tensions rotoriques.}$$

$$[I_{sabc}] = [I_{sa}, I_{sb}, I_{sc}]^T \quad \text{Les courants statoriques (rotoriques).}$$

$$[\psi_{sabc}] = [\psi_{sa}, \psi_{sb}, \psi_{sc}]^T \quad \text{Les flux statoriques (rotoriques).}$$

$\Lambda$  est la matrice d'inductance du moteur à induction, définie comme

$$\Lambda = \begin{bmatrix} L_{os} & M_{osr} \\ M_{ors} & L_{or} \end{bmatrix}$$

Avec :

$$L_{os} = \begin{bmatrix} l_s & M_{sr} & M_{sr} \\ M_{sr} & l_s & M_{sr} \\ M_{sr} & M_{sr} & l_s \end{bmatrix}, \quad L_{or} = \begin{bmatrix} l_{ar} & M_{ar} & M_{ar} \\ M_{ar} & l_{ar} & M_{ar} \\ M_{ar} & M_{ar} & l_{ar} \end{bmatrix},$$

$$M_{os} = \begin{bmatrix} \cos(p\theta_m) & \cos(p\theta_m + \frac{2\pi}{3}) & \cos(p\theta_m - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(p\theta_m - \frac{2\pi}{3}) & \cos(p\theta_m) & \cos(p\theta_m + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(p\theta_m + \frac{2\pi}{3}) & \cos(p\theta_m - \frac{2\pi}{3}) & \cos(p\theta_m) \end{bmatrix}$$

Où  $\theta_e$  est la position électrique avec  $\theta_e = p\theta_m$ ,  $l_{ar}$  sont les auto-inductances,  $M_{ar}$  est l'inductance mutuelle entre deux phases de rotor, et  $M_{as}$  est l'inductance mutuelle entre deux phases du stator.

Les vecteurs de flux et des courants sont liés par la matrice d'inductance dépendant de la position,

Les flux sont donnés par :

$$[\psi_{asbc}] = [L_{os}][I_{sabc}] + [M_{osr}][I_{rabc}] \quad (\text{II.3})$$

$$[\psi_{rabc}] = [L_{or}][I_{rabc}] + [M_{osr}][I_{sabc}] \quad (\text{II.4})$$

Une transformation de coordonnées, due à Park, peut être appliquée pour représenter à la fois des variables de stator et de rotor dans des coordonnées situées à une position angulaire arbitraire quelconque  $\theta$ . Pour cela, on considère la transformation de coordonnées :

Pour obtenir un modèle complet du moteur à induction, il est nécessaire d'ajouter l'équation mécanique (couple ; vitesse...) l'expression décrivant la dynamique de la partie mobile de la machine par l'équation de mouvement :

$$\frac{d\omega_r}{dt} = \frac{p}{J} (C_{em} - C_r - f\omega_r) \quad (\text{II.5})$$

Avec:  $\omega_r = \frac{\omega}{p}$

### II.2.3 La représentation d'état du modèle moteur à induction

Le modèle d'espace d'état du moteur à induction nécessite de définir l'état  $x$ , l'entrée  $u$  et la sortie  $y$ . Habituellement, le flux du moteur à induction n'est pas disponible par des mesures, alors les courants du stator sont sélectionnés comme la sortie mesurée du modèle. Cependant, dans le cas d'un contrôle avec un capteur de vitesse, la vitesse est une sortie mesurable supplémentaire. Le couple de charge pourrait également être considéré comme une variable d'état pouvant être estimée au moyen d'un observateur. L'entrée du modèle est composée des tensions du stator. Le vecteur d'état est constitué des courants, des variables magnétiques (flux) et des variables mécaniques (vitesse angulaire et position si nécessaire). Pour les variables magnétiques, nous avons considéré

les flux rotoriques à la place des flux statoriques. Dans ce qui suit, à des fins de modélisation, la référence du cadre tournant pourrait être choisie en fonction de l'orientation du champ de rotor.

### II.2.3.1 Modèle IM (Moteur à Induction) dans le cadre rotatif (d, q)

#### II.2.3.1.1 Modèles d'état linéaire :

Notez que si la vitesse angulaire  $\Omega$  est mesurable, alors les équations électriques peuvent être représentées comme

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + Bu \\ y &= Cx \end{aligned} \quad (\text{II.6})$$

Définir le vecteur d'état  $x_{dq}$ , l'entrée  $u$  et la sortie  $y$

$$x = [i_{sd} \quad i_{sq} \quad \Psi_{sd} \quad \Psi_{sq}]^T$$

$$u = [V_{sd} \quad V_{sq}]^T$$

$$y = [i_{sd} \quad i_{sq}]^T$$

$$A = \begin{bmatrix} -\gamma & (\omega_s - p\omega_r) & K_1 & K_2 p\omega_r \\ -(\omega_s - p\Omega) & -\gamma & -K_2 p\omega_r & K_1 \\ -R_s & 0 & 0 & \omega_s \\ 0 & -R_s & -\omega_s & 0 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

#### II.2.3.1.2 Le modèle non-linéaire

Le modèle non linéaire du moteur à induction, exprimé dans le cadre tournant (d, q) associé au champ de rotor, est obtenu directement à partir du modèle général

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases} \quad (\text{II.7})$$

Considérons le modèle de moteur à induction (II.8) écrit dans le cadre rotatif (d, q) :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ \psi_{rd} \\ \psi_{rq} \\ \omega_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\gamma i_{sd} + \omega_s i_{sq} + a \psi_{rd} + pK \omega_r \psi_{rq} \\ -\omega_s i_{sq} - \gamma i_{sd} - pK \omega_r \psi_{rq} + a \psi_{rd} \\ b i_{sd} - c \psi_{rd} - (\omega_s - p\omega_r) \psi_{rq} \\ b i_{sq} - (\omega_s - p\omega_r) \psi_{rd} - c \psi_{rq} \\ \frac{pM_{sr}}{L_r} (\psi_{rd} i_{sq} - \psi_{rq} i_{sd}) - \frac{F}{J} \omega_r - \frac{C_r}{J} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{sd} \\ V_{sq} \end{bmatrix} \quad (\text{II.8})$$

Avec les paramètres  $\gamma$ ,  $a$ ,  $K$ ,  $b$ ,  $c$  sont définis de par :

$$\sigma = 1 - \left( \frac{M_{sr}^2}{L_r * L_s} \right) \quad \text{Représente le coefficient de dispersion de Blondel. ; } T_r = \frac{L_r}{R_r}$$

$$\gamma = \frac{R_s}{\sigma * L_s} + \frac{(R_r * M_{sr}^2)}{(\sigma * L_s * L_r^2)} ; K = \frac{M_{sr}}{(\sigma * L_r * L_s)} ; a = \frac{K}{T_r} ; b = \frac{M_{sr}}{T_r} ; c = \frac{1}{T_r} ;$$

Donc le modèle de la machine à induction dans le repère  $(d, q)$  est le modèle le plus général pour la représentation du moteur en vue de son observation et de sa commande.

Si la vitesse du rotor  $\omega$  est disponible par des mesures, le modèle IM peut également être représenté dans d'autre repère.

### II.2.3.2 Modèle de MI dans le cadre fixe $(\alpha, \beta)$ du stator

Le modèle non linéaire du moteur à induction, écrit dans le cadre fixe  $(\alpha, \beta)$ , peut être facilement obtenu à partir du modèle (II.8) dans la trame  $(d, q)$ , en imposant l'angle de projection  $\theta_s$  et sa dérivée égale à zéro ( $\theta_s = 0$  et  $\dot{\theta}_s = \omega_s = 0$ ). Ensuite, le vecteur d'état  $x$ , l'entrée  $u$ , et la sortie  $y$ , sur  $(\alpha, \beta)$  trame, sont donnés comme :

$$x_{\alpha\beta} = \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \\ \psi_{r\beta} \\ \psi_{r\alpha} \\ \omega_r \end{bmatrix}, \quad u = \begin{bmatrix} V_{s\alpha} \\ V_{s\beta} \end{bmatrix}, \quad y = \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \end{bmatrix}$$

Le model de la machine asynchrone, dans le repère  $(\alpha, \beta)$ , est donné par l'application de la transformation de Concordia aux équations électriques de la machine à induction. On obtient les

équations de la machine dans un repère fixe par rapport au stator en procédant de la façon suivante :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \\ \psi_{r\beta} \\ \psi_{r\alpha} \\ \omega_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\gamma i_{s\alpha} + a\psi_{r\alpha} + pK\omega_r\psi_{r\beta} \\ -\gamma i_{s\beta} - pK\omega_r\psi_{r\alpha} + a\psi_{r\beta} \\ bi_{s\alpha} - c\psi_{r\alpha} - p\omega_r\psi_{r\beta} \\ bi_{s\beta} + p\omega_r\psi_{r\alpha} - c\psi_{r\beta} \\ \frac{pM_{sr}}{JL_r}(\psi_{r\alpha}i_{s\beta} - \psi_{r\beta}i_{s\alpha}) - \frac{F}{J}\omega_r - \frac{C_r}{J} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{s\alpha} \\ v_{s\beta} \end{bmatrix} \quad (\text{II.9})$$

## II.3 La commande vectorielle du moteur à induction

Les moteurs à induction nécessitent des algorithmes de contrôle très complexes car il y a une relation non linéaire entre le courant du stator, le couple et le flux. Cela signifie que, à cause des états transitoires, il est difficile de contrôler la vitesse. La théorie de la Commande vectorielle basée sur l'orientation du le flux est une méthode destinée aux moteurs à induction pour résoudre ce problème. Avec l'application de cette technique, les moteurs asynchrones peuvent remplacer avec succès les moteurs à courant continu coûteux dans l'industrie. La complexité de la méthode est compensée par ses avantages.

### II.3.1 La commande vectorielle classique

En utilisant le modèle du moteur à flux orienté, il est théoriquement possible de réaliser la commande, ce qui rend extrêmement facile le contrôle de la vitesse. Ça nous permet de commander la machine à induction comme un moteur à courant continu. Cependant, notre système d'équations est non linéaire. Nous éliminerons cette non-linéarité en découplant les termes non linéaires. Cette méthode a été décrite dans [35], avec un traitement détaillé.

Le modèle du moteur à induction lorsque les courants statoriques  $i_s$ , les flux rotoriques  $\psi_r$ , la vitesse rotorique  $\omega_r$ , et le couple électromagnétique  $Cem$  sont considérés comme des variables d'état peuvent être écrits dans le repère (d-q) lié au champ tournant sous la forme matricielle suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l}
\frac{di_{sd}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_s} \left( - \left( R_s + \left( \frac{M_{sr}}{L_r} \right)^2 R_r \right) i_{sd} + \sigma L_s \omega_s i_{qs} + \frac{M_{sr} R_r}{L_r^2} \Phi_{rd} + \frac{M_{sr}}{L_r} \Phi_{rq} \omega_r + V_{sd} \right) \\
\frac{di_{sq}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_s} \left( - \sigma L_s \omega_s i_{sd} - \left( R_s + \left( \frac{M_{sr}}{L_r} \right)^2 R_r \right) i_{sq} - \frac{M_{sr}}{L_r} \Phi_{rd} \omega_r + \frac{M_{sr} R_r}{L_r^2} \Phi_{rq} + V_{sq} \right) \\
\frac{d\Phi_{rd}}{dt} = \frac{M_{sr} R_r}{L_r} i_{sd} - \frac{R_r}{L_r} \Phi_{rd} + (\omega_s - \omega_r) \Phi_{rq} \\
\frac{d\Phi_{rq}}{dt} = \frac{M_{sr} R_r}{L_r} i_{sq} - (\omega_s - \omega_r) \Phi_{rd} - \frac{R_r}{L_r} \Phi_{rq} \\
\frac{d\omega_r}{dt} = \frac{p M_{sr}}{L_r J} (i_{sq} \Phi_{rd} - i_{sd} \Phi_{rq}) - \frac{F}{J} \omega_r - \frac{1}{J} C_r \\
Cem = \frac{p M_{sr}}{L_r} (i_{sq} \Phi_{rd} - i_{sd} \Phi_{rq})
\end{array} \right. \quad (II.10)$$

$$\text{Ou : } \sigma = 1 - \frac{M_{sr}^2}{L_s L_r}$$

$C_r$  : Le couple résistant.

La commande d'un moteur à induction peut être similaire à celle d'une machine à courant continu avec une technique de contrôle vectoriel, où il est possible d'avoir un contrôle indépendant du flux (via la composante courant  $I_{sd}$ ) et du couple (via la composante courant  $I_{sq}$ ). Pour y arriver, le modèle mathématique du moteur dans un référentiel tournant doit être synchronisé avec le vecteur de flux du stator, de l'entrefer ou du rotor. Pour cela, il faut connaître l'angle de la rotation.

Il est donc nécessaire d'appliquer une technique de découplage entre couple et flux. Pour se conformer à cette condition :

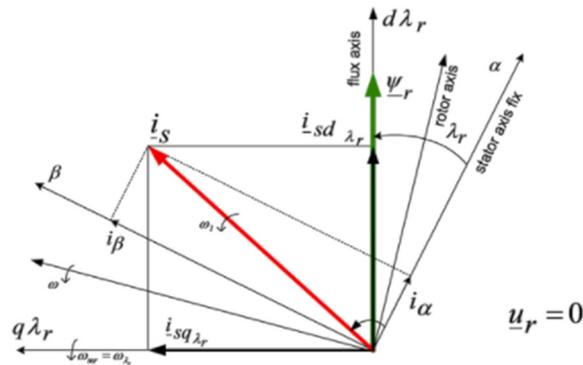
$$\left\{ \begin{array}{l}
\varphi_{rd} = \varphi_r \\
\varphi_{rq} = 0
\end{array} \right. \quad (II.11)$$

Avec l'orientation de champ, les équations dynamiques des composants du courant du stator, du flux du rotor et du couple électromagnétique deviennent :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{di_{sd}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_s} \left( - \left( R_s + \left( \frac{M_{sr}}{L_r} \right)^2 R_r \right) i_{sd} + \sigma L_s \omega_s i_{sq} + \frac{M_{sr} R_r}{L_r^2} \phi_r + V_{sd} \right) \\ \frac{di_{sq}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_s} \left( - \left( R_s + \left( \frac{M_{sr}}{L_r} \right)^2 R_r \right) i_{sq} - \sigma L_s \omega_s i_{sd} + \frac{M_{sr} R_r}{L_r^2} \phi_r \omega_r + V_{sq} \right) \\ \frac{d\phi_{rd}}{dt} = \frac{p M_{sr}}{L_r} i_{sd} - \frac{R_r}{L_r} \phi_r \\ T_e = \frac{p M_{sr}}{L_r} i_{sq} \phi_r \end{array} \right. \quad (\text{II.12})$$

Le but du contrôleur est de maintenir l'amplitude du flux du rotor à une valeur constante de sorte que seule sa direction soit modifiée. La théorie flux orienté FOC offre une méthode appropriée pour le contrôle optimal des moteurs à induction.

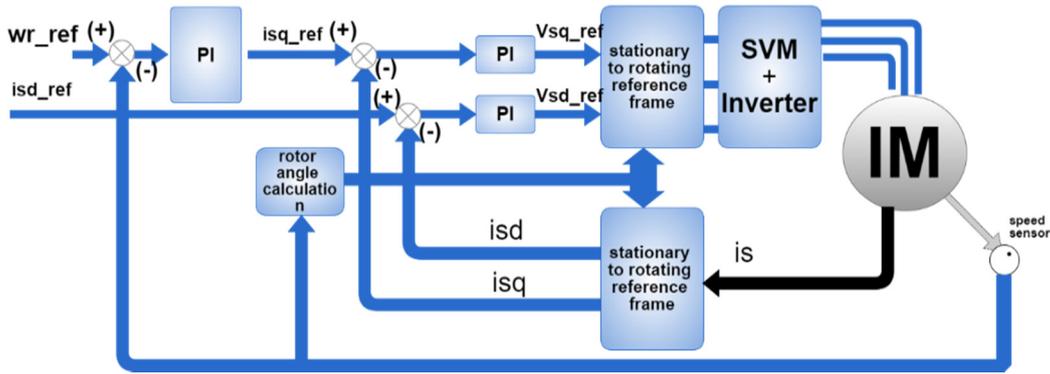
En choisissant le flux du rotor comme quantité d'orientation, cela signifie que toutes les grandeurs sont vues du point de vue du flux du rotor, ce que l'on appelle habituellement les coordonnées de champ. Figure II.2



**Figure.II.2** Le diagramme de principe de la commande FOC

De cette façon, le moteur à induction peut être commandé par deux boucles séparées : une pour le courant direct (flux) et une pour le courant quadratique (vitesse), comme un moteur à courant continu à excitation séparée.

Pour la stratégie FOC, une étape importante consiste à estimer la fréquence du stator et la position angulaire du cadre ( $d, q$ ). Pour la conception de contrôle de champ à flux orienté, la fréquence du stator est donnée par figure II.3.



**Figure.II.3** La structure de la commande vectorielle.

Les principaux constituants dans ce type de commande sont la boucle de régulation externe de vitesse et flux. La boucle interne des courants qui jouent un rôle primordial puisque, tout en assurant le contrôle vectoriel, elle garantit la protection nécessaire à l'ensemble convertisseur/machine. Ainsi, l'introduction de limitations sur les références des courants assure la maîtrise des courants même s'il apparaît un problème sur les boucles externes. Le moteur est alimenté à travers un onduleur triphasé commandé par une stratégie dite à MLI vectorielle (annexe B).

Le contrôleur proportionnel-intégral conventionnel reste l'approche de conception la plus populaire utilisée dans les applications industrielles en raison de sa simplicité et de sa fiabilité pour le contrôle du système de premier et deuxième ordre et même du système de haut niveau avec des conditions bien définies. Un contrôleur PI bien réglé est capable d'obtenir d'excellentes performances

Les courants et la vitesse du moteur sont mesurés (la vitesse est approximée dans les applications sans capteur). Les courants sont transformés dans le système de coordonnées à rotation synchrone, où l'on recherche dans cette orientation du système de coordonnées à rotation synchrone que le flux et le couple soient facilement séparés. À partir de ces mesures, l'équation différentielle du flux magnétique est résolue. Un contrôleur doit être conçu pour et dans le système de coordonnées en rotation synchrone. Les signaux de commande sont renvoyés au système de coordonnées stationnaire. Les signaux de contrôle sont acheminés vers le stator en utilisant MLI (Modulation de Largeur).

### II.3.1.1 Calcul des régulateurs

#### II.3.1.1.1 Bloc de découplage

Un des problèmes est le découplage entre le flux et le couple qui complique la synthèse d'un correcteur. Afin de simplifier cette étape de synthèse, on réalise un découplage des deux axes en quadrature  $d$  et  $q$  ce qui permet ainsi d'obtenir un modèle linéaire découplé.

Les équations du modèle du moteur exprimées dans le repère lié au champ tournant en appliquant la transformation de Laplace sont :

$$U_{sd} = \left( R_s + \left( \frac{M_{sr}}{L_r} \right)^2 R_r + \sigma L_s \cdot S \right) I_{sd} - \sigma L_s \omega_s I_{qs} - \frac{M_{sr} R_r}{L_r^2} \Phi_r \quad (\text{II.13})$$

$$U_{sq} = \left( R_s + \left( \frac{M_{sr}}{L_r} \right)^2 R_r + \sigma L_s \cdot S \right) I_{sq} + \sigma L_s \omega_s I_{sd} + \frac{M_{sr} R_r}{L_r^2} \omega_r \Phi_r \quad (\text{II.14})$$

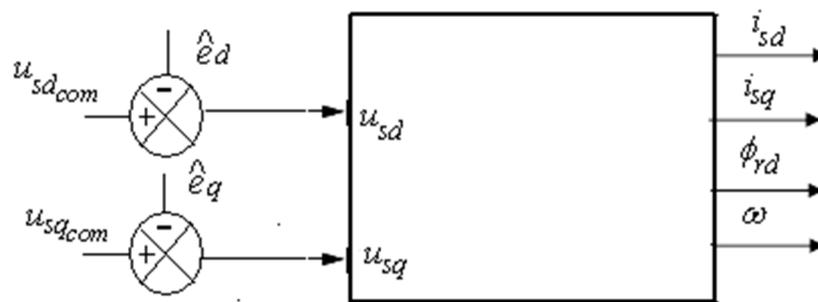
$$\Phi_r = \frac{M_{sr}}{1 + S T_r} I_{sd} \quad (\text{II.15})$$

$$\omega_r = \frac{M_{sr}}{T_r \Phi_r} I_{sq} \quad (\text{II.16})$$

Les termes de découplage sont :

$$\hat{e}_d = \sigma L_s \omega_s I_{qs} + \frac{M_{sr} R_r}{L_r^2} \Phi_r \quad (\text{II.17})$$

$$\hat{e}_q = -\sigma L_s \omega_s I_{sd} - \frac{M_{sr} R_r}{L_r^2} \omega_r \Phi_r \quad (\text{II.18})$$



**Figure.II.4** Découplage par addition des termes de compensation

Une solution consiste à ajouter des tensions identiques mais de signes opposés à la sortie des régulateurs de courant de manière à séparer les boucles de régulation d'axe  $d$  et  $q$  comme le montre la figure (II.4).

Le régulateur PI est un mécanisme de commande dans une boucle fermée qui corrige les erreurs entre les variables du système mesurés et leurs références. Sa sortie contrôle le système. Dans le cas de la commande vectorielle directe du moteur à induction, trois régulateurs PI sont utilisés. Deux régulateurs du courant, un pour chaque composante du courant ( $i_{sd}$ ,  $i_{sq}$ ) qui génèrent les tensions de référence pour alimenter le moteur à induction. Un contrôleur PI du flux pour régler le courant  $i_{sdréf}$ . Et un contrôleur IP de la vitesse.

### II.3.1.1.2 Régulation des courants

Les fonctions de transfert  $\frac{I_{sd}}{U_{sd}}$  et  $\frac{I_{sq}}{U_{sq}}$  sont identiques. Nous proposons d'adopter pour chacune des boucles de courant un régulateur de type proportionnel- intégrateur (PI).

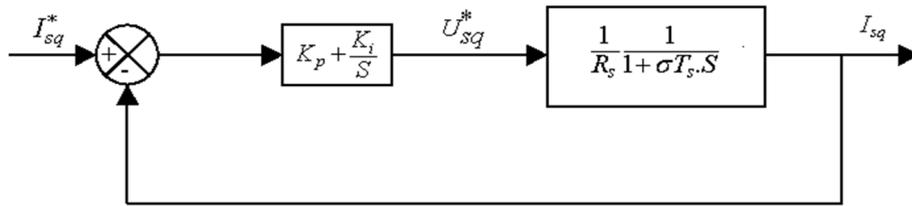


Figure.II.5 Bloc de réglage de  $I_{sq}$  après découplage

Les paramètres des correcteurs sont calculés par la méthode de compensation de telle sorte à accélérer le temps de réponse de la boucle fermée par rapport à la boucle ouverte.

Pour déterminer les paramètres  $K_p$  et  $K_i$ , il suffit de calculer la fonction de transfert en boucle ouverte et en boucle fermée en posant la constante de temps de la fonction de transfert en boucle fermée comme suit :

$$\tau_{bf} = \frac{\tau_{bo}}{n} \quad (\text{II.19})$$

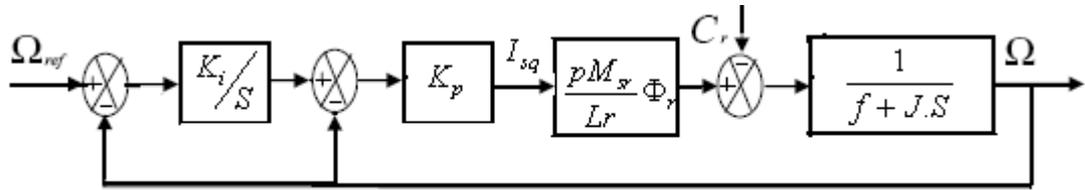
Avec  $\tau_{bo} = \sigma T_s$  et  $n$  permet de fixer la rapidité.

Les paramètres de régulateurs deviennent :

$$\begin{cases} K_p = \frac{\sigma L_s}{\tau_{bf}} \\ K_i = \frac{K_p}{\sigma T_s} \end{cases} \quad (\text{II.20})$$

### II.3.1.1.3 Régulation de la vitesse

Pour la régulation de la boucle de vitesse on a choisi d'adopter un correcteur de type intégrateur proportionnel (IP). La figure (II.6) montre la structure de la boucle externe en utilisant ce régulateur.



**Figure.II.6** Bloc de réglage de la vitesse de rotation

La fonction de transfert en boucle fermée est équivalente à un système 2<sup>ème</sup> ordre, et elle est égale à :

$$\frac{\omega_{ref}}{\omega} = \frac{K_i K_p K_{cem}}{S^2 + (K_p K_{cem} + f/J)S + K_i K_p K_{cem}} = \frac{\omega_n^2}{S^2 + 2\xi\omega_n S + \omega_n^2} \quad (\text{II.21})$$

Où  $K_{cem} = pM_{sr}^2 I_{sd}^* / L_r$

Par équivalence on obtient :

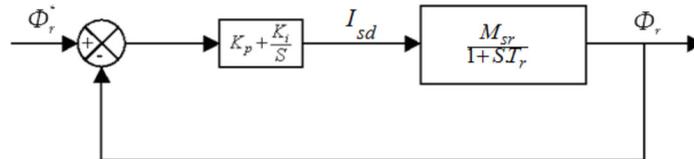
$$\begin{cases} 2\xi\omega_n = K_p K_{cem} + f/J \\ \omega_n^2 = K_p K_i K_{cem} \end{cases}$$

Imposant  $\xi$  et  $\omega_n$  on peut aisément déterminer les paramètres  $K_p$  et  $K_i$  qui sont de la forme suivante :

$$\begin{cases} K_p = (2\xi\omega_n - f/J) / K_{cem} \\ K_i = \omega_n^2 / (K_p K_{cem}) \end{cases} \quad (\text{II.22})$$

### II.3.1.1.4 Régulation du flux $\psi_r$

Dans le cas de la commande vectorielle direct l'estimation du flux est nécessaire pour son réglage. Deux solutions peuvent être envisagées : soit on utilise un modèle d'estimation en boucle ouverte, soit un observateur. Pour notre cas et pour des raisons pratiques, on va utiliser des observateurs adaptatifs qui seront développés dans le prochain chapitre.



**Figure.II.7** Schéma blocs de réglage de flux.

Pour la régulation de la boucle de flux on a choisi d'adopter un correcteur de type proportionnel intégrateur (PI). La figure (II.7) montre la structure de la boucle externe. Appliquant la méthode de compensation pour le calcul des régulateurs, on peut démontrer aisément que les paramètres de ce correcteur sont :

$$\begin{cases} K_p = \frac{T_r}{M_{sr} \tau_{bf}} \\ K_i = \frac{K_p}{\sigma T_r} \end{cases} \quad (\text{II.23})$$

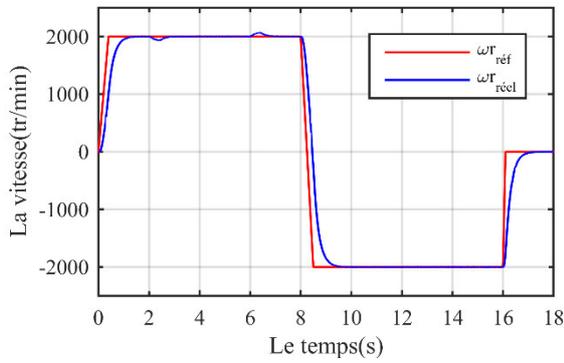
$$\text{Avec } \tau_{bo} = T_r \tau_{bf} = \frac{\tau_{bo}}{n}$$

### II.3.1.2 Les résultats de simulation

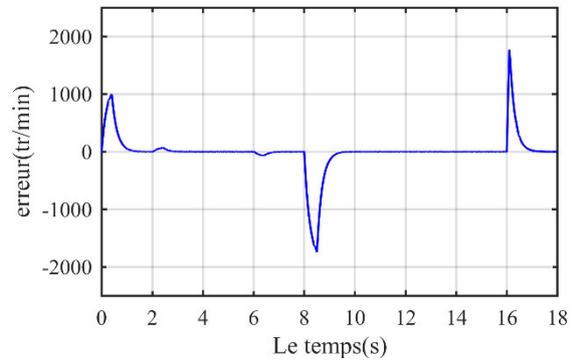
Les performances de la commande vectorielle directe ont été évaluées en utilisant une simulation implémentée dans Matlab/Simulink. Le schéma complet du système de contrôle est illustré à la figure II.3. Pour le modèle à moteur à induction, les paramètres en annexe ont été utilisés. Le moteur à induction utilisé a une puissance de 0,75 kW.

Les figures II.8 de *a* à *d* montrent les réponses de la vitesse, des courants et des flux correspondant à une référence  $\omega_{réf}$ . Pendant l'essai, aucun couple de charge n'a été appliqué au

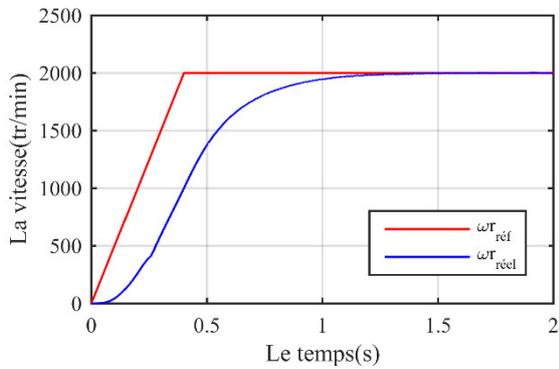
début puis on l'a été ajouté à temps  $t=2s$  pendant  $4s$ . Puis il a été inversé Le sens de rotation de référence de  $+2000 \text{ tr/min}$  à  $-2000 \text{ tr/min}$  immédiatement. C'est notre benchmark.



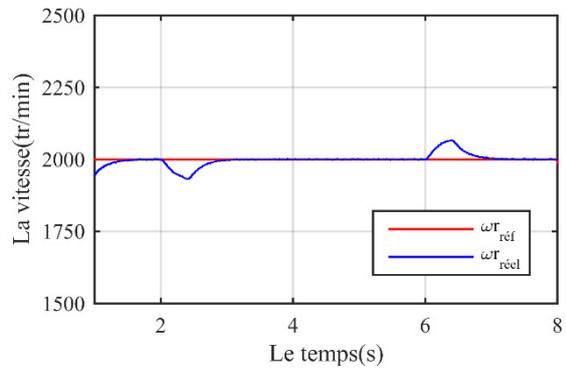
(a)



(b)

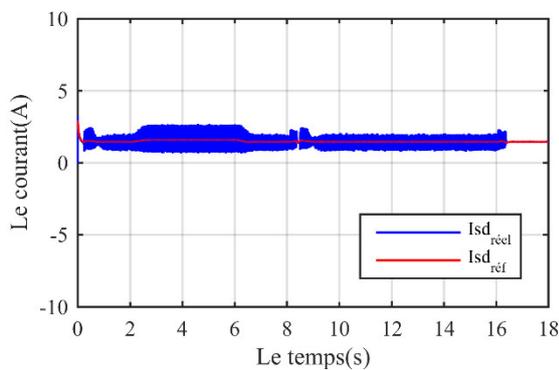


(c)

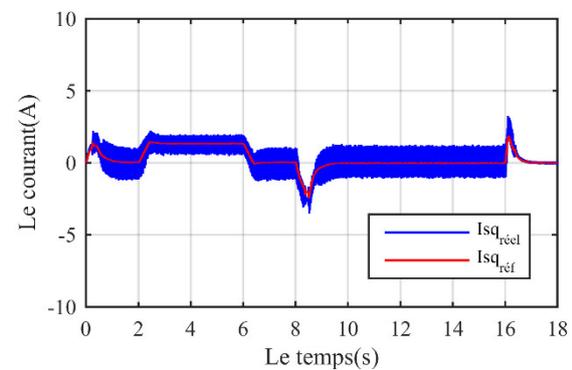


(d)

**Figure.II.8** La réponse de vitesse pour un régulateur IP : (a)La vitesse de rotation et sa référence (b) l'erreur de poursuite (c) et (d) zoom

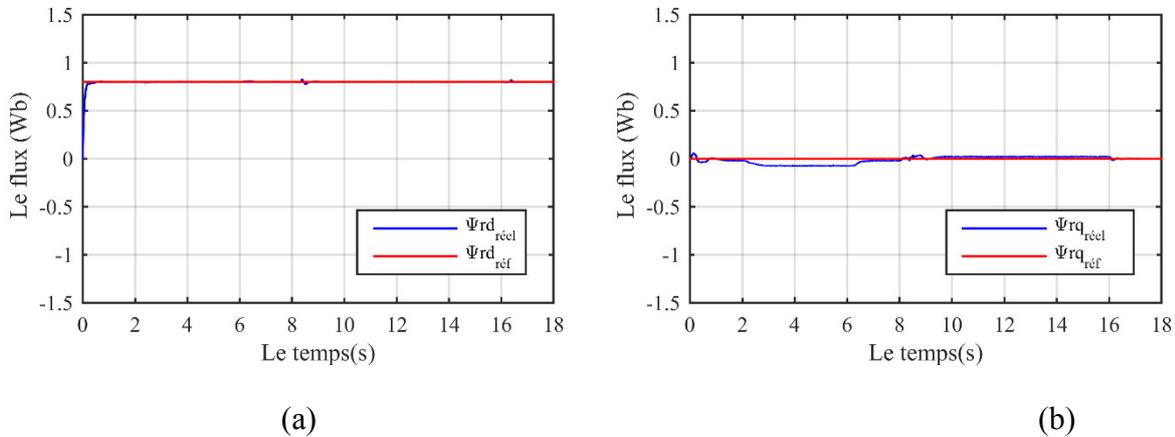


(a)



(b)

**Figure.II.9** Les réponses des courants et leurs références : (a) composante directe (b) composante quadratique



**Figure.II.10** Les réponses des flux et leurs références : (a) composante directe (b) composante quadratique

Pour cette simulation, La vitesse réelle suit sa valeur de référence  $\omega_{réf}$  sans dépassement après un temps de retard égale à  $1.2s$ . La contribution du régulateur est remarquable aux moments d'application du couple de charge mais avec une action de correction lente. La vitesse se convient mal à sa référence pendant la phase de variation de sens de rotation. Une erreur transitoire se dépasse le  $1500tr/min$ .

### II.3.2 La commande vectorielle neuronale

Les paramètres PI classiques sont généralement des gains fixes. Par conséquent, il permet au système de fonctionner seulement dans certaines conditions, et se dégrade sous les autres. Ils ne sont pas précis pour avoir de hautes performances. Cela se voit surtout avec le vieillissement du système. Pour résoudre ce problème, les chercheurs proposent des solutions pour améliorer le fonctionnement de contrôleur PI classique. Les techniques de control intelligent sont utilisées pour éviter le problème de PI conventionnel [44] (le contrôle est basé sur le modèle mathématique précis, les systèmes sont caractérisés par un modèle incertain, un haut degré de non-linéarité, un niveau de bruit élevé, variable dans le temps, caractéristique incomplète des systèmes pratiques existants, niveau élevé de bruit, etc.). La technique clé est les algorithmes d'entraînement basé sur l'intelligence artificielle : logique flou, les réseaux de neurone et contrôleur neuro-flou ...

Malgré de nombreux avantages des contrôleurs intelligents, l'industrie a toujours hésité à appliquer ces contrôleurs pour des raisons commerciales à cause de la charge de calcul élevée imposée par un grand nombre de fonctions, poids et règles, en particulier, sur l'autoréglage [36], [45]. La charge de calcul élevée conduit à une fréquence d'échantillonnage faible, ce qui n'est pas suffisant pour la mise en œuvre de la commande en temps réel.

Par conséquent, afin de réduire la charge de calcul, nous proposons dans notre thèse d'utiliser des réseaux neuronaux artificiels. L'algorithme d'apprentissage utilisé est celui d'ADALINE. La tâche principale de la méthode de réglage est d'ajuster les paramètres du régulateur PI afin de minimiser de l'erreur de vitesse entre la valeur réelle et la valeur de référence.

### II.3.2.1 L'algorithme d'ADALINE

La règle d'apprentissage de Widrow-Hoff ou ADALINE est un algorithme qui permet d'ajuster les poids d'un réseau de neurones pour réduire à chaque étape l'erreur (à condition que le facteur d'apprentissage soit bien sélectionné) figure II.11. Un poids est modifié en utilisant la formule suivante [46]

$$y_k = \sum_{i=1}^n x(i)_k w_k = x_i^T w_k \quad (\text{II.24})$$

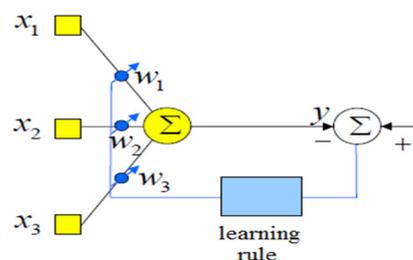
$$w_{k+1} = w_k + \Delta w \quad (\text{II.25})$$

Où,

$x(k)$ : le vecteur d'entrée d'ADALINE

$y(k)$ : la sortie de l'ADALINE

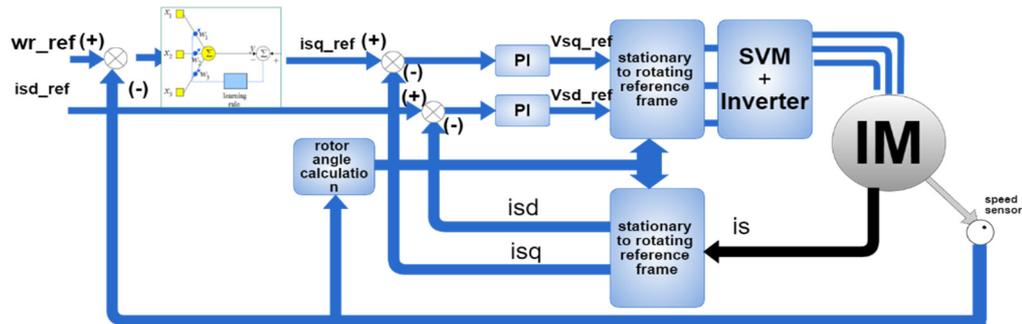
$w(k)$ : le vecteur de poids



**Figure.II.11** L'algorithme d'apprentissage d'ADALINE.

### II.3.2.2 ADALINE pour un contrôleur de vitesse

Nous avons développé une structure de contrôle basée sur un seul contrôleur neuronal ; celui de la vitesse. C'est un facteur clés de notre contribution qui permet de réduire le temps de calcul [47] Apprendre ADALINE est fait en ligne pour que les paramètres PI convergent vers des gains optimaux. Figure II.12

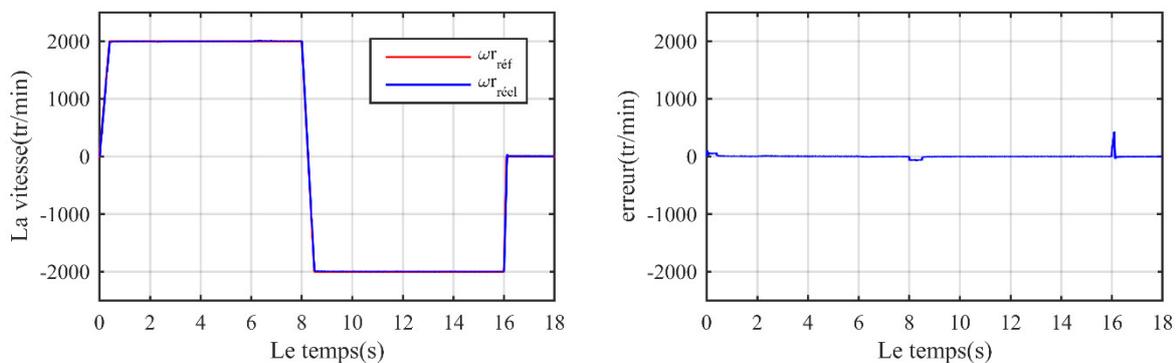


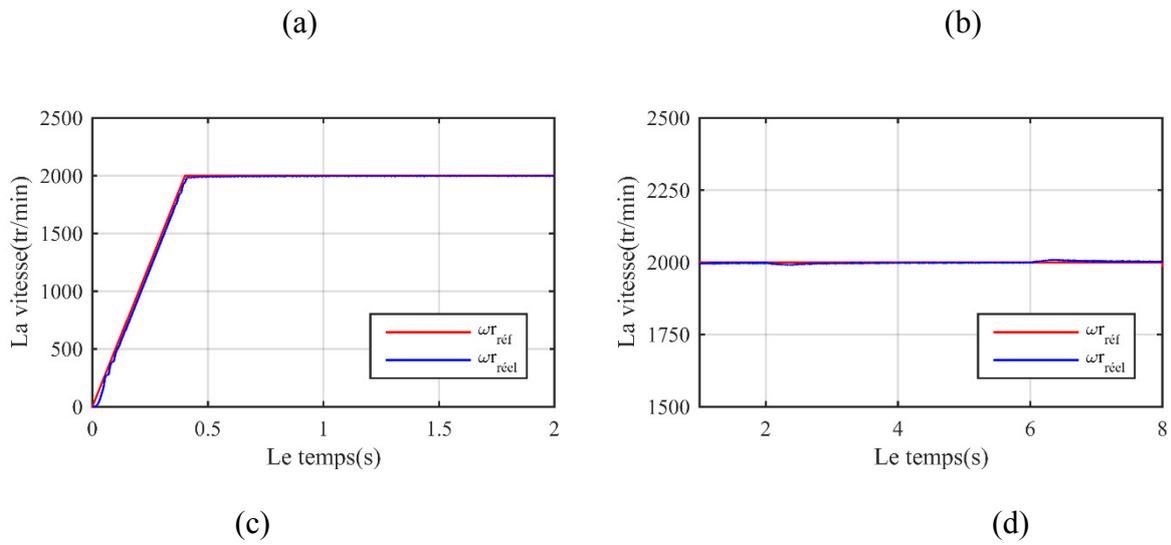
**Figure.II.12** Schéma fonctionnel du contrôleur de vitesse neural du moteur à induction.

Après un processus d'apprentissage en ligne, ADALINE nous permet de calculer aisément les paramètres  $K_p$  et  $K_i$  du régulateur de vitesse. La structure précédente présente la stratégie proposée pour améliorer la commande vectorielle classique.

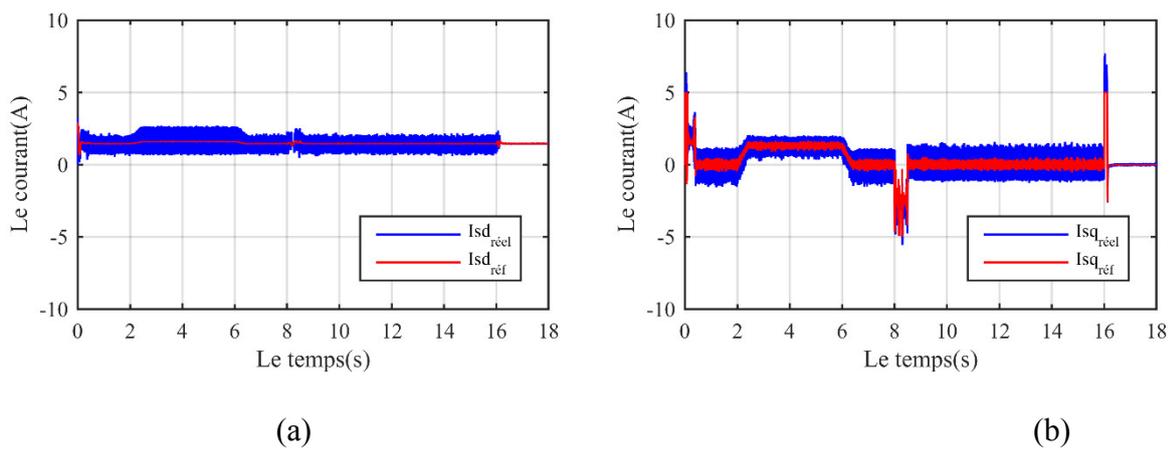
### II.3.2.3 Les résultats de simulation

Avec les mêmes conditions appliquées à la commande vectorielle conventionnelle, on a refait les tests pour le contrôleur neuronal pour évaluer ses performances. Le contrôleur neuronal obtenu effectue, pendant les régimes dynamiques, les tâches principales : réponse douce, pas d'oscillations sur l'intervalle de contrôle, pas de dépassement, compensation rapide du couple de charge.

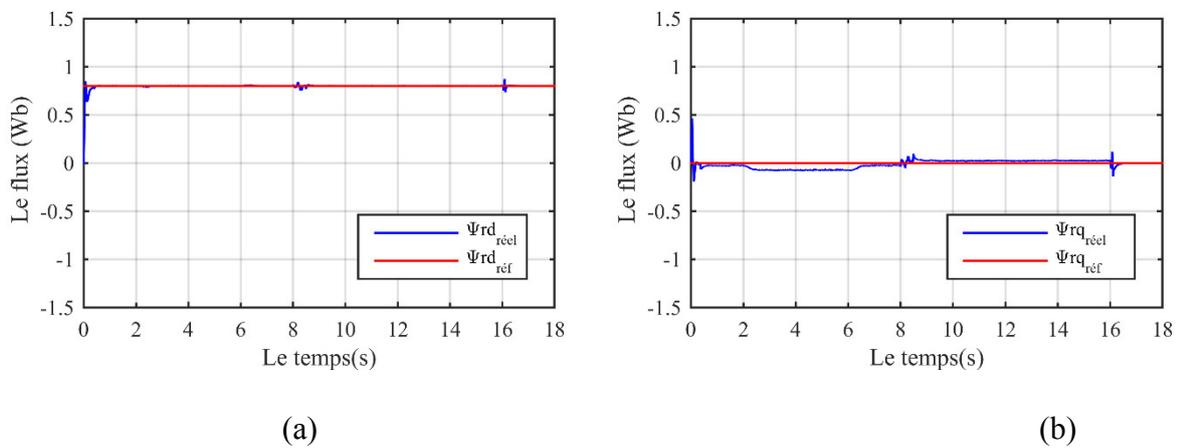




**Figure.II.13** La réponse de vitesse pour un régulateur neuronal : (a)La vitesse de rotation et sa référence (b) l’erreur de poursuite (c) et (d) zoom



**Figure.II.14** Les réponses des courants et leurs références : (a) composante directe (b) composante quadratique



**Figure.II.15** Les réponses des flux et leurs références : (a) composante directe (b) composante quadratique

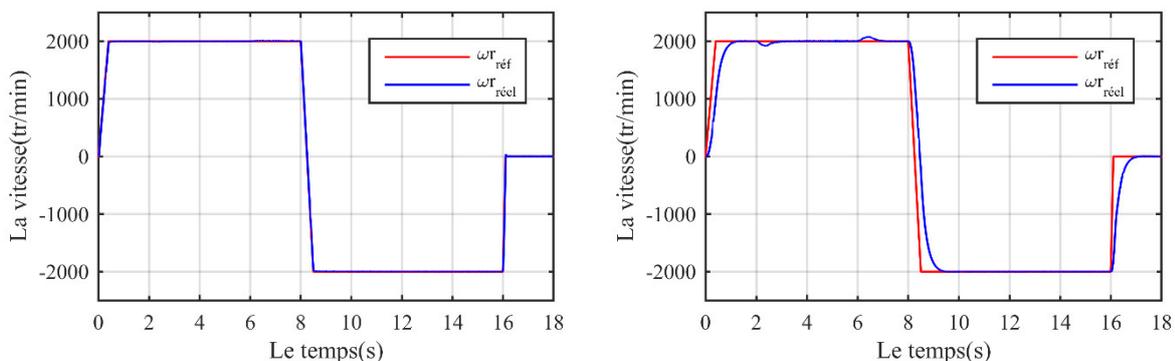
On peut observer figure II.13 que la réponse de la vitesse réelle suit la vitesse de référence parfaitement malgré la perturbation du couple, même au régime transitoire ; il n'y a qu'une petite erreur pendant lequel la vitesse réelle diffère légèrement de la vitesse de référence.

Il est clairement visible de ces figures que les performances du contrôleur de vitesse IP neuronal proposé sont supérieures à celles du contrôleur IP classique en termes de dépassement **les erreurs transitoires ne se dépassent pas les 100tr/min** et de temps de stabilisation (moins de 0.1s temps de retard). Pour les figures II.13(c-d) montrent l'agrandissement des réponses de vitesse du système d'entraînement avec une augmentation graduelle de la charge de zéro au niveau nominal, le régulateur neuronal presque annule la perturbation du couple de charge.

### II.3.3 L'incertitude paramétrique (Robustesse vis-à-vis la variation $R_r$ )

Cependant, en pratique, les paramètres moteurs estimés peuvent s'écarter beaucoup de ses valeurs nominales. Ceci est particulièrement vrai pour la constante de temps du rotor  $\tau_r = L_r/R_r$ , qui dépend principalement de la résistance du rotor qui augmente considérablement lorsque le rotor se chauffe. La variation de la résistance du rotor peut aller jusqu'à 100% et peut difficilement être récupérée en utilisant des modèles thermiques et des capteurs de température [29], [48], [49]. Cette estimation incorrecte peut provoquer une erreur d'état stable en utilisant le contrôle vectoriel conventionnel [30]. Ainsi, un examen a été effectué pour évaluer la commande vectorielle neuronale dans des conditions d'estimation de paramètres incorrectes.

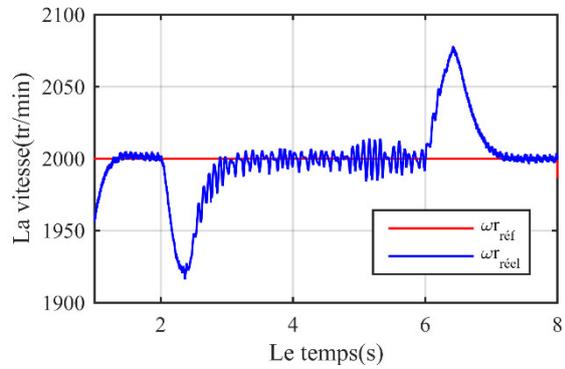
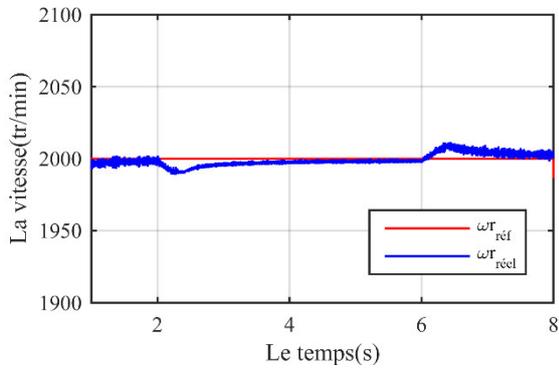
Pour une deuxième simulation (figures II.16-22), où ici, on double la valeur de la résistance du rotor  $R_r$ .



(a)

(b)

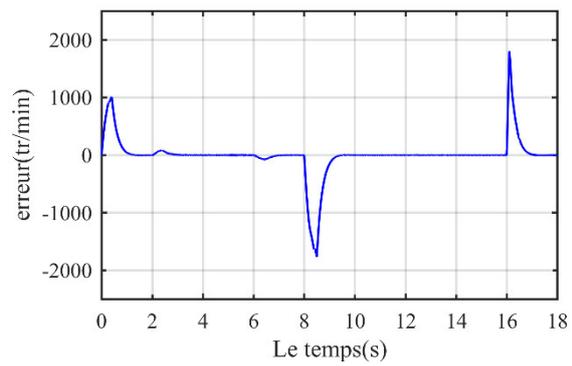
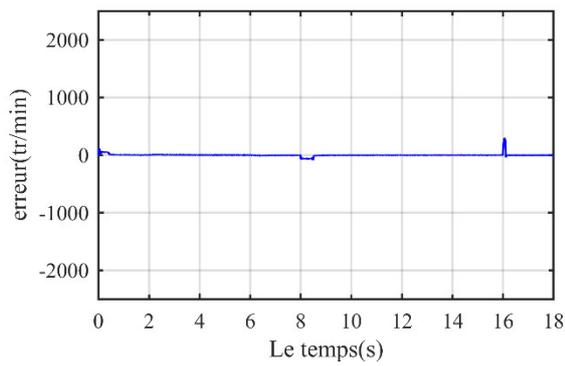
**Figure.II.16** La réponse de vitesse : (a) IP neuronal (b) IP classique.



(a)

(b)

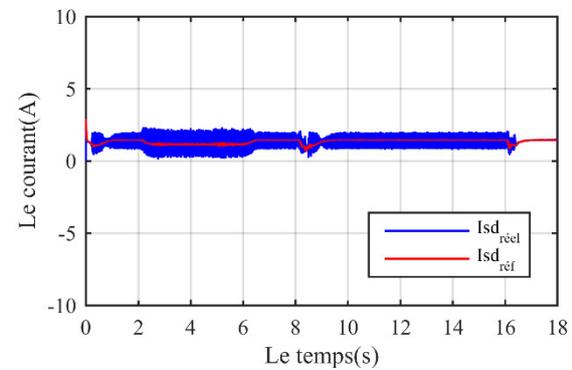
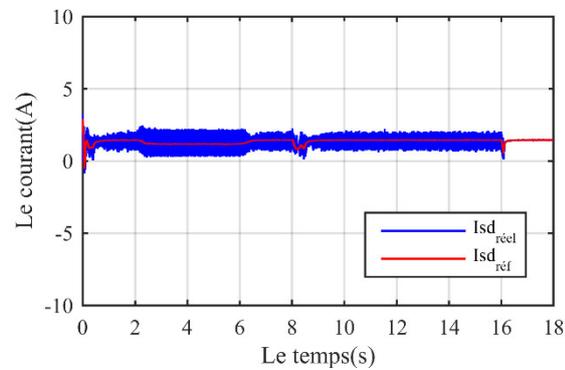
**Figure.II.17** Zoom de réponse : (a) IP neuronal (b) IP classique.



(a)

(b)

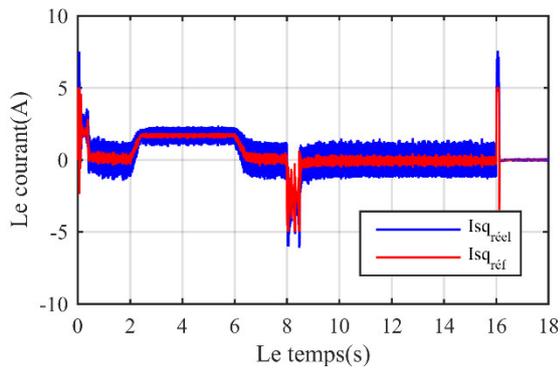
**Figure.II.18** L'erreur de poursuite : (a) IP neuronal (b) IP classique.



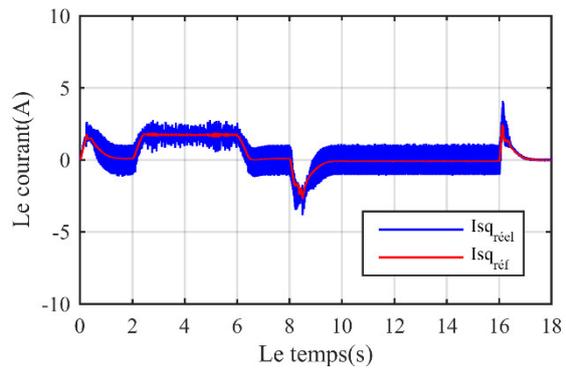
(a)

(b)

**Figure.II.19** Les réponses des courants directs : (a) IP neuronal (b) IP classique.

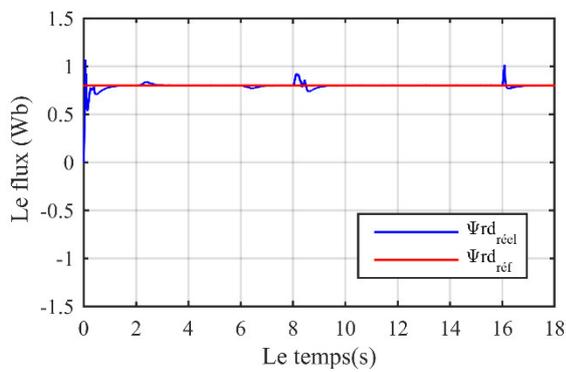


(a)

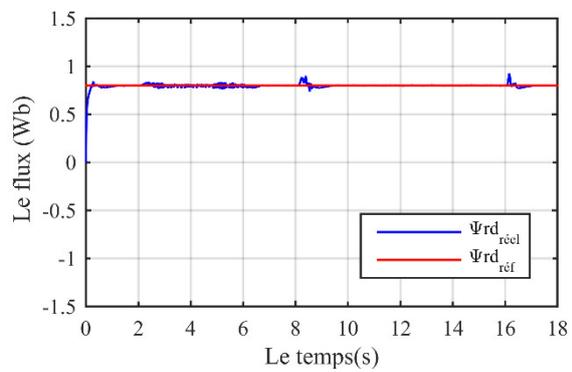


(b)

**Figure.II.20** Les réponses des courants quadratiques (a) IP neuronal (b) IP classique.

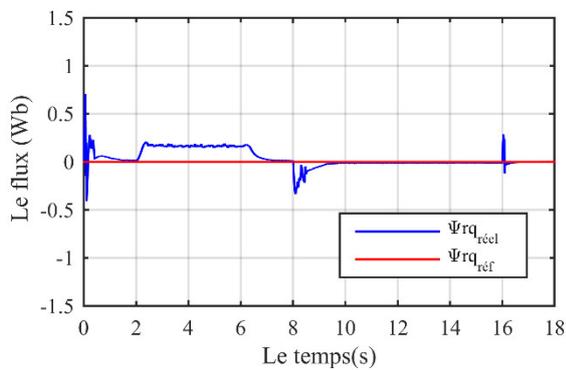


(a)

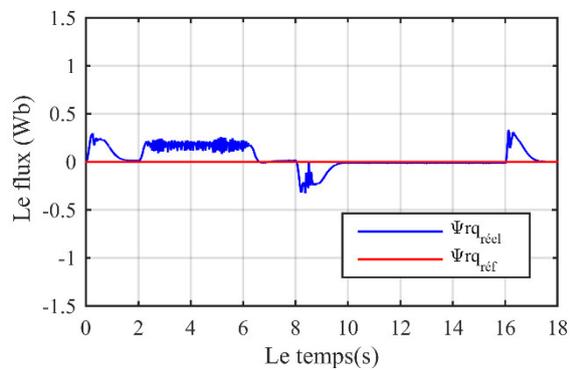


(b)

**Figure.II.21** Les flux rotoriques directes : (a) IP neuronal (b) IP classique.



(a)



(b)

**Figure.II.22** Les flux rotoriques quadratiques : (a) IP neuronal (b) IP classique.

---

On remarque que la vitesse du contrôleur conventionnel a du mal à suivre sa référence lors de la phase d'application du couple. Une erreur dite : erreur de rebond, est observée. Tandis que, la robustesse du contrôle du MAS triphasé basé sur le régulateur neural vis-à-vis des perturbations du couple de charge, est vivement améliorée

Après présentation et analyse de ces différentes simulations, on peut dire que le contrôle vectoriel neuronal du type ADALINE a des caractéristiques satisfaisantes : réponse rapide, bon découplage entre flux et couple, capacité à minimiser les erreurs dues aux perturbations externes ou aux incertitudes des paramètres.

## **II.4 Conclusion**

Ce chapitre présente une revue détaillée des concepts de base décrivant le comportement mécanique et électrique de la machine asynchrone. Un accent particulier sur la modélisation consacrée au contrôle de telle machine est considéré. Les propriétés dynamiques et les descriptions mathématiques sont introduites.

Ce chapitre est une contribution à la mise en œuvre de techniques de contrôle numérique non conventionnelles. Nous avons donc développé une stratégie de contrôle de la vitesse du moteur à induction basée sur des réseaux neuronaux du type ADALINE et on l'a comparé par la commande vectorielle conventionnelle. Tous les algorithmes de contrôle présentés dans ce chapitre sont validés sur des benchmarks spécifiques vérifiant les caractéristiques importantes de la commande du moteur dans plusieurs conditions de fonctionnement. Les résultats obtenus permettent de montrer que cette technique est bien adaptée lorsqu'il existe des contraintes sévères dans la régulation. Les systèmes de contrôle de vitesse de la messagerie instantanée utilisant des réseaux de neurones offrent des performances intéressantes.

**Chapitre III :**  
**Commande du Moteur à Induction sans Capteur**

### III.1 Introduction

Les méthodes d'estimation de la vitesse ont occupé un grand intérêt ces dernières années chez les chercheurs de la commande du moteur à induction. Une technique de commande sans capteur de vitesse est possible lorsqu'elle est basée sur une représentation mathématique du moteur, on estime la vitesse par l'alimentation le modèle avec des mesures de la tension et du courant du stator. Ces techniques sans capteur de vitesse sont apparues en 1975[50] et prennent maintenant de plus en plus de place dans l'industrie et dans la recherche.

Du point de vue du système d'entraînement, l'élimination du capteur de vitesse et des connexions de mesure associées présente l'avantage d'un coût faible de mise en œuvre (les coûts des détecteurs de vitesse / position sont parfois du même ordre que le moteur), robustesse, immunité au bruit, ce qui augmente la fiabilité du système. Les informations de vitesse précises qui sont nécessaires pour un contrôleur de haute performance et de haute précision peuvent être estimées à partir des valeurs des courants et des tensions du stator qui peuvent être facilement mesurées. Les performances de ces calculateurs peuvent être assimilées à une commande orientée sur les endroits sensibles.

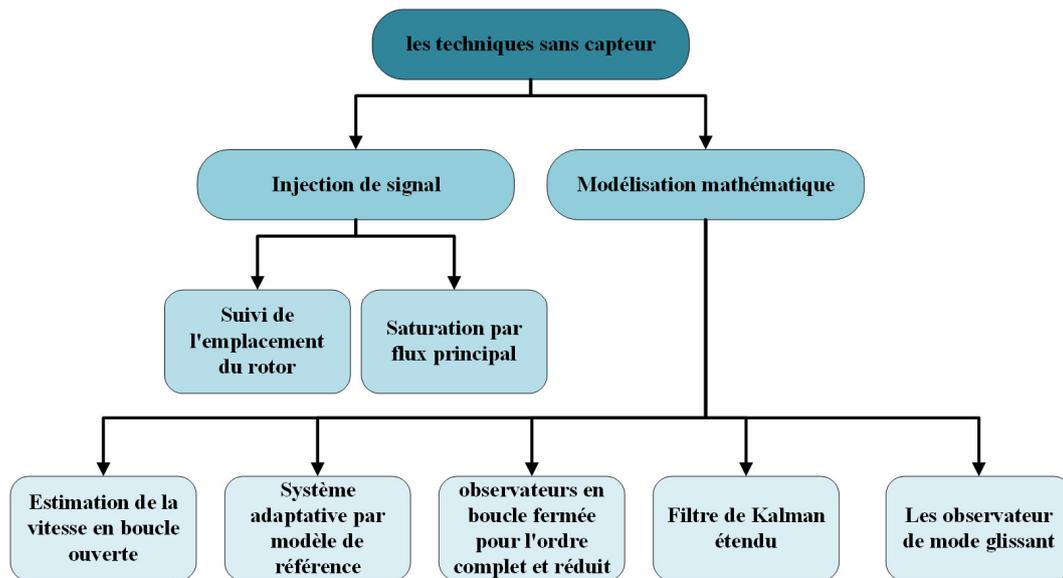
Depuis les années 1980, le concept d'estimation de la vitesse du rotor a été étudié de manière approfondie, où les courants et les tensions instantanées du stator ont été utilisés pour estimer la vitesse du rotor d'un moteur à induction [51].

Il est possible d'estimer la vitesse du rotor directement à partir des équations du moteur à induction en utilisant les grandeurs terminales mesurées (tensions et courants) à condition que tous les paramètres du moteur soient connus. Plusieurs techniques peuvent être utilisées pour estimer la vitesse du rotor comme discuté dans[3]. La plupart des techniques d'estimation de la vitesse en boucle ouverte impliquent en quelque sorte des intégrations afin d'obtenir le flux du stator et donc le flux du rotor.

Les estimateurs de vitesse en boucle ouverte sont également sensibles à la variation des paramètres du moteur tels que les résistances du stator et du rotor ainsi que les inductances du rotor et du stator. La variation des résistances est due à l'augmentation de la température, alors que pour les inductances, elle est typiquement causée par la saturation du flux principal [3]. Les performances des estimateurs de vitesse, et donc du système d'entraînement, se dégradent lorsque ces paramètres varient par rapport aux valeurs nominales. La sensibilité aux variations de paramètres peut être réduite en employant des estimateurs en boucle fermée ou mieux connus en

tant qu'observateurs en boucle fermée, tels que l'observateur de Luenberger, le système adaptatif de référence de modèle (MRAS) et le filtre Kalman étendu (EKF).

Pour obtenir une estimation robuste de la vitesse par rapport au changement des paramètres, en particulier à basse vitesse, plusieurs variantes d'observateurs en boucle fermée ont été développées [52]–[55] la figure (III.1).



**Figure.III.1** Les techniques de la commande sans capteur du Moteur à Induction.

Dans ce chapitre, on commence par une analyse de l'observabilité du moteur à induction afin de reconstruire les composantes non mesurables du vecteur d'état. Puis, on donne une synthèse des observateurs dédiés l'estimation des états de la machine asynchrone en vue de la commande sans capteur de vitesse. On commencera par le filtre de Kalman étendu pour estimer la vitesse et le flux. Puis les observateurs : Luenberger, filtre de Kalman linéaire, et filtre de Kalman réduit sont synthétisés en utilisant la technique MRAS (model référence adaptif system).

Nous explorons la possibilité d'améliorer les observateurs adaptatifs avec un nouveau schéma d'adaptation. Il consiste à séparer l'estimation du flux du rotor et de la vitesse du rotor en deux étapes successives. Lorsque les courants du stator et le flux du rotor sont calculés par un Luenberger, filtre de Kalman linéaire, ou un filtre de Kalman réduit, la vitesse est considérée comme la sortie du correcteur PI. L'erreur est en fonction des courants statoriques mesurés, des courants statoriques estimés et du flux rotorique. Les gains PI sont fixés pour toute la durée de fonctionnement de l'observateur. Ils caractérisent la réponse de l'estimateur. A cet effet, la méthode que nous proposons pour améliorer le mécanisme d'adaptation de la vitesse garantit la précision et l'optimisation de l'estimation. C'est une technique "intelligente" basée sur les algorithmes des

réseaux de neuronaux artificiels. Nous proposons de déterminer les paramètres PI en utilisant ADALINE (ADAPtive Linéaire NEuron)[8].

### III.2 L'observabilité du moteur à induction

Plusieurs travaux ont étudié l'observabilité du moteur à induction [56]–[58]. Dans [59], des conditions suffisantes sous lesquelles le moteur à induction perd la propriété d'observabilité ont été présentées. Cette étude a été réalisée en utilisant le modèle de la machine asynchrone ou moteur à induction dans le repère  $(\alpha\text{-}\beta)$ . Pour analyser l'observabilité du moteur à induction, les critères du rang d'observabilité seront appliqués (voir[57]).

Soit le modèle de la machine asynchrone dans le repère  $(\alpha, \beta)$  :

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x) + Bu \\ y = Cx \end{cases} \quad (\text{III.1})$$

$$\begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ x_3(t) \\ x_4(t) \\ x_5(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_{s\alpha}(t) \\ i_{s\beta}(t) \\ \Psi_{r\alpha}(t) \\ \Psi_{r\beta}(t) \\ \omega_r(t) \end{bmatrix}, u = [V_{s\alpha} \quad V_{s\beta}]^T, \text{ et } y = [i_{s\alpha} \quad i_{s\beta} \quad \omega_r]^T$$

$$f(x) = [f_1(t), f_2(t), f_3(t), f_4(t), f_5(t)]^T$$

$$= \begin{bmatrix} -\left(\frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right)x_1 + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \frac{1}{T_r} x_3 + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} x_4 x_5 \\ -\left(\frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right)x_2 - \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} x_2 x_5 + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \frac{1}{T_r} x_4 x_5 \\ \frac{L_m}{T_r} x_1 - \frac{1}{T_r} x_3 - x_4 x_5 \\ \frac{L_m}{T_r} x_2 + x_3 x_5 - \frac{1}{T_r} x_4 \\ \frac{pL_m}{JL_r} (x_3 x_2 - x_4 x_1) - \frac{C_r}{J} - \frac{f_v}{J} x_5 \end{bmatrix}$$

$$\text{On impose : } \gamma = \left(\frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right), \quad K = \frac{L_m}{\sigma L_s L_r}$$

Appliquant la définition (1.3) au système d'équations de la machine asynchrone. On obtient ainsi la matrice d'observabilité suivante :

$$\theta = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ -\gamma & 0 & \frac{K}{T_r} & pKx_5 & pKx_4 \\ 0 & -\gamma & -pKx_5 & \frac{K}{T_r} & -pKx_3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{III.2})$$

Le déterminant de la matrice  $\Theta$  est :

$$\det(\theta) = \frac{K^2}{T_r^2} + p^2 K^2 x_5^2$$

Le rang de la matrice  $\Theta$  est égal à l'ordre du système et ceci indépendamment de la vitesse, ce qui est une condition obligatoire d'observabilité. La machine asynchrone avec mesures de vitesse et de courants est donc localement observable.

L'impossibilité de construire des observateurs pour le moteur à induction qui convergent pour chaque trajectoire montre que seuls les observateurs qui convergent (toujours) vers un sous-ensemble propre peuvent exister. Il y a des initiatives importantes dans la littérature qui traitent de ce problème d'estimation non linéaire de ce moteur[60].

### III.3 Les observateurs de vitesse étendus

En général il y a deux observateurs de vitesse étendus pour le moteur à induction. L'observateur de Luenberger étendu (LE) et le filtre de Kalman étendu (FKE).

L'observateur étendu de Luenberger [30], [61], [5] est une extension de l'observateur d'état linéaire, le modèle du système est augmenté d'un état supplémentaire représentant le paramètre à estimer. Ceci est linéarisé résultant dans le même modèle de système utilisé dans filtre de Kalman étendu. Cependant, dans ce cas, la matrice de gain est calculée en utilisant une technique de placement de pôle pour localiser arbitrairement les pôles de l'observateur.

En plus de l'observateur déterministe pour la conception en boucle fermée, il existe également des approches stochastiques utilisant le filtre Kalman étendu (FKE) pour estimer la vitesse des MIs. La méthode stochastique comprend des perturbations aléatoires, des erreurs de modélisation, des inexactitudes de calcul et des erreurs de mesure du système dans la résolution du problème d'estimation. La technique de filtrage de Kalman est une extension de la théorie de l'observateur linéaire. Comme pour le LE qui résout le problème de la sélection matricielle des observateurs en utilisant l'équation différentielle de Riccati[62]. C'est un estimateur d'état récursif,

capable de produire des estimations optimales d'états qui ne sont pas mesurables [17]. Cela fournit l'erreur quadratique minimale pour l'estimation lorsque les bruits de mesure et les perturbations de processus sont modélisés comme des bruits blancs [63]. Le filtre de Kalman peut être étendu pour permettre l'estimation conjointe des paramètres et des états, appelé filtre étendu de Kalman (EKF)[64], [65].

La comparaison avec de l'observateur LE filtre de kalman étendu [66] montre que des performances similaires sont obtenu entre les deux observateurs, bien que l'estimation du couple pour l'LE soit bruyant et doit être filtré pour produire un signal utile.

### III.3.1 Filtre de Kalman étendu

Pour les problèmes non linéaires, tels que le cas des IM, l'EKF est strictement applicable. La non-linéarité peut être surmontée en effectuant la linéarisation sur les états estimés récents. Le processus nécessite un modèle discret de MI, qui peut être donné sous une forme générale :

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) + w(t) \quad (\text{III.3})$$

$$y(t) = h(x(t)) + v(t) \quad (\text{III.4})$$

Où les paramètres  $x$ ,  $y$ ,  $u$ ,  $v$ ,  $w$  sont le vecteur d'état, le vecteur de sortie, le vecteur d'entrée, matrice de bruit du modèle d'état et matrice de bruit du modèle de sortie respectivement.

Avec :

$$x = \begin{bmatrix} i_{sd} & i_{sq} & \psi_{sd} & \psi_{sq} & \omega_r \end{bmatrix}^T \quad \text{Vecteur d'état}$$

$$u = \begin{bmatrix} u_{sd} & u_{sq} \end{bmatrix}^T \quad \text{Vecteur d'entrée}$$

$$y = \begin{bmatrix} i_{sd} & i_{sq} \end{bmatrix}^T \quad \text{Vecteur de sortie}$$

$$f(x, u) = \begin{bmatrix} \left( \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r} \right) i_{sd} + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \frac{1}{\tau_r} \psi_{sd} + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \psi_{sq} p \omega_r + \frac{1}{\sigma L_s} u_{sd} \\ \left( \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r} \right) i_{sq} - \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} p \omega_r \psi_{sd} + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \frac{1}{\tau_r} \psi_{sq} + \frac{1}{\sigma L_s} u_{sq} \\ \frac{L_m}{\tau_r} i_{sd} + \left( 1 - \frac{1}{t_r} \psi_{sd} \right) - p \omega_r \psi_{sq} + u_{sd} \\ \frac{L_m}{\tau_r} i_{sq} - p \omega_r \psi_{sd} + \left( 1 - \frac{1}{t_r} \psi_{sq} \right) + u_{sq} \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$h(x) = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} i_{is} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} i_{iq} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Le modèle étendu à la vitesse de rotation doit donc être linéarisé avant d'appliquer les observateurs linéaires. Le modèle linéarisé est obtenu, à partir du modèle non linéaire discret (équations (III.6)).

$$\begin{cases} x(k+1) = F(k).x(k) + G(k).u(k) + w(k) \\ y(k) = H(k).x(k) + v(k) \end{cases} \quad (\text{III.6})$$

A partir du modèle dynamique ci-dessus, la vitesse du rotor peut être estimée par l'algorithme de filtre de Kalman étendu suivant :

a. Prédiction d'état :

$$\hat{x}(k+1/k) = \hat{x}(k/k) + \int_{t_k}^{t_{k+1}} f[\hat{x}(t/t_k), u(t), t] dt \quad (\text{III.7})$$

b. Estimation de la matrice de covariance d'erreur :

$$P(k+1/k) = \phi(k+1, k)P(k/k)\phi(k+1, k)^T + Q_d(k) \quad (\text{III.8})$$

Avec  $\phi(k+1, k) = \exp(F(k) \cdot T_s)$

c. Calcul du gain du filtre de Kalman :

$$K(k+1) = P(k+1/k)H^T(k+1) \times [H(k+1)P(k+1/k)H^T(k+1) + R(k+1)]^{-1} \quad (\text{III.9})$$

Avec  $H(k+1, k) = \exp(h(k) \cdot T_s)$

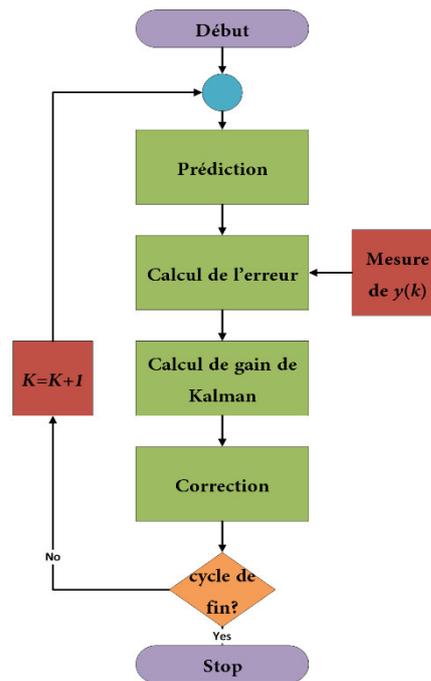
d. La Mise à jour de la matrice de covariance d'erreur :

$$P(k+1/k+1) = [I - K(k+1)H(k+1)]P(k+1/k) \quad (\text{III.10})$$

e. L'estimation d'état :

$$\hat{x}(k+1/k+1) = \hat{x}(k+1/k) + K(k+1) \{y(k) - H[\hat{x}(k+1/k)]\} \quad (\text{III.11})$$

Le principal avantage de l'utilisation d'EKF est la robustesse. Cependant, L'inconvénient principal avec EKF peut être considéré comme la complexité de l'algorithme. Cette complexité de calcul est particulièrement un problème lors de l'utilisation dans un système en temps réel qui doit être ajusté en ligne. La figure III.2 représente l'organigramme de calcul.

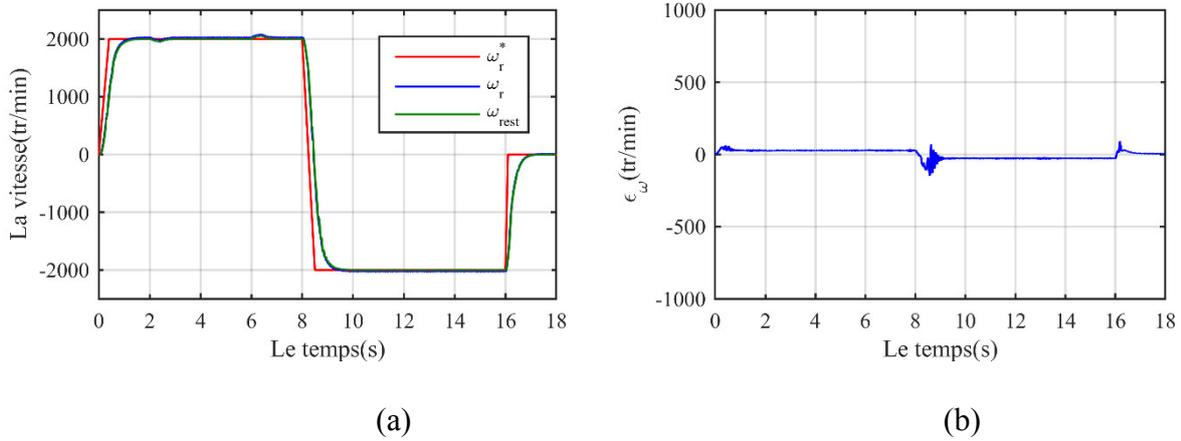


**Figure.III.2** L'organigramme du filtre de Kalman étendu

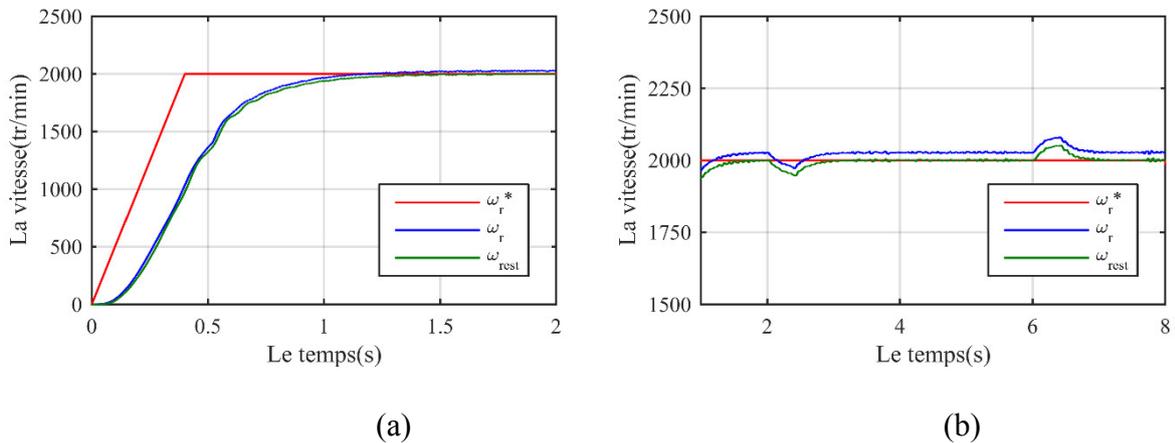
### III.3.1.1 Les résultats de simulation

Le but est de vérifier la validité de filtre de kalman étendu pour l'application de la commande vectorielle directe à flux rotorique orienté sans capture de vitesse. Pour cela nous avons réalisé le modèle pour sa mise en œuvre. Quatre régulateurs de type proportionnel-intégral PI ont été utilisés pour régler les deux courants statoriques, le flux et la vitesse rotorique. Pour

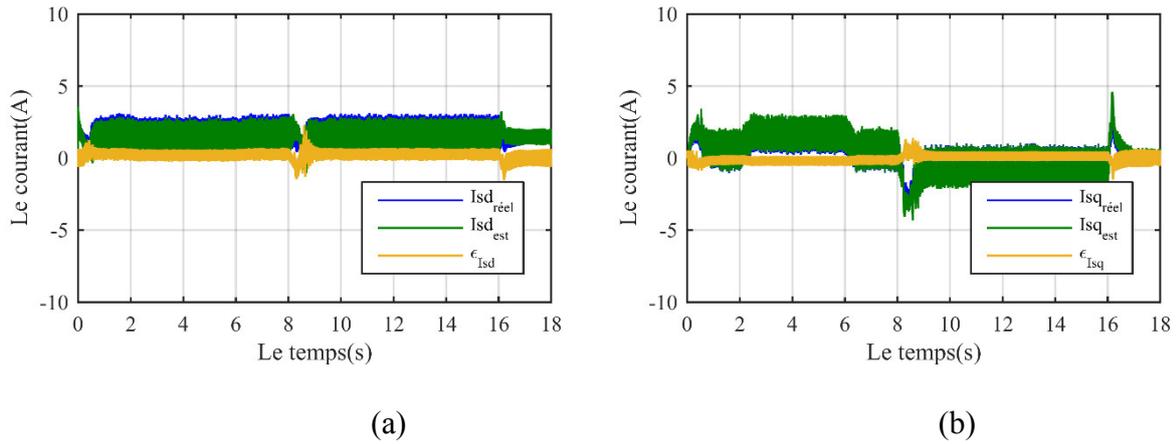
commencer, la vitesse de référence est incrémentée de  $0tr/min$  jusqu'à  $2000tr/min$  en  $0.4s$ . Puis, elle se stabilise pendant  $8s$  c'est le régime permanent. On applique un couple résistant pendant  $4s$ . La vitesse rotorique et le flux utilisés dans la commande sont estimés à l'aide de filtre de Kalman étendu. Suivant la référence, la vitesse de réponse présentée dans la figure III.3 (a) suit parfaitement sa référence. Cependant, des dépassements peuvent être observés pendant les régimes transitoires (figure III. 3 (b)). Pour remédier à cette contrainte la solution envisagée est la commande adaptative.



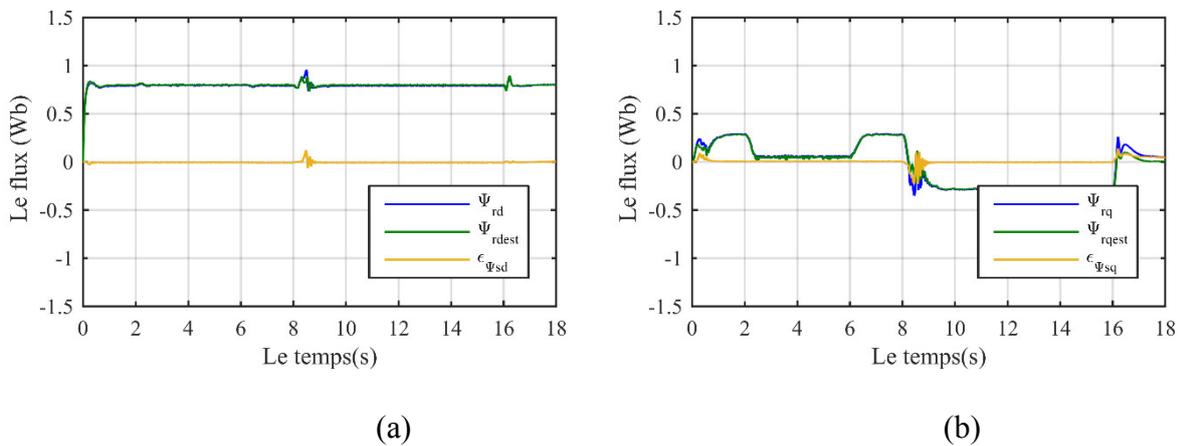
**Figure.III.3** la vitesse : (a)variation de vitesse (la référence, réelle et estimée), (b) erreur d'estimation la vitesse



**Figure.III.4** Résultat de la vitesse (référence, réel et estimé) (a-b) Zoom in



**Figure.III.5** Les courants statoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique



**Figure.III.6** Les flux rotoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique

### III.4 Les observateurs adaptatifs

La mise en œuvre d'une loi de commande basée sur le contrôle du flux rotorique des moteurs asynchrones nécessite l'estimation de l'amplitude et de la phase du vecteur de flux du rotor, dans un système de référence solidaire du stator. Afin d'estimer les composantes du flux du rotor dans la référence désirée, on peut faire des observateurs d'ordre entier et réduit en prenant la vitesse de rotation du moteur comme variable libre.

Les observateurs d'ordre réduit sont des systèmes dynamiques dont les états observés sont réduits par rapport au nombre des états du système. Ils permettent d'estimer à la fois le courant du stator et le flux du rotor par des mesures de tensions et de courants du stator. Les observateurs du flux du rotor sont considérés comme des estimateurs linaires. Ces observateurs qui reconstituent

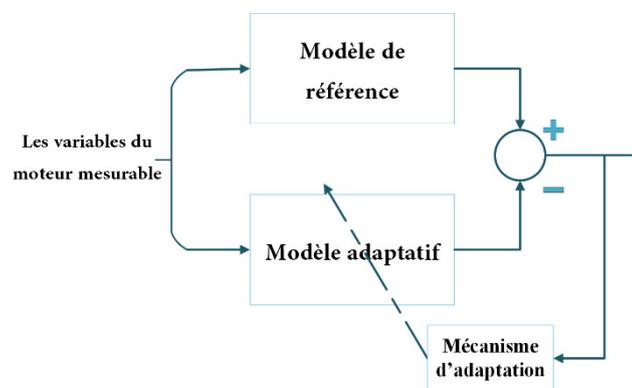
les états linaires du moteur à induction (les courants statoriques et les flux rotoriques) quand la vitesse est considérée comme paramètre connu.

Plusieurs articles scientifiques [54], [55], [67] démontrent que le comportement du système est suffisamment approché pendant la phase transitoire, même en présence d'écarts importants des paramètres moteurs par rapport aux valeurs nominales.

### III.4.1 Modèle de référence des systèmes adaptatifs

L'une des techniques les plus couramment utilisées pour le contrôle sans capteur de vitesse est connue sous le nom de MRAS (Modèle de référence de système adaptatif), souvent approchée de la technique basée sur le flux rotor [68], utilisée dans ce travail, comme nous le verrons plus loin.

L'observateur est construit à partir de deux modèles de machines à induction pour le paramètre utilisé. Le premier modèle utilise deux valeurs mesurables et est utilisé comme modèle de référence. Le second qui est le modèle adaptatif utilise l'équation qui a besoin de la sortie qui est censée être contrôlée comme une entrée comme le montre la figure III.7 Le mécanisme d'adaptation est dérivé pour minimiser l'erreur des deux sorties des modèles.



**Figure.III.7** La structure de l'observateur adaptatif.

### III.4.2 Luenberger Adaptatif (LA)

La commande vectorielle directe de la machine à induction demande la connaissance des états complets et précis. La commande du flux orienté est une approche importante pour le contrôle des machines à courant alternatif. Elle est basée sur la connaissance du vecteur de flux rotorique pour le régler et commander la vitesse.

Le flux rotorique de la machine à induction n'est pas directement mesurable, et donc, son estimation à partir des variables connus (les courants et les tensions statoriques) du point de vue de la théorie des observateurs est une solution pour le contrôle vectoriel. En considérant le moteur à induction modélisé par l'espace-état qui est un système linéaire (modélisation seulement des courants statoriques et le flux rotoriques). La vitesse est considérée comme un paramètre connu. Les observateurs de flux de rotor seront parfois appelés observateurs d'ordre réduit car ils essaient seulement d'estimer certaines des variables d'état du modèle de machine à induction.

Un observateur pour un système linéaire connu prend la forme d'une simulation en temps réel du système, sauf que, en plus d'être piloté par les entrées connues, il est également piloté par l'erreur entre les sorties réelles du système et les sorties prédites

Lorsque la vitesse  $\omega_r$  considérée comme un paramètre connu, le système devient linéaire.

L'observateur adaptatifs de vitesse est présenté pour la première fois en 1991[52], puis divers autres travaux ont été présentés pour dominer les problèmes. Le modèle d'espace-état de la machine à induction est utilisé pour former un observateur, figure III.8. Donnée par les équations de (III.12-13), alors que l'observateur d'état est donné par

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(t) + x(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (\text{III.12})$$

Où :

$$x = [i_{s\alpha} \quad i_{s\beta} \quad \varphi_{r\alpha} \quad \varphi_{r\beta}]^t, \quad u = [v_{s\alpha} \quad v_{s\beta}]$$

$$A = \begin{bmatrix} -\left(\frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r}\right) & 0 & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \frac{1}{\tau_r} & \omega_r \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \\ 0 & -\left(\frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r}\right) & -\omega_r \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \frac{1}{\tau_r} \\ \frac{L_m}{\tau_r} & 0 & -\frac{1}{\tau_r} & -\omega_r \\ 0 & \frac{L_m}{\tau_r} & \omega_r & \frac{1}{\tau_r} \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Nous choisissons le modèle d'état et le modèle de sortie de l'observateur comme suit :

$$\frac{d}{dt} \hat{X} = A\hat{X} + BU + G(\hat{i}_s - i_s) \quad (\text{III.13})$$

Où  $\hat{\phantom{x}}$  signifie les valeurs estimées et  $G$  est la matrice de gain de l'observateur, qui est choisi pour que les pôles de l'observateur de Luenberger soient proportionnels à ceux de la machine à induction.

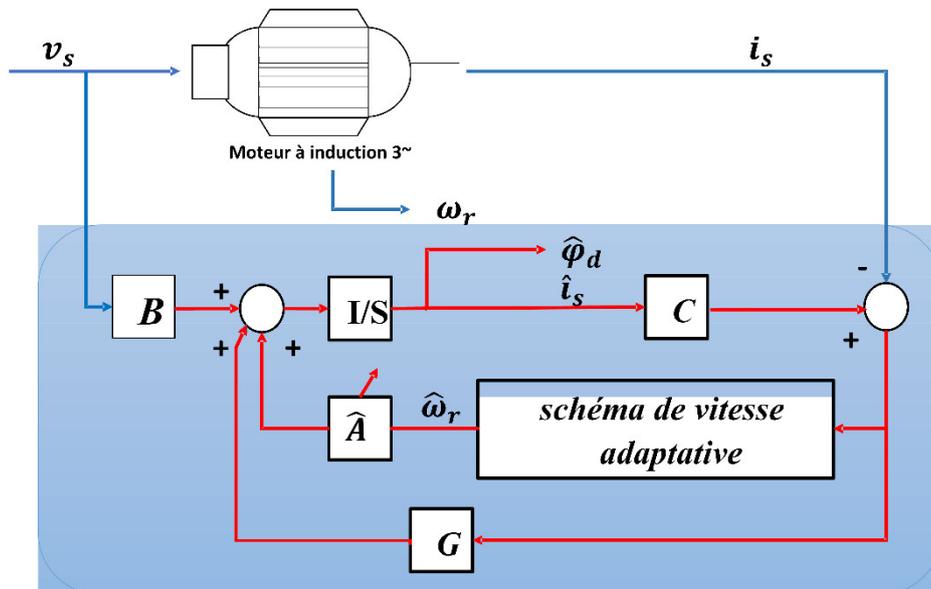


Figure.III.8 Le diagramme de l'observateur adaptatif

### III.4.2.1 Le mécanisme d'adaptation de vitesse :

L'observateur de flux présenté dans [52] estime la vitesse du rotor en utilisant le mécanisme d'adaptation PI et prouve sa stabilité par le biais de l'erreur d'estimation :

$$e = X - \hat{X} \quad (\text{III.14})$$

$$\Delta A = \hat{A} - A = \begin{bmatrix} 0 & -\Delta\omega_r J / c \\ 0 & \Delta\omega_r J / c \end{bmatrix} \quad (\text{III.15})$$

Avec :  $c = (\sigma L_s L_r) / M_{sr}$  and  $\Delta\omega_r = \hat{\omega}_r - \omega_r$ .

La fonction de Lyapunov :

$$V = e^T e + (\hat{\omega}_r - \omega_r)^2 / \lambda \tag{III.16}$$

Où  $\lambda$  est une constante positive

La dérivée de  $V$  dans le temps :

$$\frac{d}{dt} V = e^T \{ (A + GC)^T + (A + GC) \} e - 2\Delta\omega_r (e_{ids} \hat{\psi}_{dr} - e_{iqs} \hat{\psi}_{qr}) / c + 2\Delta\omega_r \frac{d}{dt} \hat{\omega}_r / \lambda \tag{III.17}$$

En assimilant le deuxième et le troisième terme de l'équation (III.17). Nous obtenons l'équation d'estimation de vitesse suivante :

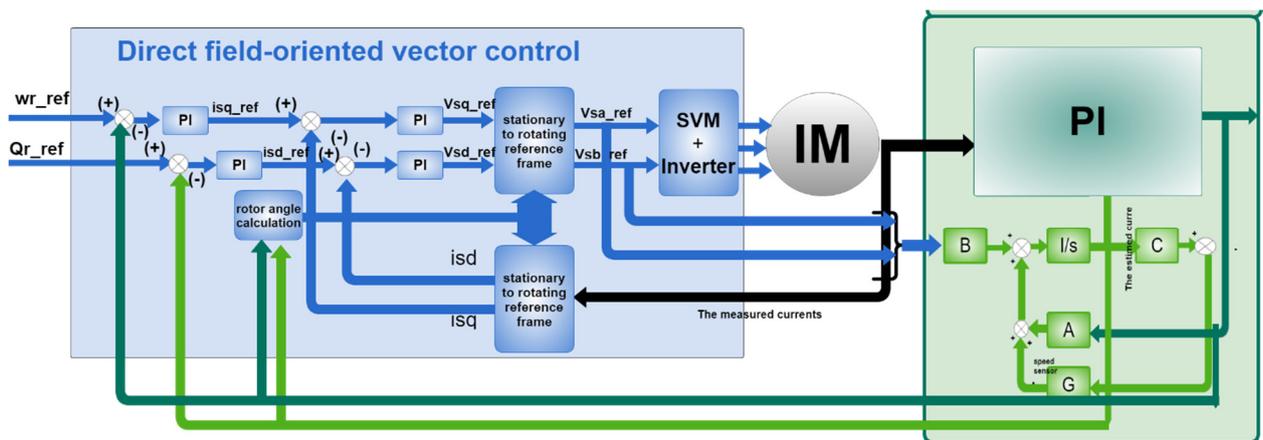
$$\frac{d}{dt} \hat{\omega}_r = \lambda (e_{ids} \hat{\psi}_{dr} - e_{iqs} \hat{\psi}_{qr}) / c \tag{III.18}$$

La vitesse peut être écrite dans le schéma adaptatif intégral suivant :

$$\hat{\omega}_r = K_p (e_{ids} \hat{\psi}_{dr} - e_{iqs} \hat{\psi}_{qr}) + K_i \int (e_{ids} \hat{\psi}_{dr} - e_{iqs} \hat{\psi}_{qr}) dt \tag{III.19}$$

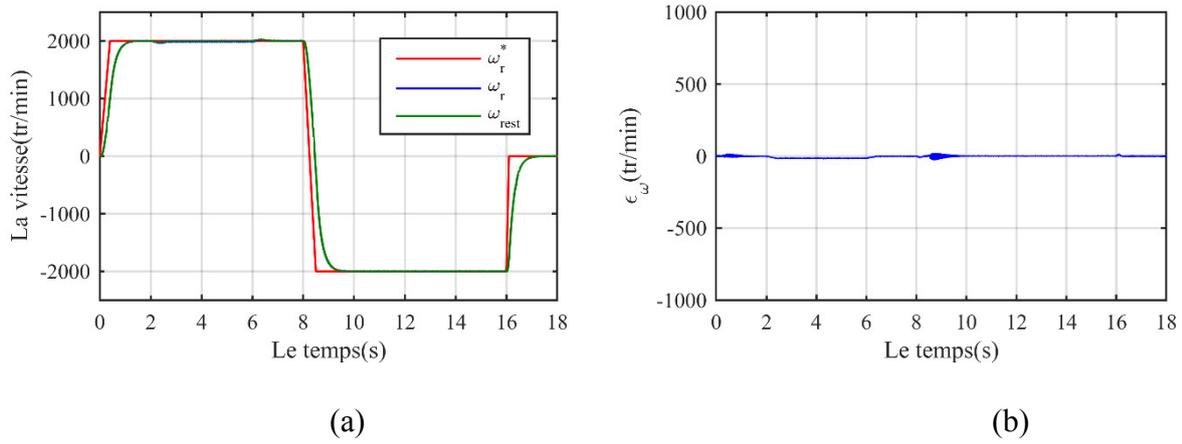
### III.4.2.2 Les résultats de simulation :

Le schéma bloc de notre simulation figure III.9 est développé dans l'environnement Matlab/Simulink

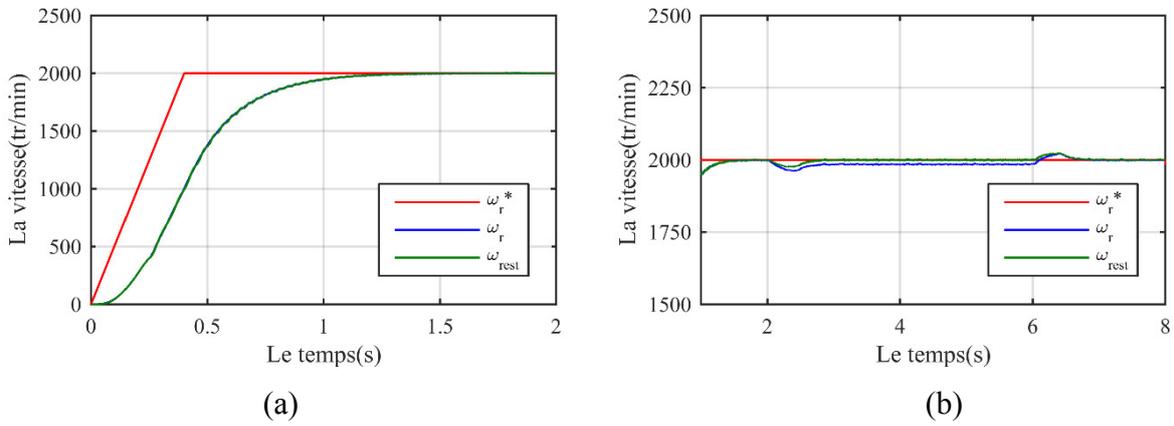


**Figure.III.9** Schéma bloc de la commande sans capteur à base de MRAS

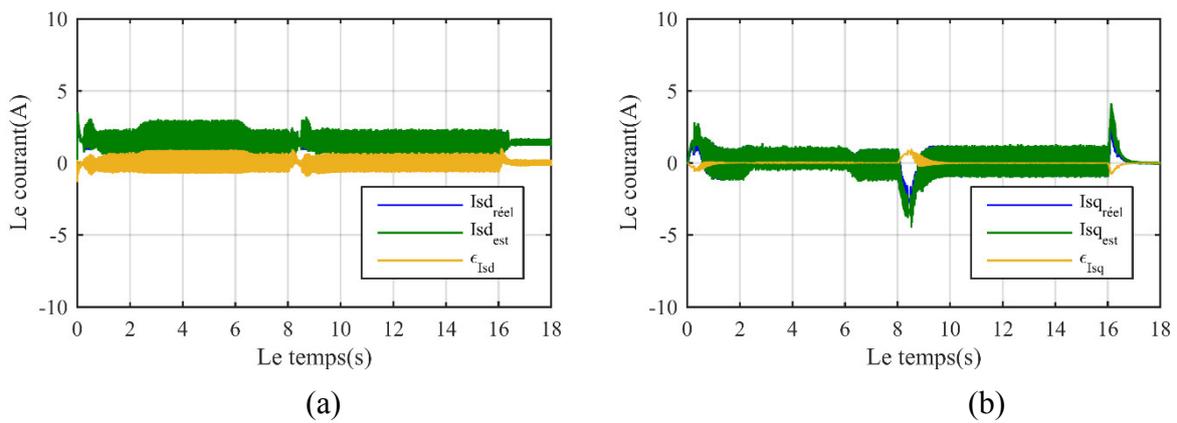
Pendant l'essai, aucun couple de charge n'a été appliqué au début on a ajouté un couple de charge à l'instant  $t=2s$  et a été enlever à l'instant  $t=4s$ . Un changement de sens de rotation a été fait à l'instant  $t=8s$ . Pour le suivi des références de vitesse, la commande vectorielle a été utilisée.



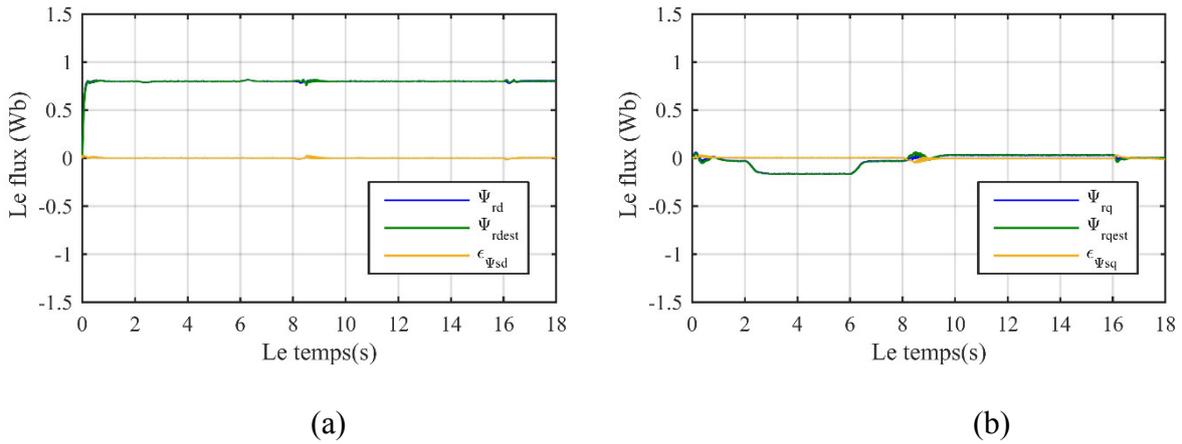
**Figure.III.10** La vitesse : (a)variation de vitesse (la référence, réelle et estimée), (b) erreur d'estimation la vitesse



**Figure.III.11** Résultat de la vitesse (référence, réel et estimé) (a-b) Zoom in



**Figure.III.12** Les courants statoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique

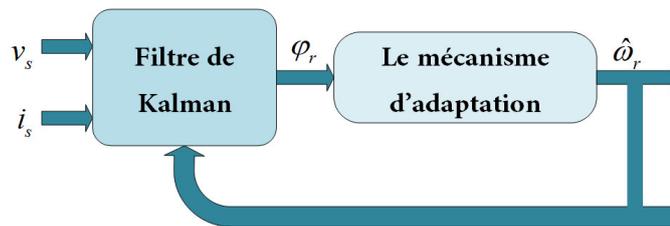


**Figure.III.13** Les flux rotoriques (réels, estimés, et l’erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique

D’après les résultats obtenus on a une poursuite parfaite entre les grandeurs estimés et mesurés. Le mécanisme d’adaptation a permis une bonne poursuite malgré le changement brusque de la vitesse ou l’application de couple de charge.

### III.4.3 Filtre de Kalman adaptatif

Le principe de cet observateur adaptatif consiste à mettre en cascade le filtre linéaire de Kalman et le mécanisme d’adaptation pour l’estimation de la vitesse (figure III.14). Cela signifie que les flux de rotor et les courants de stator estimés par KF sont utilisés comme entrées dans le calcul de la vitesse du rotor et que ce dernier est utilisé comme paramètre (pas un état comme le cas de FKE) dans le modèle FK.



**Figure.III.14** Le principe du filtre de Kalman adaptatif

Il est important d’avoir une représentation dynamique basée sur le repère fixe. Afin d’acquérir une meilleure estimation. Et pour appliquer l’algorithme du filtre de Kalman, il est également nécessaire de discrétiser le modèle du moteur à induction en utilisant une expansion de premier ordre. Le modèle dynamique des variables d’état dans le référentiel fixe constitué uniquement d’équations linéaires peut être écrit comme:

$$\begin{cases} \dot{x}(k+1) = A_d x(k) + B_d u(k) \\ y(k) = Cx(k) \end{cases} \quad (\text{III.20})$$

Avec :

$$\begin{aligned} A_d &= e^{ATe} \approx I + ATe \\ B_d &= A^{-1}(e^{ATe} - I)B \approx BTe \end{aligned} \quad (\text{III.21})$$

$$A_d = \begin{bmatrix} 1 - \left( \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r} \right) Te & \omega_r Te & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \frac{1}{\tau_r} Te & \omega_r \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} Te \\ -\omega_r Te & 1 - \left( \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r} \right) Te & -\omega_r \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} Te & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \frac{1}{\tau_r} Te \\ \frac{L_m}{\tau_r} Te & 0 & 1 - \frac{1}{\tau_r} Te & 0 \\ 0 & \frac{L_m}{\tau_r} Te & 0 & 1 - \frac{1}{\tau_r} Te \end{bmatrix}$$

$$B_d = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} Te & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} Te \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

### III.4.3.1 L'algorithme de filtre de Kalman pour un système linéaire :

Dans de nombreux processus stochastiques, il est nécessaire de prendre en compte les bruits afin de réaliser l'estimation optimale.

Définissez le modèle de système discret comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x}(k+1) = A(k)x(k) + B(k)u(k) + w(k) \\ y(k) = C(k)x(k) + v(k) \end{cases} \quad (\text{III.22})$$

Où :

$w(k)$  = matrice de bruit aléatoire du modèle d'état

$v(k)$  = matrice de bruit aléatoire du modèle de sortie

Supposons que le bruit du système et le bruit de mesure satisfassent aux hypothèses suivantes :

$$E[w_i] = 0$$

$$E[v_i] = 0$$

$$E[ww^T] = 0$$

$$E[ww^T] = 0 \quad i \neq j$$

$$= q\delta_{ii} \quad i = j$$

$$E[vv^T] = 0 \quad i \neq j$$

$$= r\delta_{ii} \quad i = j$$

$$E[ww^T] = 0$$

$\delta_{ii}$  : Delta Kronecker

$Q$  La matrice de covariance du bruit du système.

$R$  La matrice de covariance du bruit de mesure.

Le filtre de Kalman linéaire utilisé comporte les étapes suivantes dans chaque temps d'échantillonnage :

a. Prédiction d'état :

$$\hat{x}(k+1/k) = A(k)\hat{x}(k/k) + Bu(k) \quad (\text{III.23})$$

b. Estimation de la matrice de covariance d'erreur :

$$P(k+1/k) = A(k)P(k/k)A^T + Q(k) \quad (\text{III.24})$$

c. Calcul du gain du filtre de Kalman :

$$K(k+1) = P(k+1/k)C^T(k+1) \times [C(k+1)P(k+1/k)C^T(k+1) + R(k+1)]^{-1} \quad (\text{III.25})$$

d. La Mise à jour de la matrice de covariance d'erreur :

$$P(k+1/k+1) = [I - K(k+1)C(k+1)]P(k+1/k) \quad (\text{III.26})$$

e. L'estimation d'état :

$$\hat{x}(k+1/k+1) = \hat{x}(k+1/k) + K(k+1)\{y(k) - C[\hat{x}(k+1/k)]\} \quad (\text{III.27})$$

### III.4.3.2 L'association FK-MRAS :

L'avantage de FK-MRAS consiste à minimiser les encombrements de calcul. En utilisant le modèle de système du moteur à induction de quatrième ordre et pas plus. L'information de vitesse est implémentée dans l'observateur de flux [69].

L'erreur d'estimation des courants du stator et des flux du rotor est donnée par :

$$e = x - \hat{x} [k + 1 / k + 1] \quad (\text{III.28})$$

Dérivé de l'erreur :

$$\frac{d}{dt} e = (A + KC)e - \Delta A \hat{x} \quad (\text{III.29})$$

Où :

$$\Delta A = \hat{A} - A = \begin{bmatrix} 0 & -\Delta \omega_r J / c \\ 0 & \Delta \omega_r J T e \end{bmatrix} \quad (\text{III.30})$$

$$\Delta \omega_r = \hat{\omega}_r - \omega_r, \quad c = \sigma L_s L_r / L_m T e, \quad J = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Nous utilisons la même fonction de Lyapunov que Kubota utilisée dans[52] :

$$V = e^T e + (\hat{\omega}_r - \omega_r)^2 / \lambda \quad (\text{III.31})$$

$\lambda$ : est une constant positive.

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} V = e^T \{ (A + KC)^T + (A + KC) \} e \\ - 2\Delta \omega_r (\varepsilon_d x[k+1/k]_4 - \varepsilon_q x[k+1/k]_3) / c + 2\Delta \omega_r \frac{d}{dt} \hat{\omega}_r / \lambda \end{aligned} \quad (\text{III.32})$$

Où :

$$\varepsilon_d = i_{sd} - x[k+1/k]_1, \quad \varepsilon_q = i_{sq} - x[k+1/k]_2$$

$x[k+1/k]_n$  Représente les états estimés qui sont calculés avec KF.

$$\frac{d}{dt} \hat{\omega}_r = \lambda (\varepsilon_d x[k+1/k]_4 - \varepsilon_q x[k+1/k]_3) / c \quad (\text{III.33})$$

La vitesse peut être écrite dans le schéma adaptatif intégral suivant [19] :

$$\hat{\omega}_r = K_p (\varepsilon_d x[k+1/k]_4 - \varepsilon_q x[k+1/k]_3) + K_i \int (\varepsilon_d x[k+1/k]_4 - \varepsilon_q x[k+1/k]_3) dt \quad (\text{III.34})$$

Cette expression est utilisée dans les observateurs de flux adaptatifs de vitesse pour le moteur à induction en utilisant la différence entre les courants (mesurés et estimés) et le flux observé, ADALINE ajuste les gains proportionnels  $K_p$  et  $K_i$  d'adaptation.

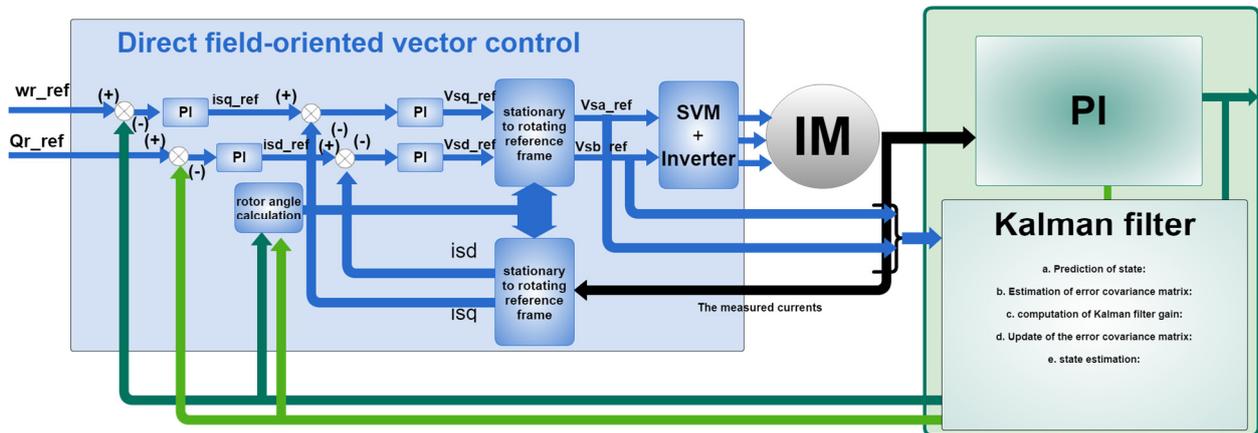
Le contrôleur PI est conçu pour calculer la vitesse du rotor avec la fonction de transfert suivante :

$$C_{PI}(S) = K_p + K_i \frac{1}{s} \quad (\text{III.35})$$

Traditionnellement, les gains  $K_p$  et  $K_i$  sont choisis avec la méthode « essai et erreur ». C'est itératif, cela prend du temps et de manière générale, les gains produits par cette stratégie classique ne sont pas précis pour être utilisés à un entraînement de hautes performances.

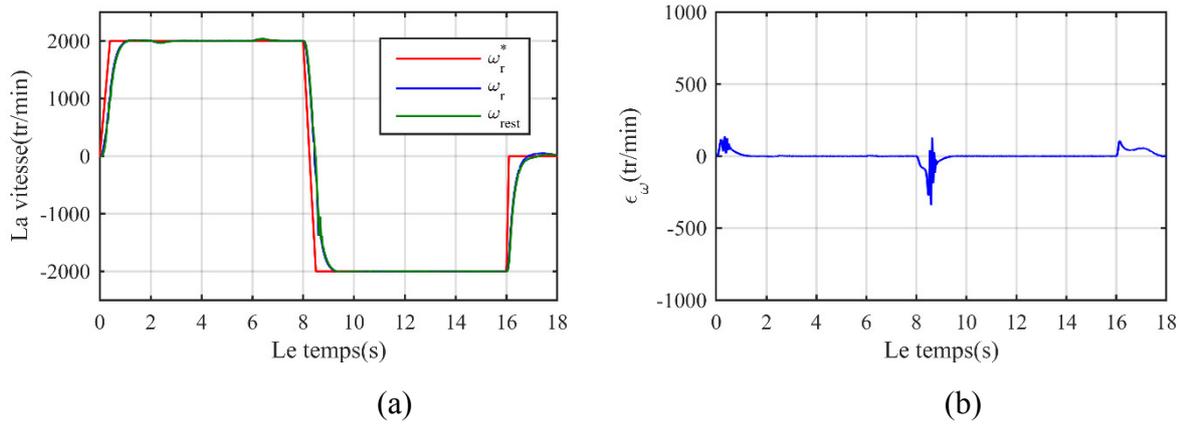
### III.4.3.3 Les résultats de simulation

Dans la simulation, le test a été effectué deux fois, en inversant le sens de la rotation du rotor de +1000tr/min à -1000tr/min, et en appliquant un couple de charge pendant 4s.

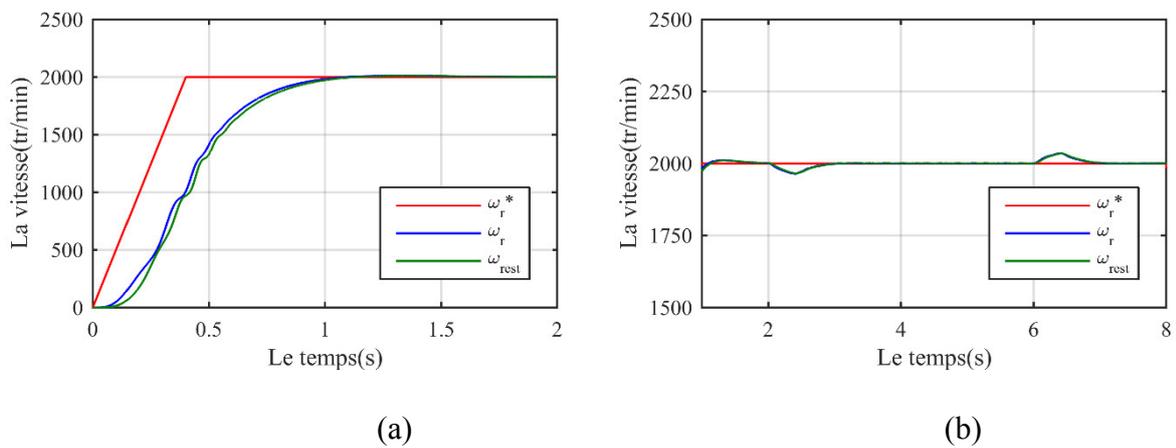


**Figure.III.15** Schéma bloc de la commande sans capteur à base de FKA

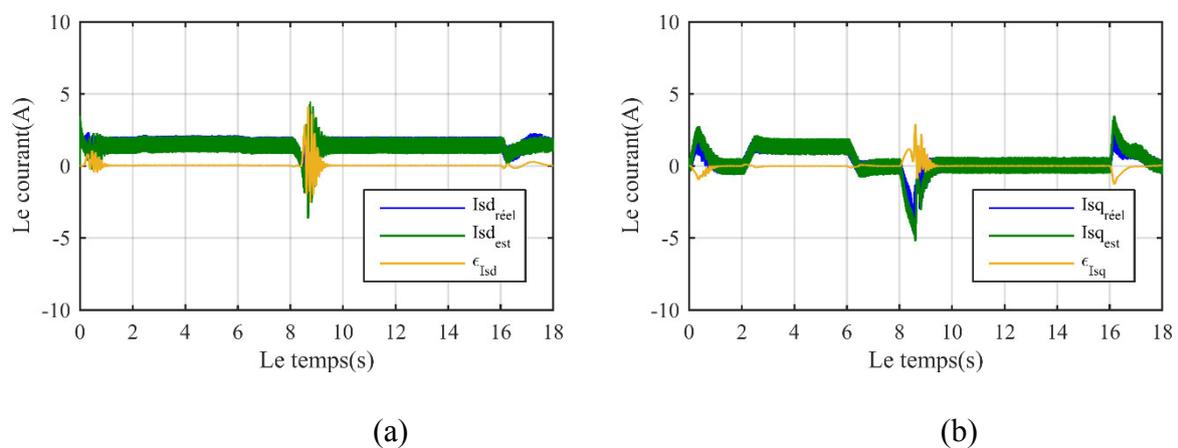
Les figures III.16-19 montrent respectivement les vitesses, les composantes de courant stator et le flux de rotor mesurés et estimés, ainsi que l'erreur d'estimation instantanée des deux composantes. Ces résultats de la simulation montrent clairement que : une bonne estimation de vitesse par l'observateur est obtenue avec des performances satisfaisantes malgré l'application d'un couple de charge.



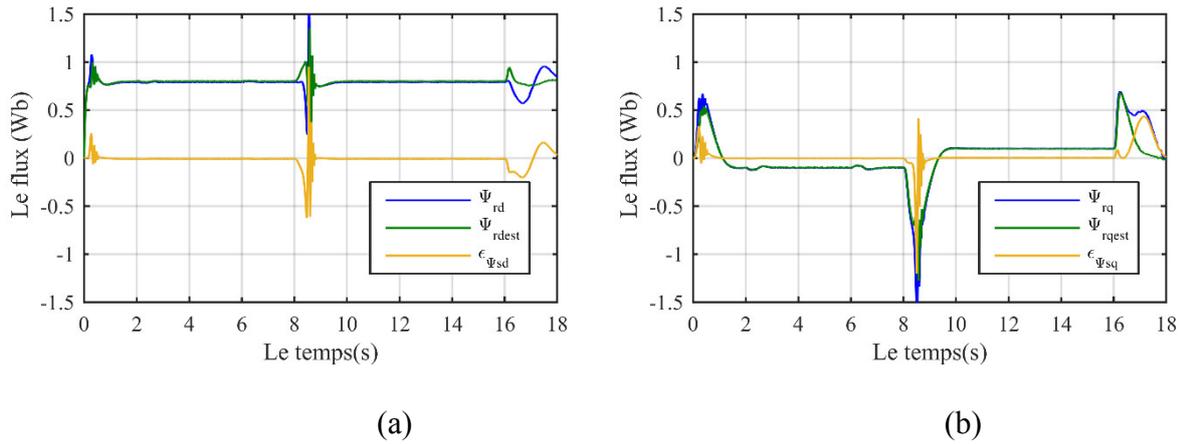
**Figure.III.16** La vitesse : (a)variation de vitesse (la référence, réelle et estimée), (b) erreur d'estimation la vitesse



**Figure.III.17** Résultat de la vitesse (référence, réel et estimé) (a-b) Zoom in



**Figure.III.18** Les courants statoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique



**Figure.III.19** Les flux rotoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique

### III.4.4 Le filtre de Kalman réduit FKR

L'observateur discuté dans cette section est en fait un exemple de ce que l'on appelle des observateurs à ordre réduit, parce que ces observateurs ne créent pas d'estimations pour toutes les variables d'état du modèle de machine à induction.

La méthode d'estimation de la vitesse est basée sur un observateur de flux adaptatif. Un filtre de Kalman de second ordre est d'estimer uniquement les composantes du flux du rotor à travers les mesures de tension et de courant du stator. Le flux de rotor estimé est substitué dans mécanisme d'adaptation pour améliorer la performance de l'estimation de la vitesse du rotor. La méthode proposée économise beaucoup de temps de calcul par rapport au filtre de Kalman étendu. Et elle a des meilleures performances en charge que l'observateur adaptatif conventionnel [20].

Pour poursuivre notre étude on devise la section en quatre sous-sections : la partie A présente le modèle de moteur à induction de base, la partie B décrit l'observateur de flux développé par Kubota [52]. La partie C examine les détails de la mise en œuvre du filtre de Kalman du second ordre pour estimer le flux du rotor. Le flux estimé doit être substitué dans l'équation d'estimation de la vitesse du rotor développée dans la partie B pour améliorer la performance de l'estimation de la vitesse. La partie D décrit le processus de la méthode proposée par un organigramme.

#### III.4.4.1 Modèle de moteur à induction

Les équations d'état d'un moteur à induction dans le référentiel de vitesse du rotor peuvent être exprimées comme suit :

$$\begin{cases} \frac{d}{dt}x = A(x) + B(u) \\ y = Cx \end{cases} \quad (\text{III.36})$$

Où:

$$x = [i_{s\alpha} \quad i_{s\beta} \quad \varphi_{r\alpha} \quad \varphi_{r\beta}]^t, \quad u = [v_{s\alpha} \quad v_{s\beta}]$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 - \left( \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r} \right) & \omega_r & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \frac{1}{\tau_r} & \omega_r \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \\ -\omega_r & 1 - \left( \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r} \right) & -\omega_r \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \frac{1}{\tau_r} \\ \frac{L_m}{\tau_r} & 0 & 1 - \frac{1}{\tau_r} & 0 \\ 0 & \frac{L_m}{\tau_r} & 0 & 1 - \frac{1}{\tau_r} \end{bmatrix}, \quad B_d = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

#### III.4.4.2 Observateur de flux adaptatif pour FKR :

L'observateur d'état dans le repère de vitesse du rotor est écrit comme suit [19]

$$\frac{d}{dt} \hat{X} = A \hat{X} + BU + G(\hat{i}_s - i_s) \quad (\text{III.37})$$

Où  $\hat{\phantom{x}}$  signifie les quantités estimées et  $G$  est la matrice de gain de l'observateur qui doit être déterminée de telle sorte que l'équation. (III.37) peut être stable. Notez que toutes les variables d'état se trouvent dans le cadre de référence de la vitesse du rotor. L'erreur d'estimation des états peut s'écrire comme suit :

$$e = X - \hat{X}$$

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

$$= \begin{bmatrix} 0 & \Delta\omega & 0 & \Delta\omega/k \\ -\Delta\omega & 0 & -\Delta\omega/k & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Avec

$$k = (\sigma L_s L_r) / L_m, \quad \Delta\omega = \hat{\omega}_r - \omega_r$$

Définir la fonction candidat de Lyapunov suivant [19] :

$$V = e^T e + (\hat{\omega}_r - \omega_r)^2 / \lambda \quad (\text{III.38})$$

Où  $\lambda$  est une constante positive. La dérivée temporelle de  $V$  est :

$$\frac{d}{dt} V = e^T \{ (A + GC)^T + (A + GC) \} e - 2\Delta\omega_r (e_{ids} (\hat{i}_{isq} - \hat{\psi}_{qr} / k) - e_{iqs} (\hat{i}_{isd} - \hat{\psi}_{dr} / k)) + 2\Delta\omega_r \frac{d}{dt} \hat{\omega}_r / \lambda \quad (\text{III.39})$$

Où  $e_{isd} = i_{sd} - \hat{i}_{sd}$ ,  $e_{isq} = i_{sq} - \hat{i}_{sq}$ . En égalant le deuxième et le troisième terme de l'équation III.39, on obtient l'équation d'estimation de vitesse suivante :

$$\frac{d}{dt} \hat{\omega}_r = \frac{\lambda}{k} (e_{ids} (k\hat{i}_{sq} + \hat{\psi}_{dr}) - e_{iqs} (k\hat{i}_{sd} + \hat{\psi}_{qr})) \quad (\text{III.40})$$

$$\hat{\omega}_r = K_p \int [e_{ids} (k\hat{i}_{sq} + \hat{\psi}_{dr}) - e_{iqs} (k\hat{i}_{sd} + \hat{\psi}_{qr})] dt \quad (\text{III.41})$$

Où  $K_p$  est une constante proportionnelle. Si la matrice de gain de l'observateur  $G$  est choisie de telle sorte que le premier terme de l'équation III.39 est défini semi-négatif, l'observateur de flux adaptatif sera stable selon la méthode de Lyapunov. Pour faciliter la mise en œuvre, on choisit  $G = 0$ . Puis le premier terme de l'équation III.39 sera défini semi-négative car un moteur à induction lui-même est stable.

#### III.4.4.3 Filtre de Kalman de deuxième ordre

Le flux de rotor estimé utiliser dans l'équation III.41 est obtenu en utilisant l'observateur d'état (III.37) et en supposant que les variables d'état  $X(t)$  et les variables d'entrée  $U(t)$  sont constants pendant une période discrète. Ces valeurs estimées peuvent subir de grandes erreurs si les variables d'état changent rapidement. Par exemple, les courants statoriques mesurés dans des conditions de forte charge, en particulier dans les commandes à grande vitesse. Par conséquent, nous appliquons un filtre de Kalman de second ordre pour modifier le flux de rotor estimé dans l'équation (III.41), afin d'améliorer la précision de l'estimation de la vitesse du rotor. Aux fins de l'application des techniques de filtrage de Kalman, un modèle d'état et un modèle de sortie doivent être dérivés. On a alors :

$$\begin{cases} \dot{x}(k+1) = A_d x(k) + B_d u(k) \\ y(k) = Cx(k) \end{cases} \quad (\text{III.42})$$

$$\begin{bmatrix} \hat{i}_{sd}(k+1) \\ \hat{i}_{sq}(k+1) \\ \hat{\psi}_{rd}(k+1) \\ \hat{\psi}_{rq}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 - \left( \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r} \right) Te & \omega_r Te & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \frac{1}{\tau_r} Te & \omega_r \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} Te \\ -\omega_r Te & 1 - \left( \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r} \right) Te & -\omega_r \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} Te & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \frac{1}{\tau_r} Te \\ \frac{L_m}{\tau_r} Te & 0 & 1 - \frac{1}{\tau_r} Te & 0 \\ 0 & \frac{L_m}{\tau_r} Te & 0 & 1 - \frac{1}{\tau_r} Te \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{i}_{sd}(k) \\ \hat{i}_{sq}(k) \\ \hat{\psi}_{rd}(k) \\ \hat{\psi}_{rq}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} Te & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} Te \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{sd} \\ V_{sq} \end{bmatrix} \quad (\text{III.43})$$

On définit le modèle d'état discret du système et le modèle de sortie comme suit :

Modèle d'état (deux lignes inférieures de l'équation III.43) :

$$\begin{bmatrix} \hat{\psi}_{rd}(k+1) \\ \hat{\psi}_{rq}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 - \frac{1}{\tau_r} Te & 0 \\ 0 & 1 - \frac{1}{\tau_r} Te \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\psi}_{rd}(k) \\ \hat{\psi}_{rq}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{L_m}{\tau_r} Te \cdot \hat{i}_{sd}(k) \\ \frac{L_m}{\tau_r} Te \cdot \hat{i}_{sq}(k) \end{bmatrix} \quad (\text{III.44})$$

Modèle de sortie (deux lignes supérieures de l'équation (III.43)) :

$$\begin{bmatrix} \hat{i}_{sd}(k+1) - \left[ 1 - \left( \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r} \right) Te \right] \hat{i}_{sd}(k) - \omega_r Te \hat{i}_{sq}(k) - \frac{1}{\sigma L_s} Te V_{sd} \\ \hat{i}_{sq}(k+1) - \left[ 1 - \left( \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r} \right) Te \right] \hat{i}_{sq}(k) - \omega_r Te \hat{i}_{sd}(k) - \frac{1}{\sigma L_s} Te V_{sq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \frac{1}{\tau_r} Te & \omega_r \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} Te \\ \omega_r \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} Te & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \frac{1}{\tau_r} Te \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\psi}_{rd}(k) \\ \hat{\psi}_{rq}(k) \end{bmatrix} \quad (\text{III.45})$$

Considérons ce modèle à états discrets et ce modèle de sortie avec des bruits

$$\begin{cases} x(k+1) = F(k)x(k) + u(k) + w(k) \\ z(k) = H(k)x(k) + v(k) \end{cases} \quad (\text{III.46})$$

$$\text{Ou : } x(k) = \begin{bmatrix} \psi_{rd}(k) & \psi_{rq}(k) \end{bmatrix}^T$$

$$z(k+1) = \begin{bmatrix} \hat{i}_{sd}(k+1) - \left[1 - \left(\frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r}\right)Te\right]\hat{i}_{sd}(k) - \omega_r Te \hat{i}_{sq}(k) - \frac{1}{\sigma L_s} Te V_{sd} \\ \hat{i}_{sq}(k+1) - \left[1 - \left(\frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r}\right)Te\right]\hat{i}_{sq}(k) - \omega_r Te \hat{i}_{sd}(k) - \frac{1}{\sigma L_s} Te V_{sq} \end{bmatrix}$$

Notez que dans la définition du modèle de sortie, les courants du stator sont en fait des valeurs mesurées, donc  $i_{ds}(k+1)$  et  $i_{qs}(k+1)$  représentent le courant stator mesuré à l'état actuel, et  $i_{ds}(k)$  et  $i_{qs}(k)$  représentent les courants statoriques mesurés dans l'instant précédent. Ainsi, nous pouvons appliquer la technique de filtrage de Kalman à estimer le flux du rotor par les étapes [64]:

a) Prédiction d'état :

$$\hat{x}(k+1/k) = F(k)\hat{x}(k/k) + u(k) \quad (\text{III.47})$$

b) Estimation de la matrice de covariance d'erreur :

$$P(k+1/k) = F(k)P(k/k)A^T + Q(k) \quad (\text{III.48})$$

c) Calcul du gain du filtre de Kalman :

$$K(k+1) = P(k+1/k)H^T(k+1) \times [H(k+1)P(k+1/k)H^T(k+1) + R(k+1)]^{-1} \quad (\text{III.49})$$

d) La mise à jour de la matrice de covariance d'erreur

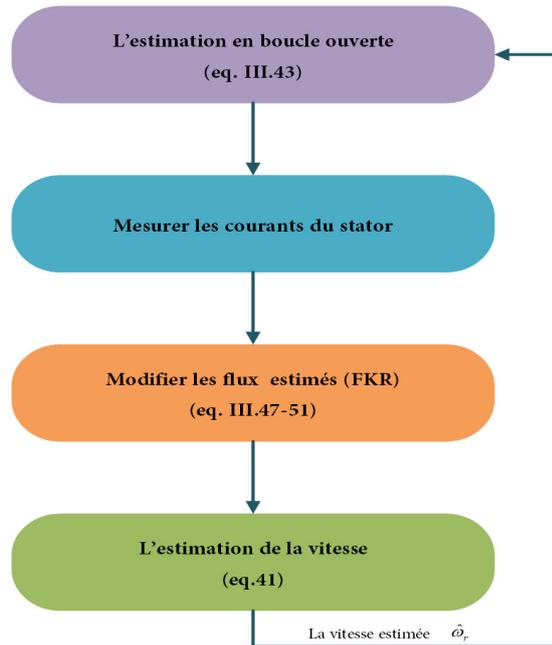
$$P(k+1/k+1) = [I - K(k+1)H(k+1)]P(k+1/k) \quad (\text{III.50})$$

e) L'estimation d'état

$$\hat{x}(k+1/k+1) = \hat{x}(k+1/k) + K(k+1)\{z(k) - H[\hat{x}(k+1/k)]\} \quad (\text{III.51})$$

Le flux estimé obtenu en utilisant le filtre de Kalman du second ordre est ensuite substitué dans l'équation d'estimation de vitesse (équation III.41) pour obtenir une meilleure estimation de la vitesse du rotor.

### III.4.4.4 Principes de KFR



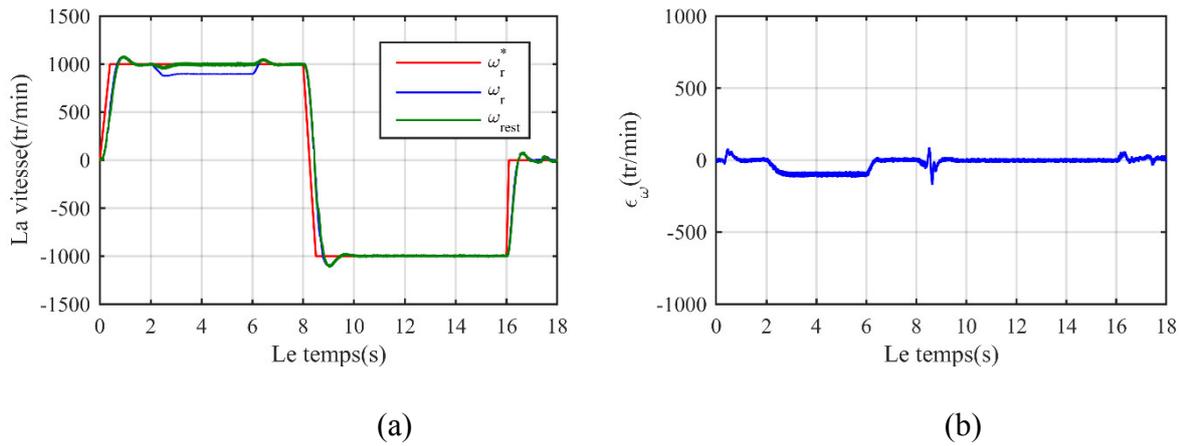
**Figure.III.20** L'organigramme de Kalman réduit

Le processus global de la méthode proposée peut être représenté dans l'organigramme, comme le montre la figure III.20. D'abord, l'équation III.43 est utilisée pour obtenir les courants statoriques estimés et le flux du rotor. Deuxièmement, les courants du stator sont mesurés. Ensuite, le filtre de Kalman du second ordre (eq. III.47-51) modifie le flux de rotor estimé sur la base des courants de stator mesurés. Enfin, équation III.41 est utilisé pour obtenir la vitesse estimée du rotor. La vitesse estimée du rotor est mise à jour et l'ensemble du processus se répète à nouveau.

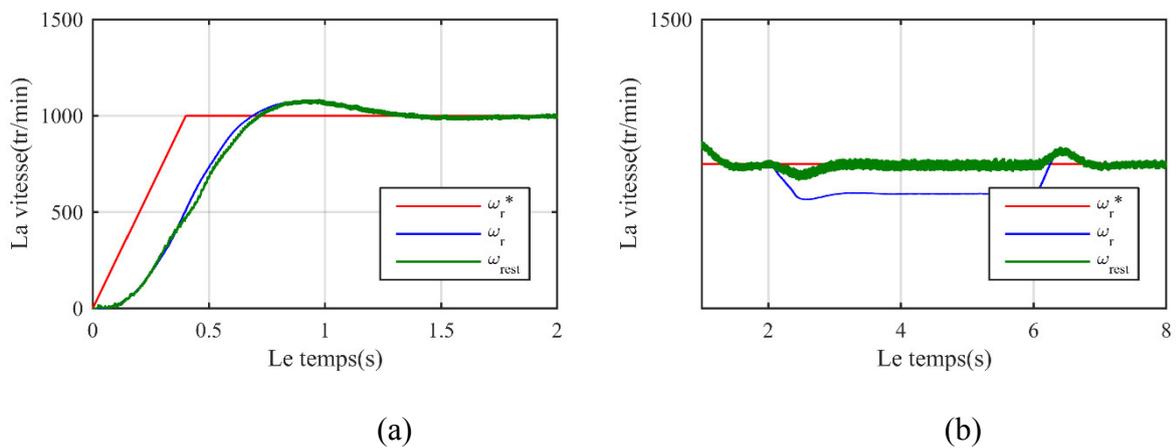
### III.4.4.5 Les résultats de simulation

La commande de moteur à induction sans capteur proposé dans cette section a été vérifiée en simulations des modèles développés. Le comportement transitoire du système d'entraînement sans capteur est évalué pour une accélération à  $1000 \text{ tr} / \text{min}$ , suivi de l'application d'un couple de charge, de la suppression de ce couple à l'instant  $t=6s$  et de l'inversement du sens de rotation du rotor.

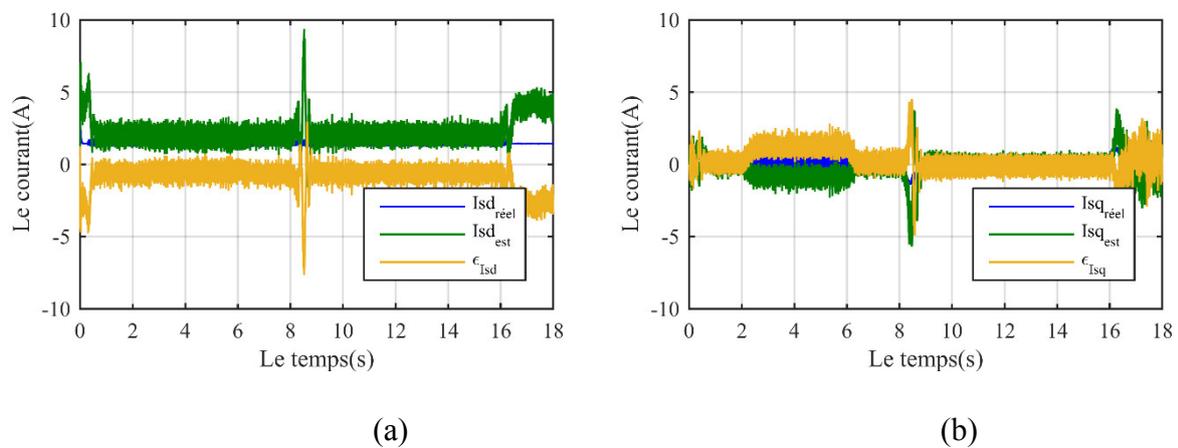
D'après les résultats obtenus figures III.20-23, la nouvelle méthode d'adaptation de la vitesse fonctionne mieux que le mécanisme adaptatif conventionnel



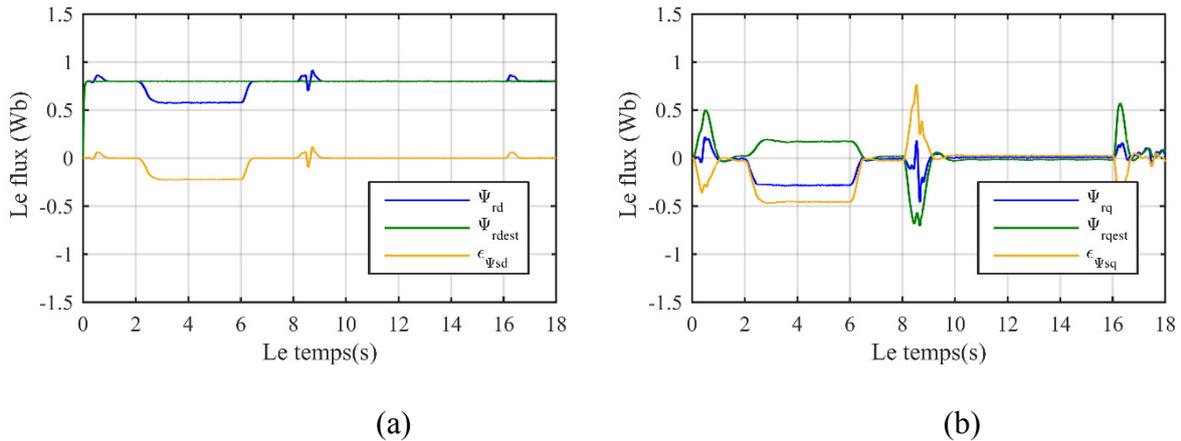
**Figure.III.21** La vitesse : (a)variation de vitesse (la référence, réelle et estimée), (b) erreur d'estimation la vitesse



**Figure.III.22** Résultat de la vitesse (référence, réel et estimé) (a-b) Zoom in



**Figure.III.23** Les courants statoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique



**Figure.III.24** Les flux rotoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique

## III.5 Les observateurs à base des réseaux de neurones

### III.5.1 Réseaux de neurones artificiels

Bien que les ordinateurs soient plus rapides que le cerveau pour de nombreuses tâches, ils sont beaucoup plus lents pour les tâches quotidiennes telles que la reconnaissance visuelle et vocale, ou converser dans un langage naturel. C'est parce que le cerveau a des neurones  $10^{10}$ , dont chacun a un comportement compliqué et interagit de manière compliquée, alors que les ordinateurs ont moins de transistors, chacun ayant un comportement simple et interagissant de manière simple. En fait, le cerveau peut être considéré comme un ordinateur très complexe, non linéaire et parallèle. De nombreux concepts inspirés du comportement d'un neurone dans les systèmes nerveux biologiques sont utilisés dans le calcul de réseaux neuronaux. L'intérêt pour les réseaux neuronaux artificiels (RNA) dans de nombreux domaines a rapidement augmenté au cours de la dernière décennie.

Un réseau de neurones est un système de traitement de l'information non algorithmique, et intensément parallèle. Ces spécifications en font une méthode d'estimation robuste alors qu'une fonction non linéaire est présente et que les paramètres ne sont pas exactement connus [25]. La capacité de cette technique à résoudre les problèmes dont les solutions n'ont pas été explicitement formulées s'est avérée efficace dans différents domaines. Ils peuvent et ont commencé à devenir très attractifs pour différentes tâches de contrôle.

Depuis le début des années 1990, des recherches ont été conduites sur l'application des réseaux de neurones à l'électronique de puissance et aux variateurs de fréquence[70], y compris

l'estimation de la vitesse [71]–[74]. Dans [75] l'observateur de vitesse RNA est comparé aux observateurs de Luenberger et de Kalman et les résultats montrent qu'il est apprécié comme fiable pour la commande de moteur à induction sans capteur en raison de sa simplicité d'algorithme et de sa robustesse. L'utilisation des RNA dans le modèle présente les avantages suivants : calcul parallèle extrêmement rapide, immunité contre les ondulations d'entrée et caractéristiques de tolérance aux erreurs.

Il existe différentes méthodes d'utilisation d'un estimateur basé sur RNA, avec différents algorithmes d'entraînement du système. La formation peut être effectuée hors ligne ou en ligne, avec une combinaison des méthodes précédentes d'estimation de la vitesse. Par exemple, il est possible d'utiliser un EKF [53] pour former l'estimateur [76] qui est plus adapté à une utilisation hors ligne selon le temps de calcul.

Les réseaux de neurones ont montré une grande capacité à modéliser des systèmes dynamiques non linéaires complexes. Diverses tentatives pour modéliser le flux de la machine à partir de quantités mesurées, telles que les tensions du stator, les courants et la vitesse du moteur, ont été abordés. Une revue complète des applications des réseaux de neurones dans le domaine de l'électronique de puissance et des entraînements à moteur est traitée dans [77].

Bien que par le passé les techniques basées sur l'intelligence artificielle telles que le réseau neuronal artificiel et la logique floue aient montré un potentiel suffisant pour résoudre théoriquement les problèmes d'ingénierie, leur implémentation en temps réel a été limitée en raison de l'indisponibilité des DSP à action rapide. Cependant, les DSP modernes à grande fréquence d'échantillonnage ont apporté une révolution dans la mise en œuvre de ces outils de calcul intensifs dans les applications d'électronique de puissance et de commande de mouvement.[78]

### **III.5.2 Mécanisme adaptatif avancé**

D'autre solution utilise l'estimateur de vitesse dans un contrôle sans capteur de vitesse basé sur MRAS [55], [79] qui a de bons résultats et est assez rapide dans la formation en ligne aussi. Un schéma simple pour un tel système est le même dans la figure 3-2 en remplaçant le bloc Adaptive Model par un estimateur de vitesse basé sur RNA. Il est également possible d'utiliser des réseaux de neurones comme un contrôleur [80], [81] .

Dans cette section, on décrit une application complètement nouvelle des réseaux de neurones pour MRAS. Ce nouveau système MRAS utilise un mécanisme d'adaptation de réseaux

neuronaux pour améliorer les performances de commande sans capteur. L'algorithme d'ADALINE est sélectionné pour l'apprentissage en ligne de la vitesse.

L'algorithme d'ADALINE est utilisé pour mettre à jour les valeurs de poids pour obtenir une estimation précise plus rapidement.

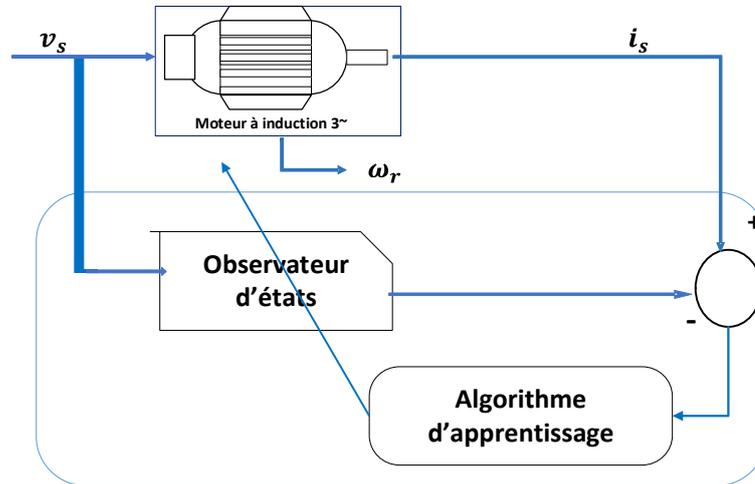


Figure.III.25 Schéma bloc de MRAS neuronal

### III.5.3 ADALINE

**Définition III.1 :** L'apprentissage est un processus dynamique et itératif permettant de modifier les Paramètres d'un réseau en réaction avec les stimuli qu'il reçoit de son environnement. Le type d'apprentissage est déterminé par la manière dont les changements de paramètre surviennent.

La règle d'apprentissage de Widrow-Hoff ou ADALINE est un algorithme qui permet d'ajuster les poids d'un réseau de neurones pour réduire à chaque étape l'erreur (à condition que le facteur d'apprentissage soit bien sélectionné). Un poids est modifié en utilisant la formule suivante [38]

$$y_k = \sum_{i=1}^n x(i)_k w_k = x_i^T w_k \quad (\text{III.52})$$

$$w_{k+1} = w_k + \Delta w \quad (\text{III.53})$$

Où,

$x(k)$ : le vecteur d'entrée d'ADALINE

$y(k)$ : la sortie de l'ADALINE

$w_I(k)$ : le vecteur de poids

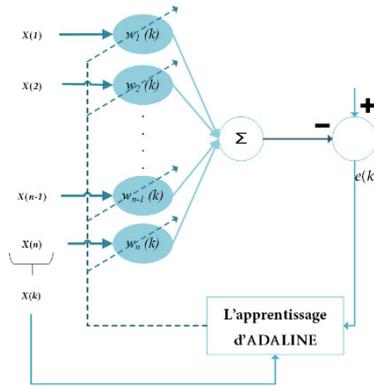


Figure.III.26 L’algorithme d’apprentissage d’ADALINE.

### III.5.4 Luenberger neuronal

Les paramètres PI classiques sont généralement des gains fixes. Par conséquent, il permet au système de fonctionner seulement dans certaines conditions, et le dégrade sous les autres. Ils ne sont pas précis pour avoir de hautes performances. Pour résoudre ce problème, nous proposons d'utiliser des réseaux neuronaux artificiels, et l'algorithme d'apprentissage utilisé est celui d'ADALINE pour calculer des gains sophistiqués [82]. Figure III.27

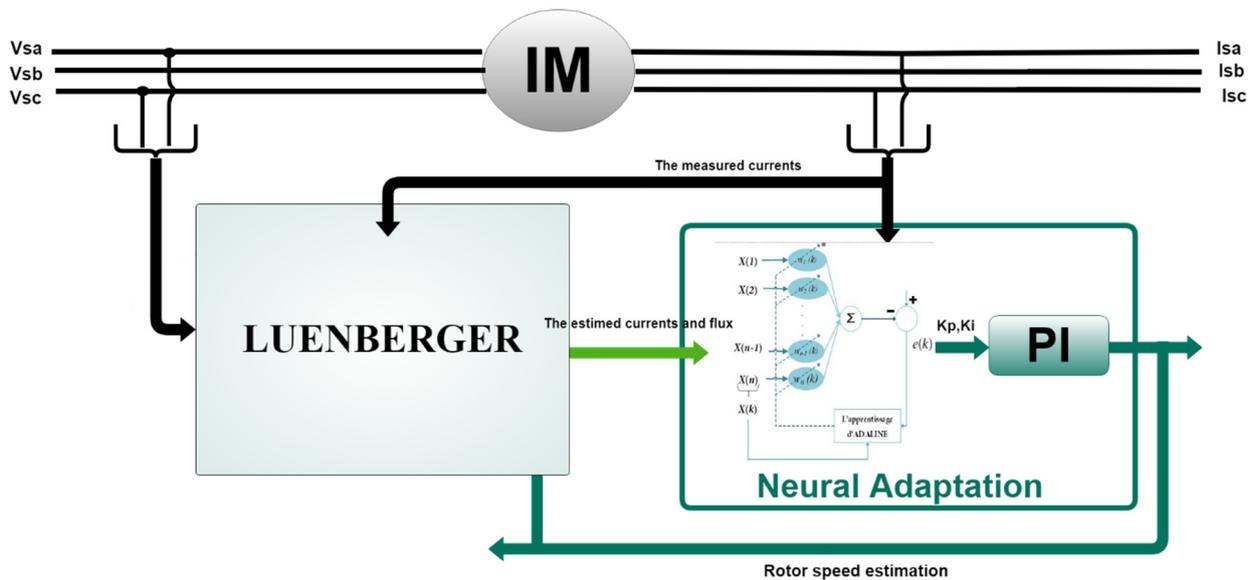
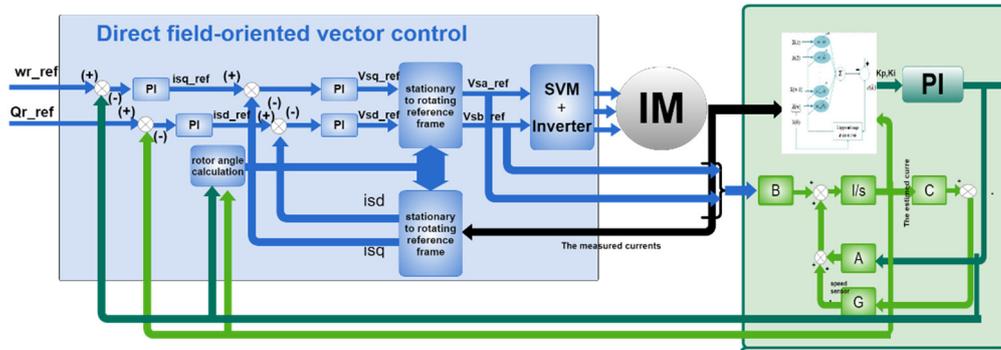


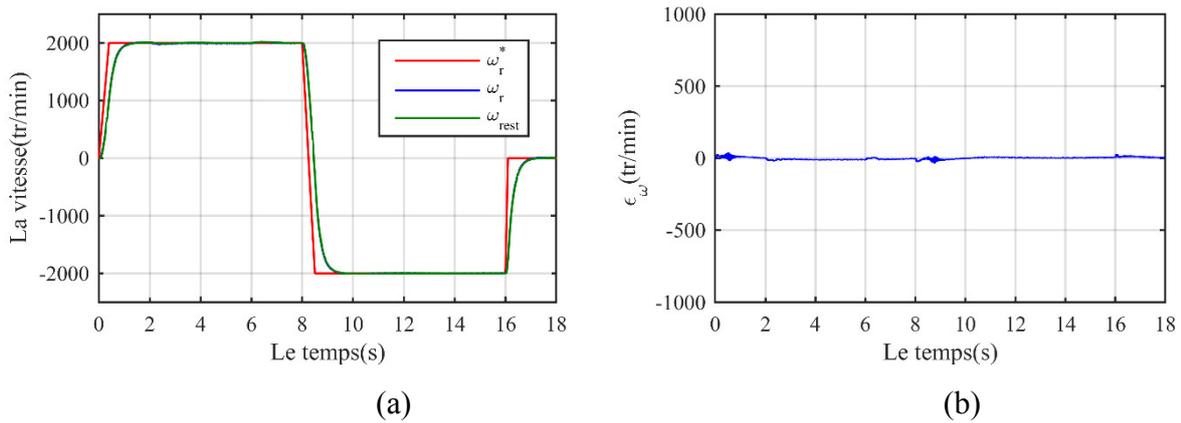
Figure.III.27 MRAS neuronal

**III.5.4.1 Les résultats de simulation :**

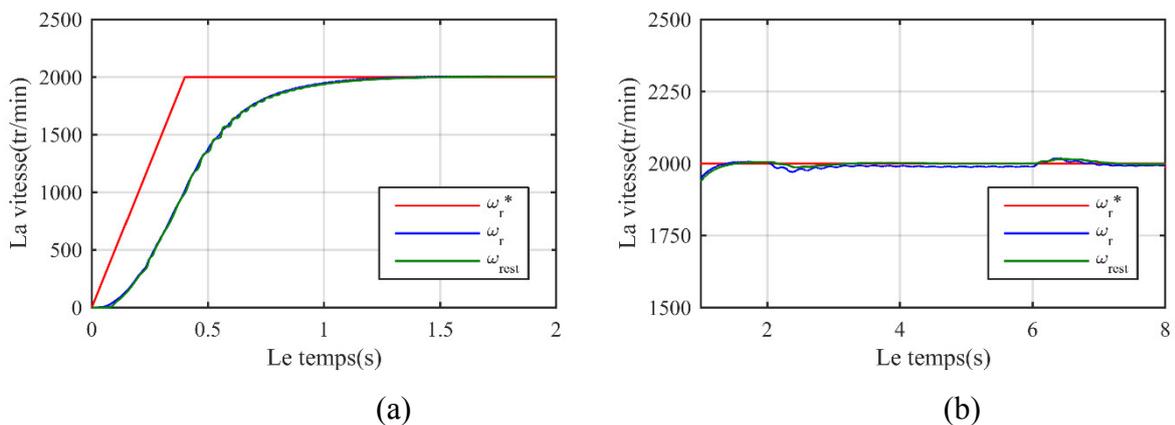
Le mode de contrôle est la commande vectorielle ; quatre boucles de contrôle sont conçues de type PI, figure III.28. Les essais sont réalisés à grande vitesse, en considérant un profil trapézoïdal de la vitesse de référence et sous charge.



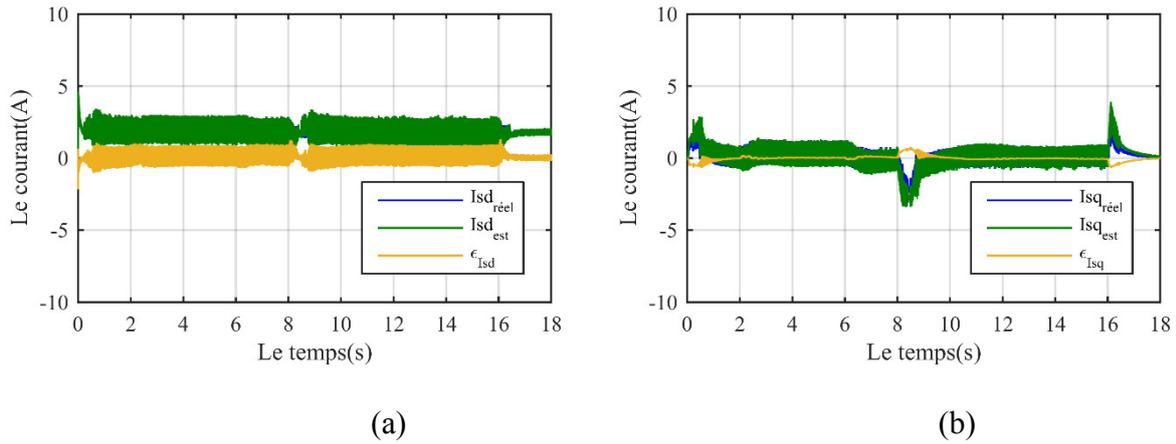
**Figure.III.28** Le diagramme de la commande du MI avec MRAS neuronal



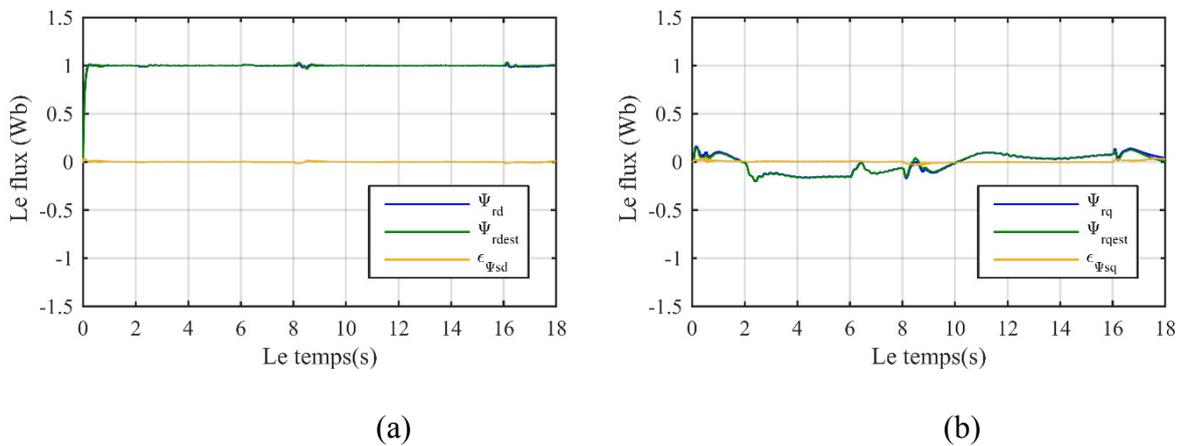
**Figure.III.29** La vitesse : (a)variation de vitesse (la référence, réelle et estimée), (b) erreur d'estimation la vitesse



**Figure.III.30** Résultat de la vitesse (référence, réel et estimé) (a-b) Zoom in



**Figure.III.31** Les courants statoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique



**Figure.III.32** Les flux rotoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique

Les figures (III.27-30) montrent respectivement le comportement de la vitesse les zooms, les courants statoriques et les flux rotoriques. On constate qu'une meilleure estimation est réalisée avec une très bonne dynamique grâce à l'action du régulateur neuronal. On remarque en régime transitoire une amélioration par rapport au MRAS classique à cause de l'action règle d'apprentissage d'ADALINE.

### III.5.5 Kalman adaptatif neuronal

La principale différence entre le Kalman neuronal et le classique est qu'ADALINE opère sur les paramètres PI à chaque nouvelle itération avec le respect de donner des valeurs sophistiquées, figure III.31. Plus précisément, la règle d'apprentissage met à jour ces gains en

fonction de la variation de la condition de fonctionnement aux valeurs nécessaires pour obtenir une estimation précise [8].

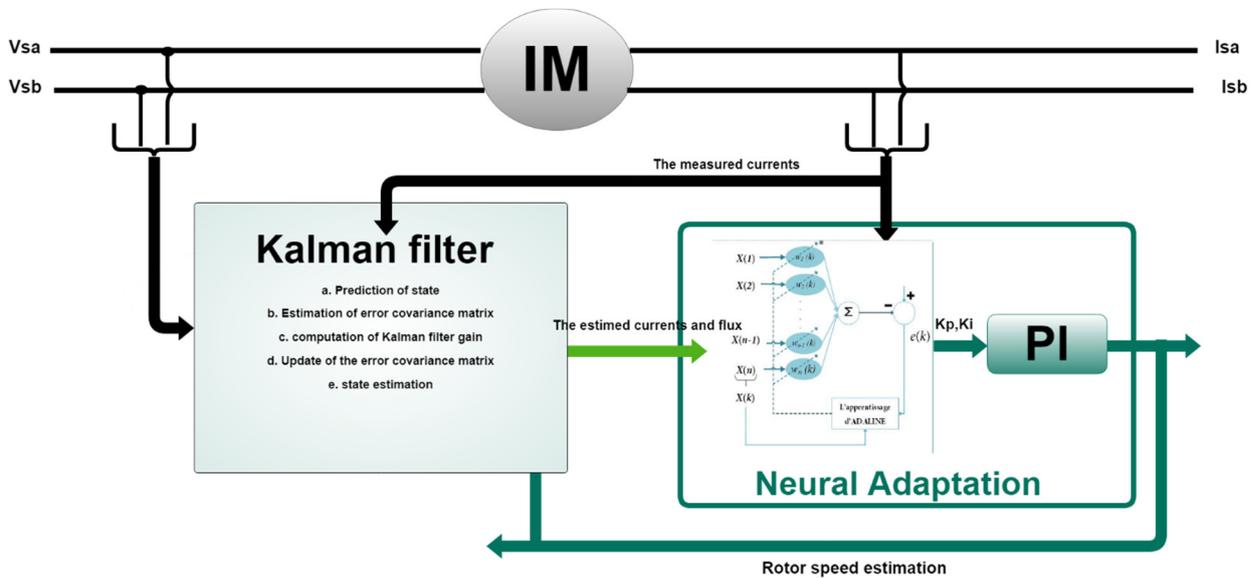


Figure.III.33 Schéma bloc de FKA neuronal

III.5.5.1 Les résultats de simulation :

La figure III.34 montre le schéma bloc de notre simulation.

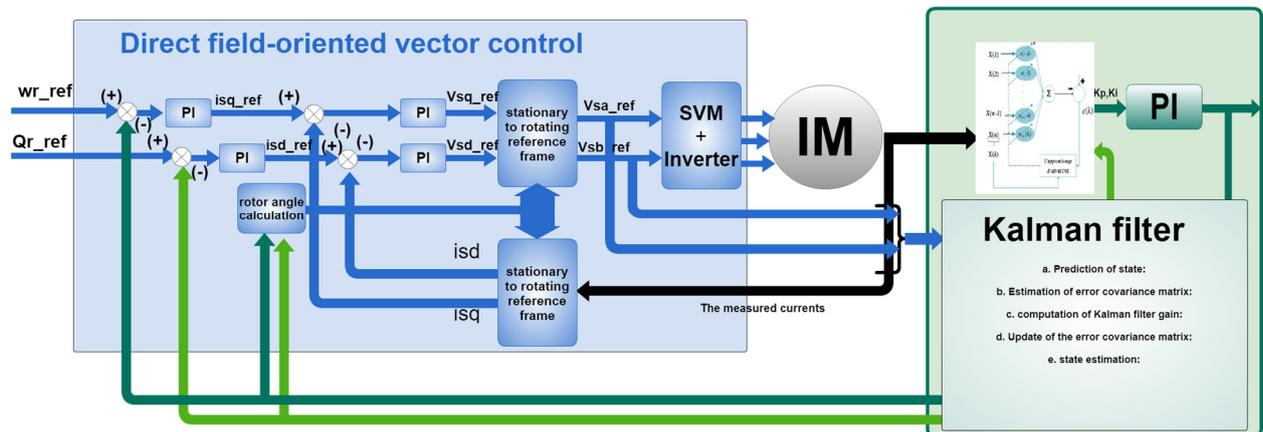
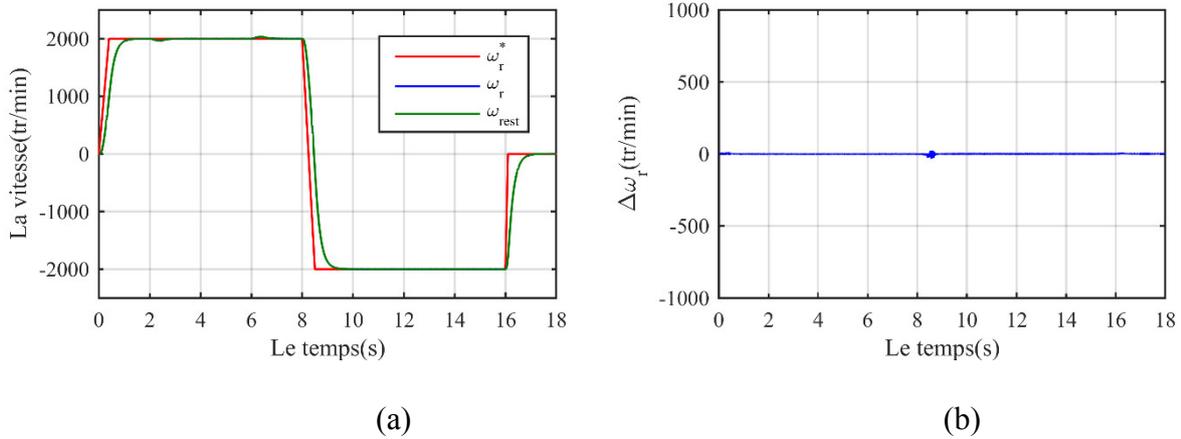


Figure.III.34 Le diagramme de la commande du MI sensorless avec KF neuronal

Les figures (III.33-III.36) montrent les réponses du système pour l'estimateur adaptatif neuronal (FKAN), lorsque le feedback est effectué à partir de variables calculées FK neuronal pendant un test à grande vitesse. La figure III.32 montre les réponses à grande vitesse, correspondant à une charge par paliers appliquée au moteur.

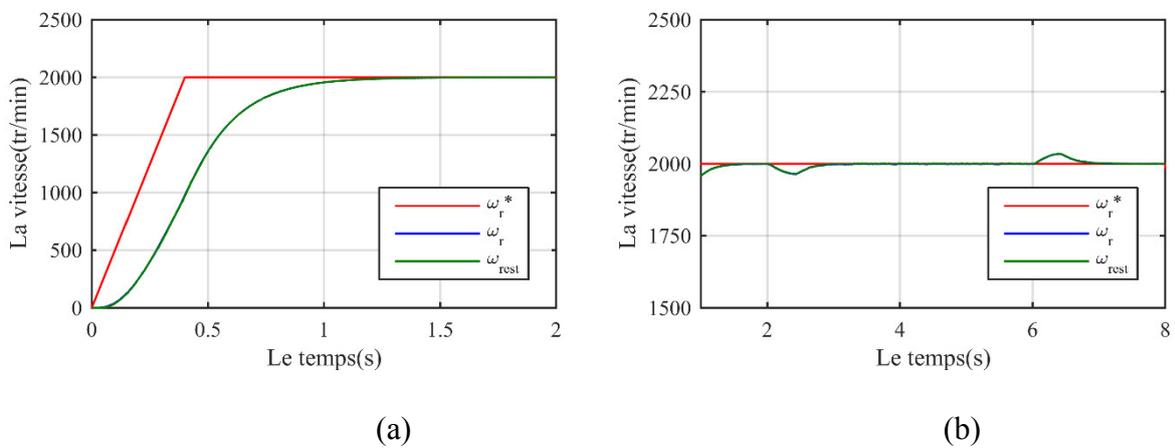
**III.5.5.2 Les résultats de simulation :**



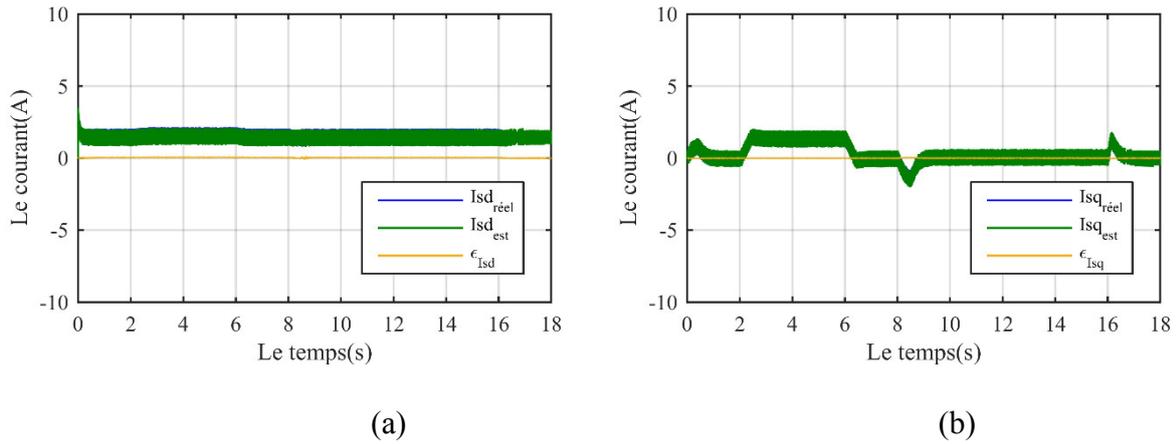
**Figure.III.35** La vitesse : (a)variation de vitesse (la référence, réelle et estimée), (b) erreur d'estimation la vitesse

Les résultats de simulation montrent des performances dynamiques très satisfaisantes. La vitesse estimée par le mécanisme intelligent suit parfaitement la vitesse réelle. L'application d'un couple de charge nominal ne produit aucune erreur d'estimation notamment pendant les instants de changements de consigne de vitesse.

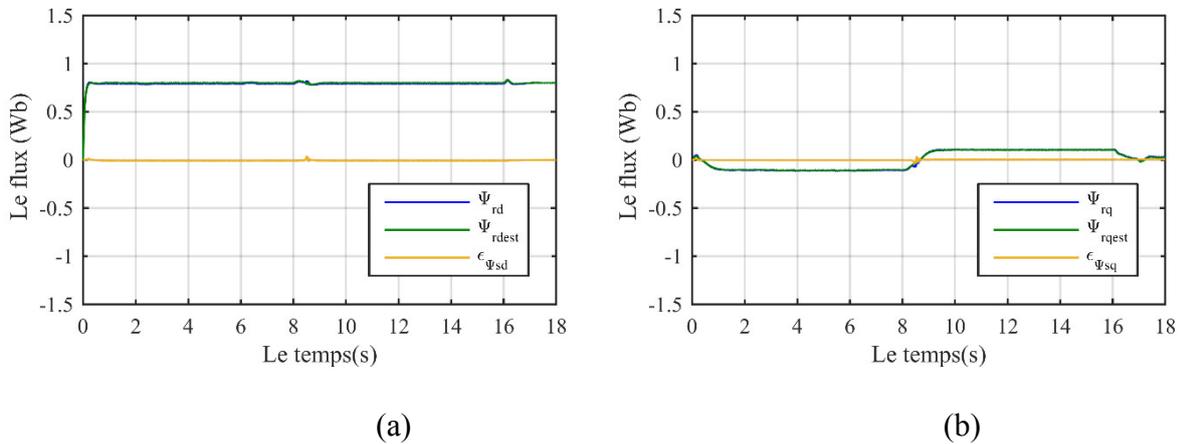
Le filtre de Kalman adaptatif a pu estimer les courants statoriques et les flux rotoriques du moteur à induction. L'estimation en ligne de la vitesse a convergé vers la valeur réelle. L'approche basée sur ADALINE utilisée comme un mécanisme d'adaptation annule l'erreur de poursuite. Les paramètres du régulateur *PI* appris avec ADALINE sont plus performants.



**Figure.III.36** Résultat de la vitesse (référence, réel et estimé) (a-b) Zoom in



**Figure.III.37** Les courants statoriques (réels, estimés, et l’erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique



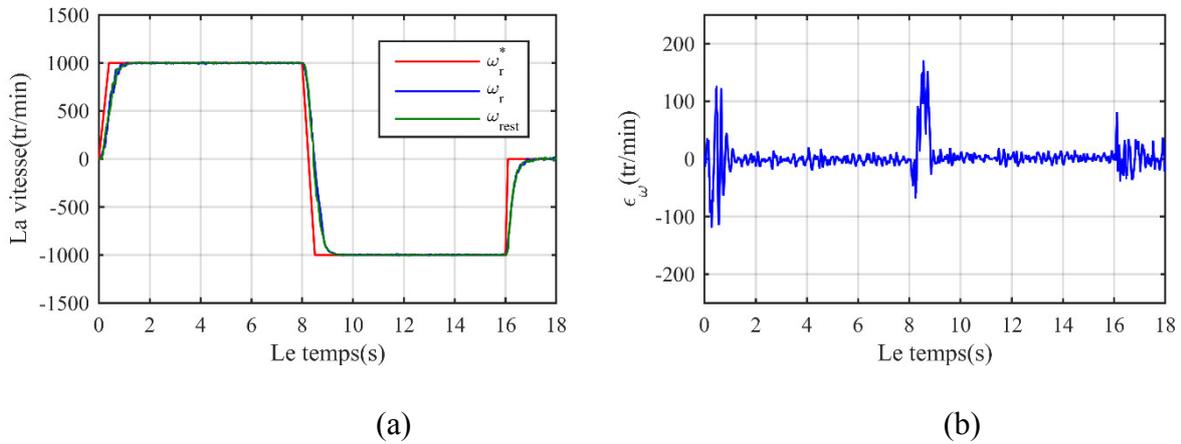
**Figure.III.38** Les flux rotoriques (réels, estimés, et l’erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique

On note que peu de temps après l'application et la suppression du couple, le système d'entraînement sans capteur proposé présente une petite erreur d'estimation de la vitesse qui diminue rapidement.

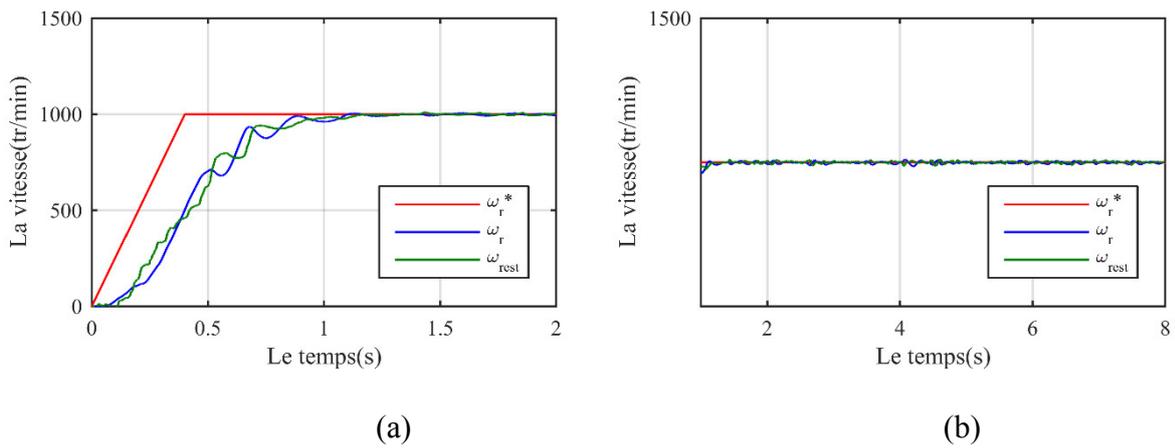
### III.5.6 Filtre de Kalman d'ordre réduit neuronal

Pour évaluer la performance de Neuronal adaptative filtre de Kalman réduit dans le commande sans capteur du moteur à induction triphasé, une comparaison entre la méthode proposée et l'observateur de flux proposé par [83] est faite. Neural FKR est plus facile à synthétiser car nous n'avons pas à tâtonner les paramètres PI. Il suffit d'appliquer l'algorithme d'ADALINE et les gains sophistiqués ont été calculés.

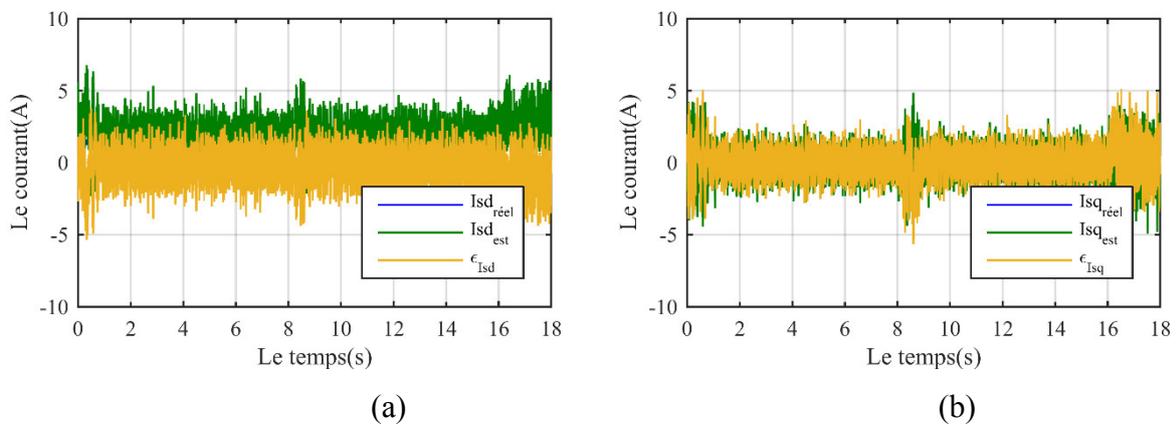
**III.5.6.1 Les résultats de simulation**



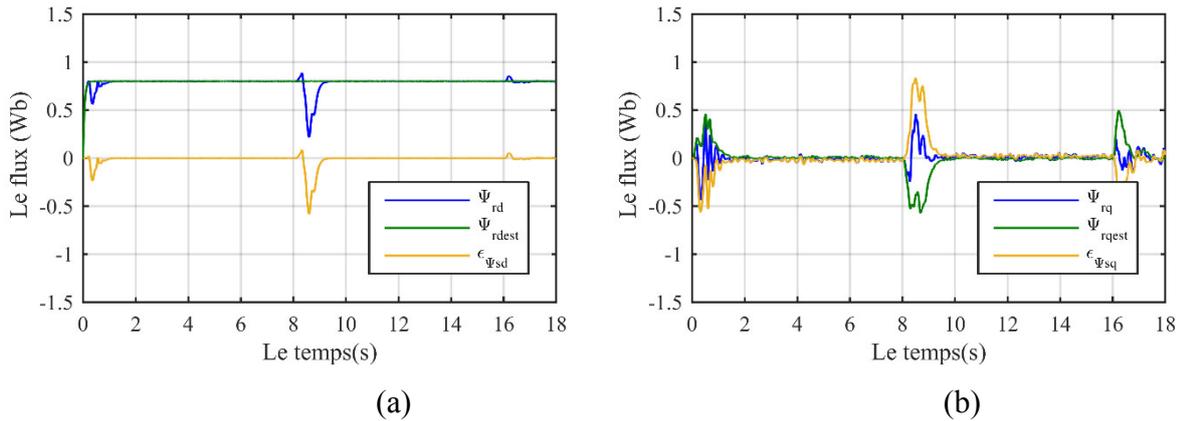
**Figure.III.39** la vitesse : (a)variation de vitesse (la référence, réelle et estimée), (b) erreur d'estimation la vitesse



**Figure.III.40** Résultat de la vitesse (référence, réel et estimé) (a-b) Zoom in



**Figure.III.41** Les courants statoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique



**Figure.III.42** Les flux rotoriques (réels, estimés, et l'erreur) (a) la composante directe (b) la composante quadratique

L'examen des figures III.39 à III.42 montre que le KF réducteur neuronal est meilleur que le KFR standard dans toutes les conditions de fonctionnement examinées, en particulier dans les transitoires. À l'état stable, les deux estimateurs présentent une erreur, mais la pire erreur est donnée par KFR standard.

A partir de ces résultats, on peut conclure que le mécanisme d'adaptation de la vitesse neuronal à base d'ADALINE a été nettement amélioré par rapport PI classique.

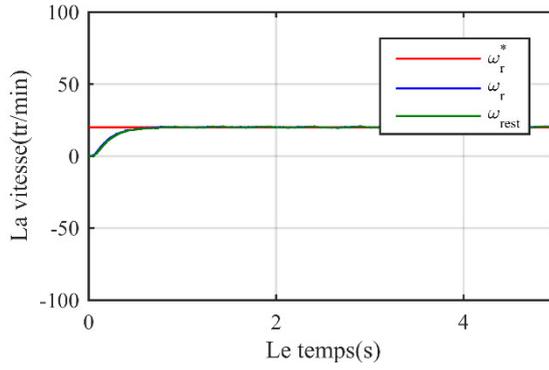
## III.6 Comparaison entre les observateurs

Pour visualiser le comportement des observateurs, indépendamment de l'effet de contrôle, tous les observateurs ont été testés parallèlement avec la même commande vectorielle directe basée sur le principe de l'orientation de flux rotorique. C'est le flux estimé qu'on introduit dans la boucle de régulation pour chaque observateur utilisé.

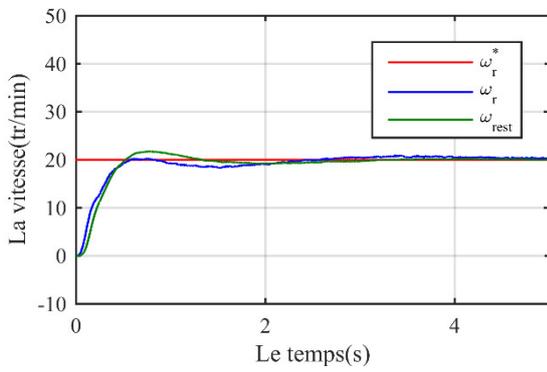
### III.6.1 Basse vitesse

Lors de la présentation de la problématique de la commande de la vitesse d'un moteur à induction sans capteur mécanique, nous mettons en évidence une zone en basse vitesse où les observateurs existants n'atteignent pas le niveau souhaité de performance. Nous allons tester les observateurs précédents en basse vitesse par ce que cette bande de fonctionnement contient des propriétés intrinsèques au moteur à induction : instabilité, inobservabilité.

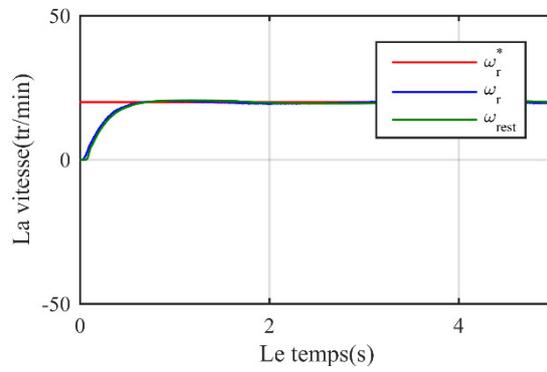
Les figures III.43-46 représentent les allures de vitesse pour une simulation de la commande vectorielle sans capteur à une référence de 20tr/min.



**Figure.III.43** FKE

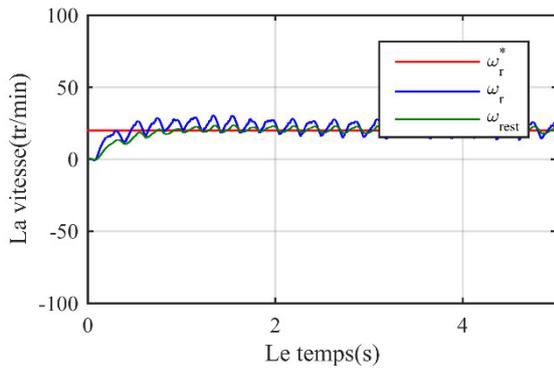


(a)

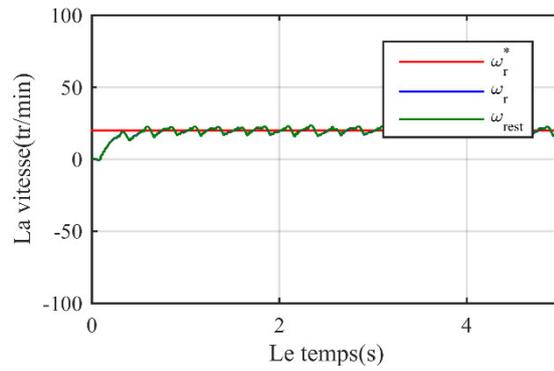


(b)

**Figure.III.44** MRAS (a) classique (b) neuronal

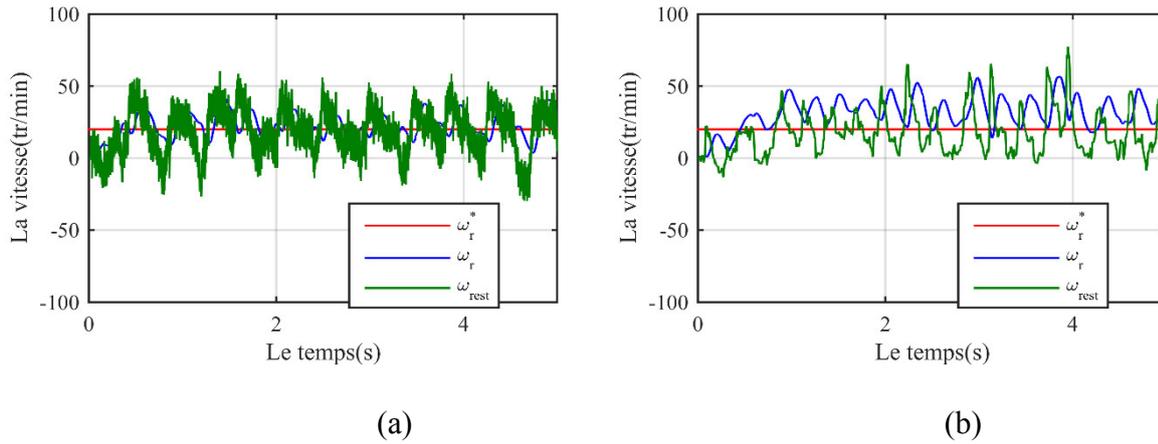


(a)



(b)

**Figure.III.45** Filtre de Kalman adaptatif (a) classique (b) neuronal



**Figure.III.46** Filtre de Kalman réduit (a) classique (b) neuronal

Après présentation de ces différentes simulations, nous pourrions dire que : Le filtre de Kalman étendu est le meilleur observateur en basse vitesse en le comparant avec les autres observateurs. Nous voyons bien que, l'algorithme d'ADALINE mise en œuvre permet d'améliorer les performances des trois observateurs en basse vitesse.

### III.6.2 Tableau comparatif les observateurs

De façon générale, on peut dire que, tous les observateurs fonctionnent correctement et les flux estimés suivent correctement ses réels.

Enfin après avoir présenté les résultats de simulation pour les différents observateurs, nous résumons de façon non exhaustif, ses performances dans un tableau (III.1), où le signe ‘+’ correspond à un meilleur comportement par rapport aux critères indiqués et un signe ‘-’ indique un comportement peu satisfaisant.

Notons qu'avec l'algorithme d'adaptation qu'on a proposé, les observateurs adaptatifs classiques ont été améliorés sur tous les critères indiqués. On peut aussi considérer le temps de calcul ajouté est négligeable vu que l'apprentissage  $\mu$ -LMS d'ADALINE utilisé est très simple et a un processus d'adaptation très rapide [84]. L'algorithme est conçu dans l'objectif de réduire le nombre d'opérations

Tableau III.1 Tableau comparatif les observateurs.

	Mécanisme d'adaptation classique				Mécanisme d'adaptation neuronal		
	KFE	MRAS	KFA	KFRA	MRAS N	KFAN	FKRAN
<b>Le temps de réponse</b>	++	+	+	-	++	++	-
<b>L'erreur d'estimation</b>	+	+	-	-	+	++	+
<b>Couple de charge</b>	+	--	++	-	-	++	++
<b>Facilité de réglage</b>	-	+	-	-	+	+	+
<b>Le temps de calcul</b>	--	+	-	+	+	-	+
<b>Basse vitesse</b>	++	-	+	--	+	+	--

Enfin, nous pourrions dire que, les observateurs adaptatifs à base de mécanisme d'adaptation neuronal regroupent toutes les améliorations. Ils présentent des caractéristiques satisfaisantes : réponse rapide, capacité à minimiser les perturbations causées par couple de charge ou une perturbation extérieure, élimination ou minimisation des erreurs transitoires ou statiques en les comparant avec les observateurs adaptatifs classiques.

### III.7 Conclusion

Ce chapitre a abordé la synthèse des principaux types d'observateurs qui existent dans la littérature ainsi que les trois grandes catégories : les observateurs déterministes (Luenberger), les observateurs stochastiques (filtre de Kalman) et les observateurs adaptatifs. Le travail concernant l'estimation de la vitesse rotorique et du flux de rotor d'une machine asynchrone à cage par en premier temps à l'aide du filtre de Kalman étendu avec la commande vectorielle direct. Nous avons obtenu des résultats satisfaisants. Les mêmes essais sont faits pour un observateur du flux adaptatif. Puis on fait l'association du filtre de Kalman avec MRAS après une présentation du FK réduit de deuxième ordre adapté par un mécanisme de régulation classique de type PI.

La deuxième partie de ce chapitre conçue pour une présentation d'un nouveau mécanisme d'adaptation basé sur les réseaux des neurones artificiels de type ADALINE. D'après les résultats obtenus, l'application de cet algorithme permet : une amélioration d'estimation en comparant les

types des observateurs neuronaux avec les standards même en appliquant un couple de charge. Elle est caractérisée par sa simplicité d'implémentation et son temps de calcul réduit.

**Chapitre IV :**  
**Validation expérimentale**

## IV.1 Introduction

Dans le but de vérifier expérimentalement les techniques de reconstitution des états du système que nous avons développées au chapitres précédent, nous avons mis au point un banc d'essai au tour d'un moteur à induction de 0.75kw et une carte de prototypage Dspace1104.

Notre banc d'essai expérimental est composé de plusieurs étages : l'étage puissance composé d'une machine asynchrone à cage d'écureuil associé à une génératrice synchrone, d'un autotransformateur et d'un onduleur deux niveaux de type SEMIKRON. L'étage de commande est composé d'une carte dSPACE1104, son control bord et de d'une carte d'isolation galvanique. L'étage mesure est composé de plusieurs capteurs électrique et mécaniques.

Afin d'évaluer la qualité de régulation et d'estimation de la vitesse, nous allons comparer les techniques conventionnelles avec les techniques avancées.

### IV.2 Description du banc expérimentale

Le banc expérimental que nous avons utilisé a été développé au Laboratoire de Génie Electrique et de Plasma (LGEP) à l'université d'Ibn Khaldoun de Tiaret. La photo donnée en figure (IV.1) présente le banc de test employé.

Le banc de test utilisé comporte un actionneur composé d'une machine asynchrone à cage d'écureuil associé à une génératrice synchrone, une alimentation composé d'un autotransformateur et un onduleur type SEMIKRON et de d'une carte de commande Dspace1104.

Le moteur est donc alimenté par un onduleur triphasé de tension, à modulation de largeur d'impulsions (*MLI*). La génératrice synchrone est utilisée comme charge

Les courants de phase sont mesurés par des capteurs à effet Hall alors que la position est mesurée à l'aide d'un encodeur incrémental.

Le système est piloté en temps réel via la plateforme Control Desk de la carte Dspace.



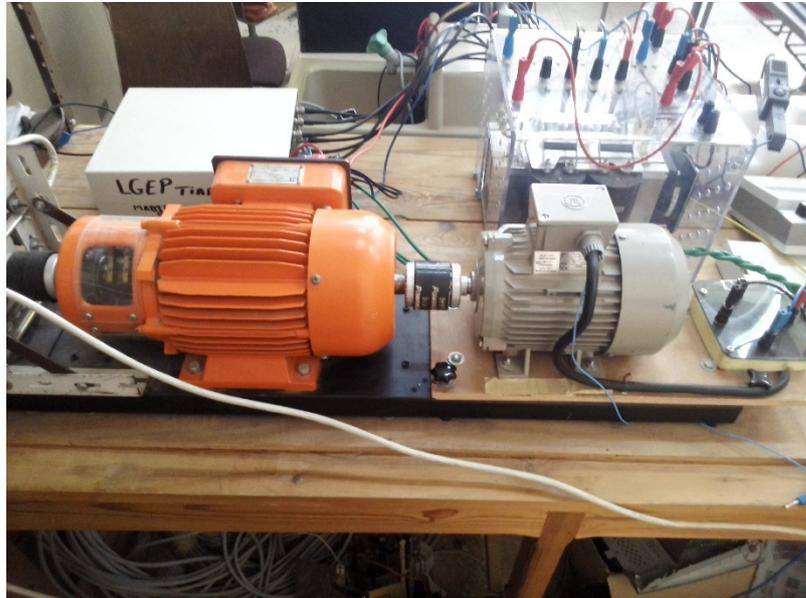
Figure.IV.1 Photo du banc d'essai

### IV.2.1 Caractéristiques du moteur

Pour nos expérimentations nous avons utilisé une machine asynchrone à cage d'écureuil dont les caractéristiques ont été déterminé par identification paramétrique et sont données par :

Puissance nominale :	0.75 KW
Tension nominale :	220/380 V
Courant nominal :	2.5 A
Facteur de puissance nominal :	0.8
Vitesse nominale :	2840 tr/min
Fréquence nominale	50Hz
Résistance rotorique ( $R_r$ ) :	5.6081 $\Omega$
Résistance statorique ( $R_s$ ) :	5.6 $\Omega$
Inductance cyclique du stator ( $L_s$ ) :	0.5310 H
Inductance cyclique du rotor ( $L_r$ ) :	0.6164 H
Inductance mutuelle cyclique ( $L_m$ ) :	0.5494 H

Nombre de paires de pôles ( $p$ ) :	1
Moment d'inertie ( $J$ ) :	0.0025 Kg.m <sup>2</sup>
Coefficient de frottement ( $f$ ) :	0.00025971 Kg.m <sup>2</sup> /s



**Figure.IV.2** La machine asynchrone à cage d'écureuil associée à une génératrice synchrone  
Sur la figure IV.2 on peut distinguer notre moteur qui est associé la machine synchrone qui va jouer le rôle de charge dynamique.

#### **IV.2.2 Caractéristiques du contrôleur numérique utilisé (DSPACE 1104)**

De nos jours, les contrôleurs numériques utilisant des cartes de prototypage *Dspace* à base des *DSPs* sont de plus en plus utilisés vu leurs performances et leurs rôles cruciaux dans le monde des entraînements. Elle permet une implantation rapide d'algorithme de contrôle. Parmi leurs avantages, on peut citer entre autres :

- Une grande souplesse d'utilisation au niveau des développements des commandes,
- La réalisation des lois de commande après avoir mis l'algorithme sous *Matlab/Simulink*.

En ce qui nous concerne, la partie commande de tout le système d'essai est fondé sur la carte de commande *Dspace 1104* intégrée dans le *PC* et lié vers l'extérieur via le control Bord, figure IV.3. La carte *Dspace 1104* contient :

- Huit convertisseurs analogiques numériques (*ADC*) de 16 bits,
- Huit convertisseurs numériques analogiques (*DAC*) de 16 bits,

- Un microprocesseur *Motorola PowerPC 603e* (250 MHz) et un *DSP* de Texas Instruments *TMS 320F240* (20 MHz). qui gère les entrées-sorties digitales,
- Deux ports d'entrées-sorties *16 bits* recueillent les informations du codeur incrémental,
- Deux ports sériés *RS 232* et *RS 485*,
- 1 port slave servant à générer les signaux *PWM*.

L'ordinateur sert d'interface Homme/Machine et permet de contrôler tout le processus de commande. Ses principales fonctions peuvent être résumées comme suit :

- Programmation d'algorithmes d'une loi de commande en utilisant *Matlab/Simulink*,
- Compilation, génération de code et le linkage avec le compilateur Texas Instruments dédié aux processeurs *TMS320*,
- Chargement de l'application dans la mémoire de la carte de commande *Dspace 1104* et son contrôle,

Acquisition des données et aperçu des différents signaux via *Control Desk*



**Figure.IV.3** Photo du control bord de la Dspace 1104

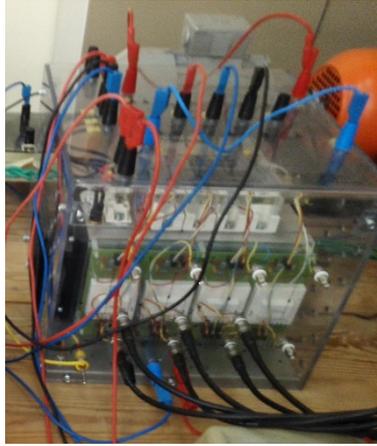
### IV.2.3 Onduleur

L'onduleur de tension est à base d'IGBT c'est un SEMIKRON triphasé de 2 kW. Le produit comprend :

- 3 bras d'onduleur, constitués chacun d'un module de 2 IGBT (référence SKM 50 GB 123 D) monté sur dissipateur ;
- les drivers (référence SKHI 22), réalisant la commande rapprochée et la protection en cas de désaturation d'un transistor ;
- le condensateur de filtrage du bus continu (1100  $\mu$ F / 800V).

La commande des 6 interrupteurs est réalisée à partir de signaux, compatibles CMOS, appliqués sur connecteurs BNC. La puissance est connectée par l'intermédiaire de bornes de sécurité ( $I_{max} = 30A$ ). L'ensemble est protégé par un capot en PVC transparent. La carte DS 1104 sort

directement les signaux MLI centrés. La carte d'isolation entre la Dspace et l'onduleur permet d'attaquer les IGBT avec des niveaux de tension adéquats et d'ajouter une commande d'inhibition. La figure IV.04 donne l'image du convertisseur utilisé.



**Figure.IV.4** L'onduleur

#### IV.2.4 Pinces des mesures

La mesure et la numérisation des courants se font par une chaîne d'acquisition classique. Un capteur de courant fournit une tension analogique proportionnelle à ce courant. Le signal est ensuite introduit vers la carte *Dspace 1104* via le convertisseur analogique numérique. Les trois pinces utilisées dans la mesure sont de type E3N de Chauvin Arnoux. Elles sont conçues pour mesurer les courants alternatifs et continus en utilisant l'effet Hall.



**Figure.IV.5** Photo capteur de mesure de courant

La forme étroite et allongée de ces pinces leur permet d'effectuer des mesures dans des torons de câbles d'alimentation. Le signal de sortie est directement proportionnel en forme et amplitude aux composantes continues et alternatives du courant mesuré. Un calibrage est nécessaire avant chaque batterie de mesure afin d'éliminer l'off set.

Principales caractéristiques du modèle E3N :

Intensité nominale : 150 A AC/DC

Signal de sortie : tension continue et alternative

Rapport sortie/entrée : 1 mV / mA, 1 mV / A

Sortie par cordon coaxial et fiche male BNC isolée

### IV.2.5 Encodeur incrémental

L'encodeur incrémental utilisé en commande vectorielle (IRFO) ou en commande sans capteur pour comparer la vitesse mesurée avec celle estimée est le GI355 du fabricant Baumer IVO, figure IV.6.

Notre encodeur incrémental BAUMER permet une détection très précise de la position ou de la vitesse. Il offre une résolution de max. 6000 impulsions/tour, avec une vitesse qui dépasse les 10000 tr/min.



**Figure.IV.6** L'encodeur incrémental.

Pour les tensions nous rappelons qu'elles seront calculées à l'intérieur de l'algorithme de la commande à partir des grandeurs mesurées.

## IV.3 Validation expérimentale

L'objectif des tests expérimentaux est de vérifier le fonctionnement de l'algorithme d'ADALINE en temps réel pour la commande et pour l'observation. Pour cela on effectue des comparaisons entre les méthodes conventionnelles et les méthodes proposées. Les résultats obtenus sont représentés par l'enregistrement des captures sous control desk.

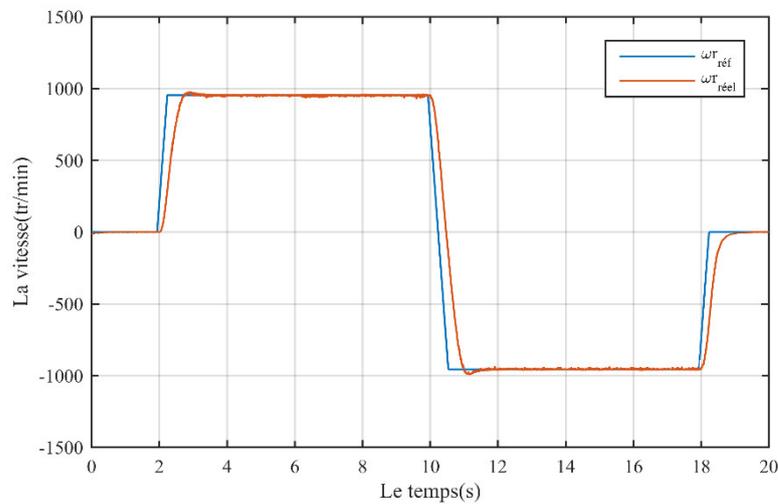
### IV.3.1 ADALINE dans la commande

Le but est de valider expérimentalement la commande avancée à base d'ADALINE et la comparer avec une commande conventionnelle. On va effectuer un essai expérimental avec inversion de la consigne en utilisant Benchmark pour les deux commandes ce qui représente un

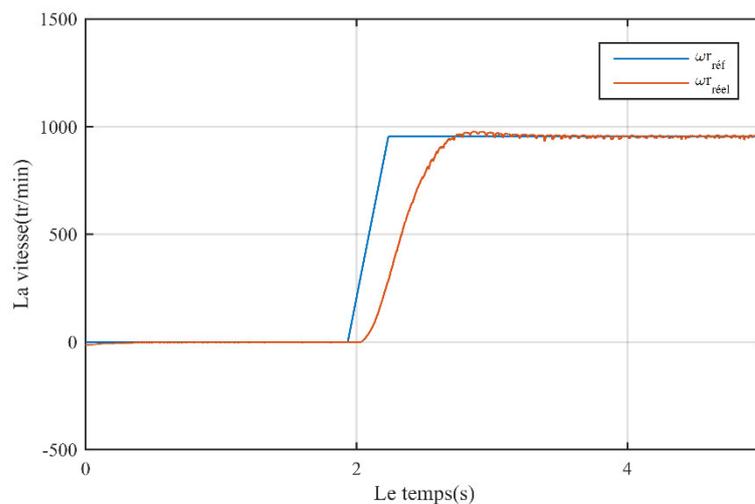
test à haute contrainte pour ce type de commande. Notons que la seule différence à ce stade réside dans le régulateur de vitesse. Notons que la commande est de type vectoriel.

### IV.3.1.1 La commande vectorielle classique

On cherche à valider expérimentalement l'algorithme de la commande vectorielle classique. On utilise dans ce cas des régulateurs classiques de type PI. La consigne de référence prise dans cet exemple est de 1000tr/min. Les figures IV.7-10 montrent les réponses de vitesse de référence puis un inversement de sens de rotation de rotor effectué à l'aide du régulateur de vitesse IP.

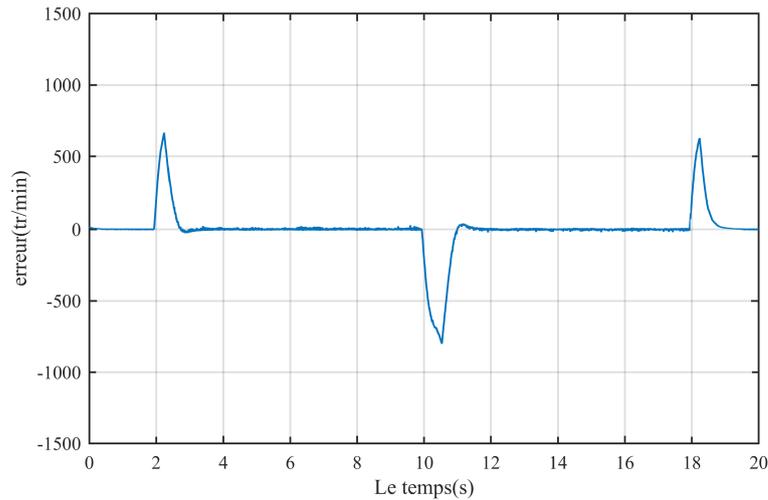


**Figure.IV.7** Résultat expérimental de la vitesse de rotation par la commande classique

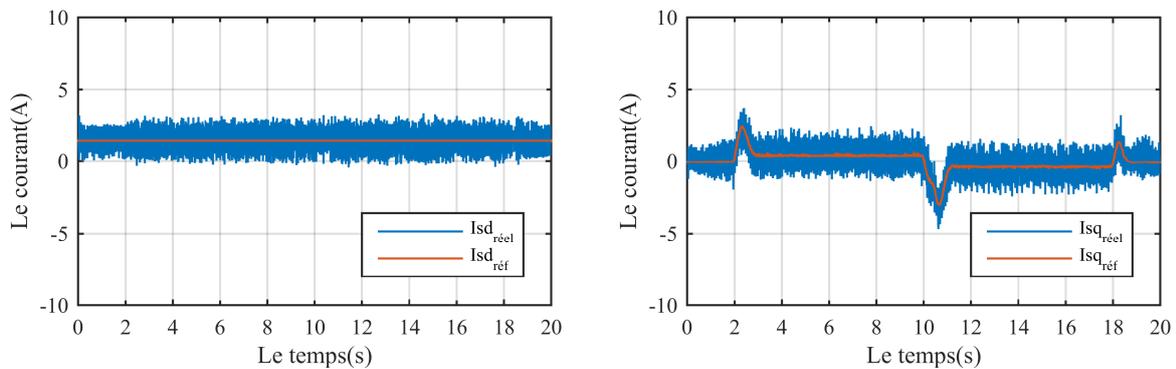


**Figure.IV.8** Zoom autour du régime dynamique de la vitesse

Si on regarde la figure IV.8 on constate que la vitesse mesurée atteint la vitesse de référence au bout de 1s en temps réelle avec un léger dépassement si on change la vitesse de réf de 0tr/min à 1000tr/min. Cela peut présenter une contrainte de service dans certaine application haute performance. L'erreur de poursuite est considérable si on se réfère à la courbes Figure IV.9 les courant réel (figure IV.10) suivent leurs références de façon satisfaisante ce qui montre la bonne synthèse de notre régulateur classique.



**Figure.IV.9** l'erreur de poursuite

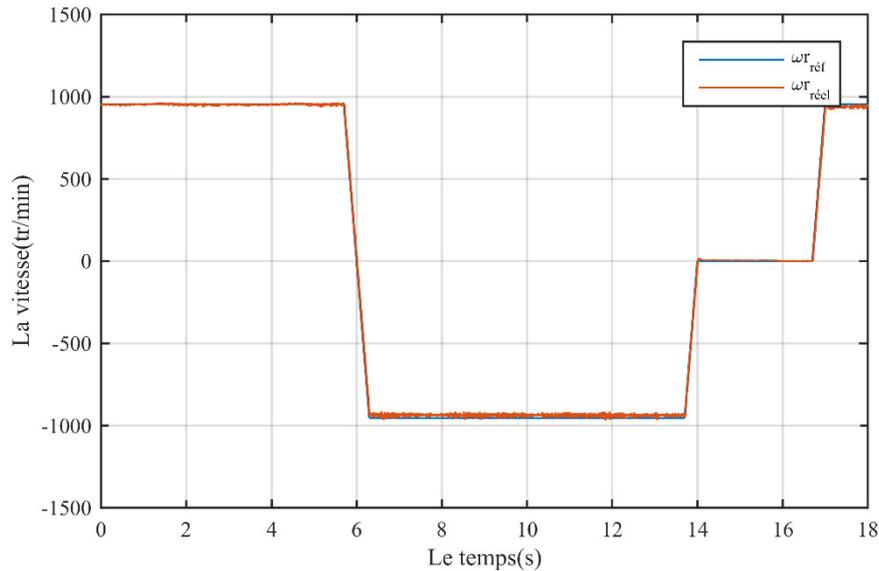


**Figure.IV.10** Les résultats expérimentaux des courants  $i_{sd}$   $i_{sq}$  par la commande classique

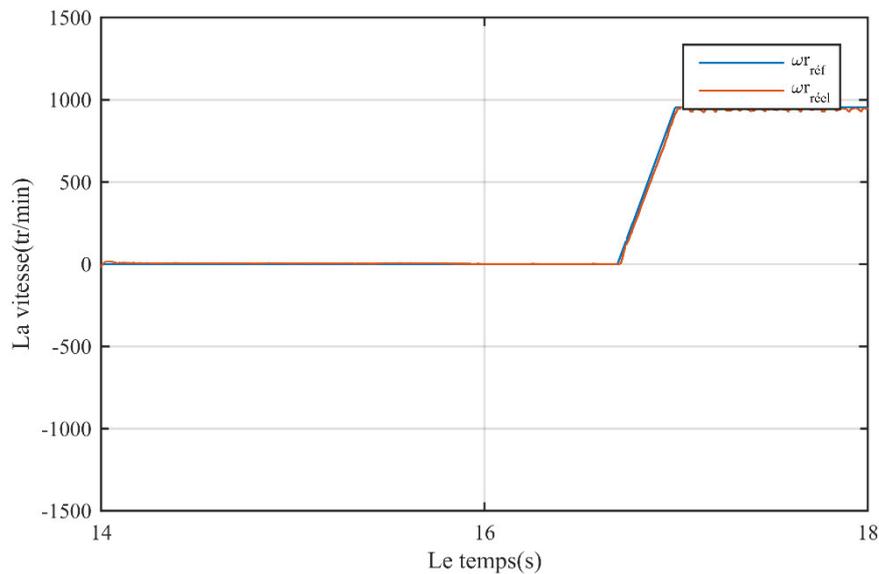
### IV.3.1.2 La commande vectorielle neuronale

En ce qui concerne la commande vectorielle neuronale, nous avons effectué des tests expérimentalement pour valider le comportement du régulateur à des vitesses différentes

Maintenant pour tester la robustesse de notre algorithme vis à vis à une variation importante de la référence de la vitesse, on introduit un changement de consigne de vitesse de 1000tr/min à -1000 tr/min.



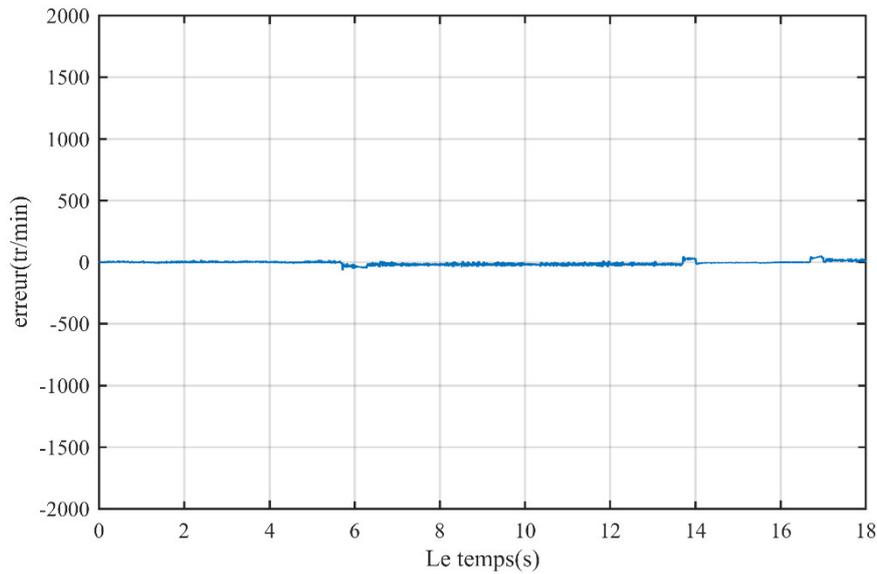
**Figure.IV.11** Résultat expérimental de la vitesse de rotation par la commande neuronale



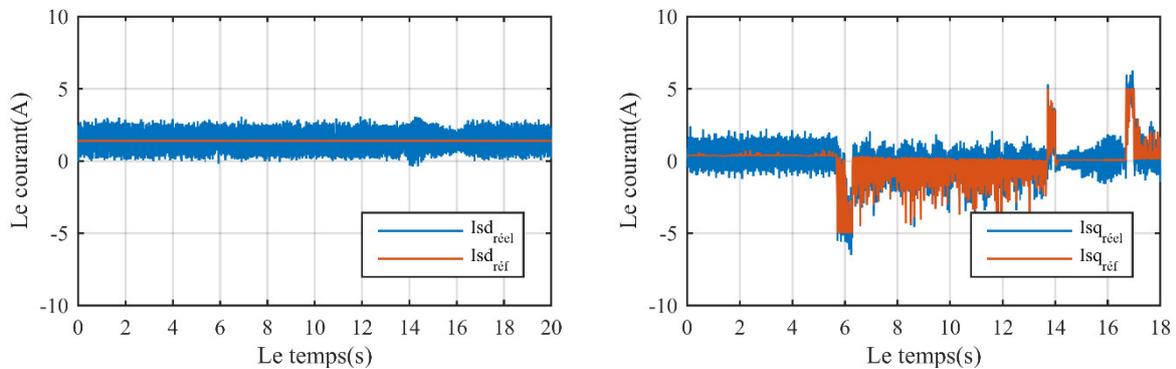
**Figure.IV.12** zoom in de la vitesse

On remarque que les allures de vitesse de référence  $\omega_{réf}$  et réelle  $\omega_{réel}$  sont identiques, avec un temps de réponse très court par rapport à celui de la commande vectorielle classique. L'inversion du sens de rotation s'effectue dans un temps très court sans aucun dépassement. Aussi

l'erreur de poursuite (figure IV.13) est quasi nulle, l'algorithme d'ADALINE a même éliminé l'erreur de dépassement.



**Figure.IV.13** L'erreur de poursuite.



**Figure.IV.14** Les résultats expérimentaux des courants  $i_{sd}$   $i_{sq}$  par la commande avancée.

A partir de ces résultats, on peut conclure que le régulateur de la vitesse à réseaux de neurone a été nettement amélioré par rapport au régulateur classique.

### IV.3.2 ADALINE dans l'observation

La deuxième partie de notre étude consiste à introduire ADALINE dans le processus d'adaptation de nos observateurs développés au chapitre précédent. On fait remarquer que cette approche est innovante et nouvelle [82]. Cependant pour des raisons de comparaison évidente on

conserve les régulateurs classiques et on introduit les valeurs obtenues par l'observateur dans la boucle de régulation au lieu de la valeur mesuré précédemment.

La vérification expérimentale pour les observateurs (conventionnel et avancé) se déroule en deux étapes :

- La première consiste à faire un essai avec l'inversement du sens de la rotation de vitesse en plus de l'application de couple de charge.
- La deuxième consiste de tester les observateurs dans une bande des vitesses moyennes et faible.

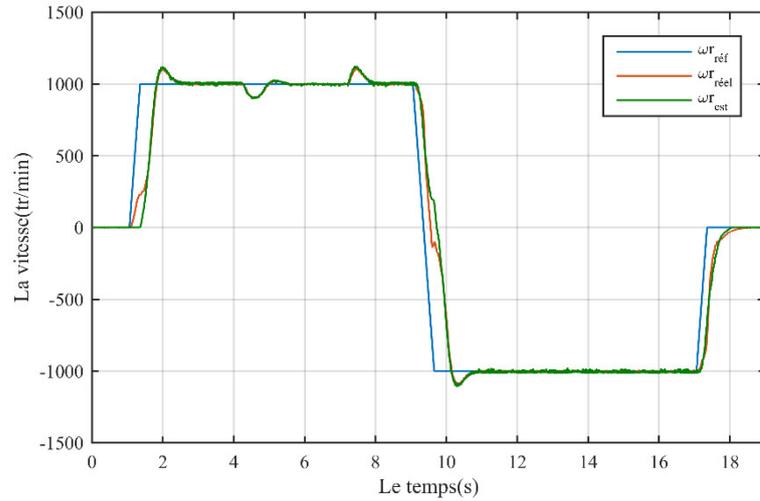
#### **IV.3.2.1 MRAS classique**

En premier lieu, nous avons implémenté l'observateur classique avec adaptation classique. Afin de tester les performances et la robustesse de MRAS dans une chaîne de commande vectorielle directe sans capteur de vitesse, on fait ces tests :

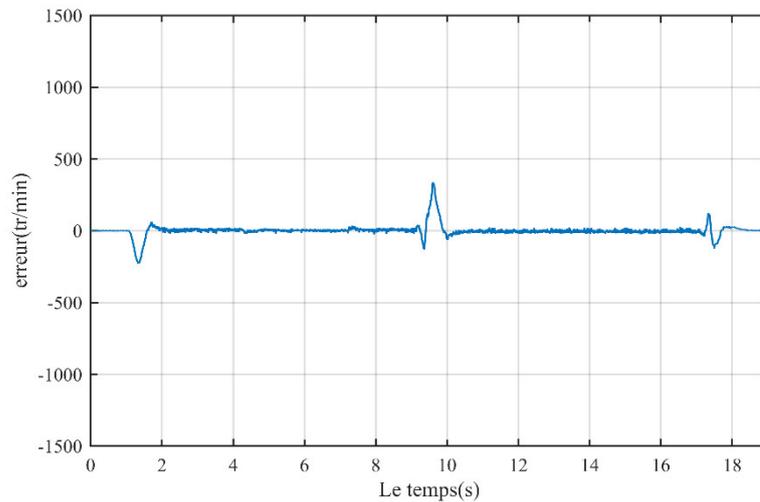
##### **IV.3.2.1.1 L'inversement du sens de la rotation de vitesse**

Ce test est fait pour montrer la robustesse du MRAS classique (Luenberger adaptatif) vis-à-vis des variations brusques de la vitesse de rotation et l'application de charge. Pour ce faire, on applique une consigne de vitesse égale à  $1000 \text{ tr/min}$ , puis après  $5s$  on le charge avec un couple résistant pendant  $5s$ . On inverse le sens de rotation du moteur à  $-1000\text{tr/min}$ .

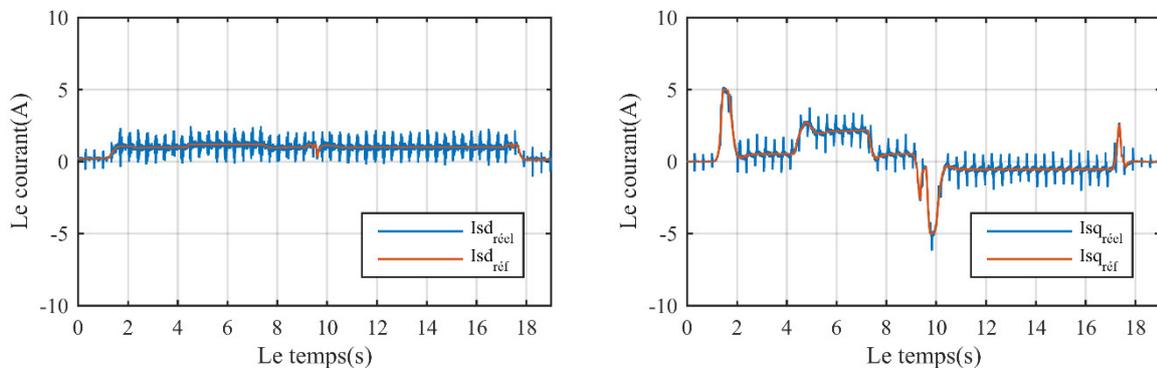
Le deuxième teste de l'application de couple de charge dynamique à des instants précises après que le régime stationnaire soit établi est crucial. Cela nous permet de constater la réponse en temps réel de notre système ainsi asservie et de mettre en épreuve notre régulateur.



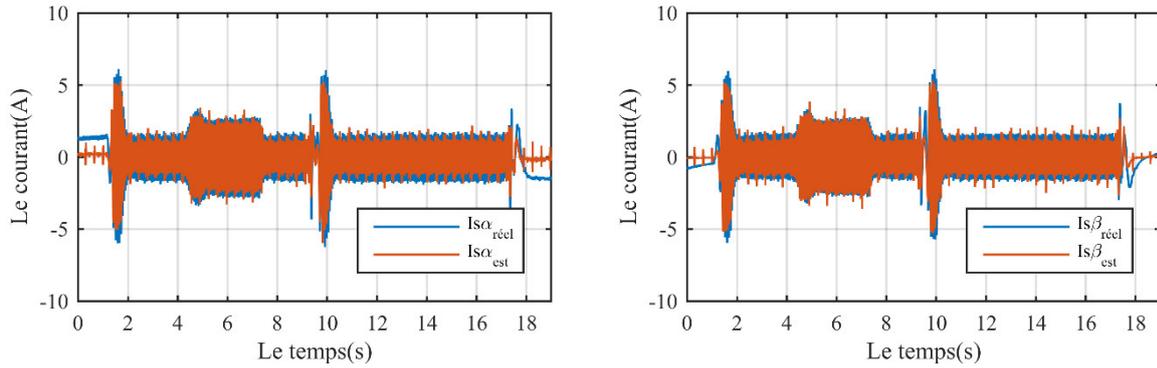
**Figure.IV.15** Résultat expérimental de la vitesse : variation de vitesse



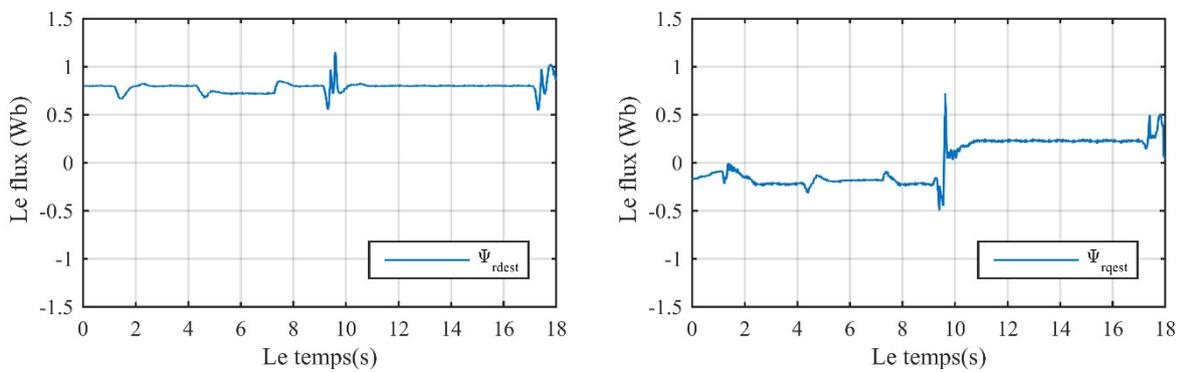
**Figure.IV.16** L'erreur d'estimation



**Figure.IV.17** Les résultats expérimentaux des courants  $i_{sd}$   $i_{sq}$ .



**Figure.IV.18** Les résultats expérimentaux des courants  $i_{s\alpha}$   $i_{s\beta}$ .

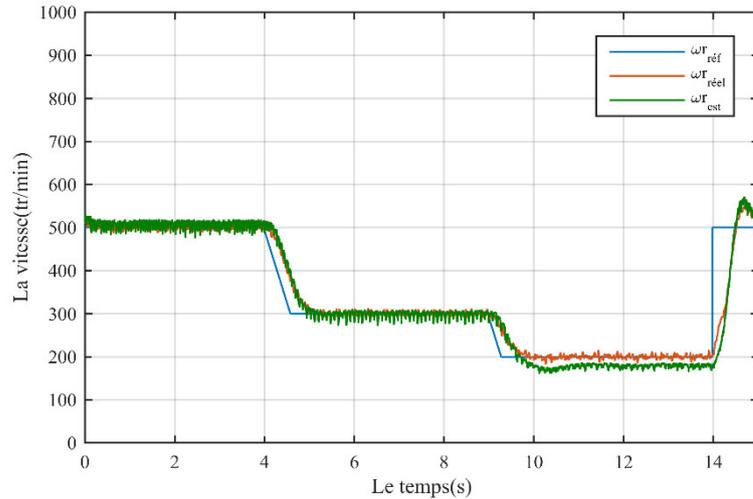


**Figure.IV.19** Les résultats expérimentaux des flux rotorique estimés par MRAS.

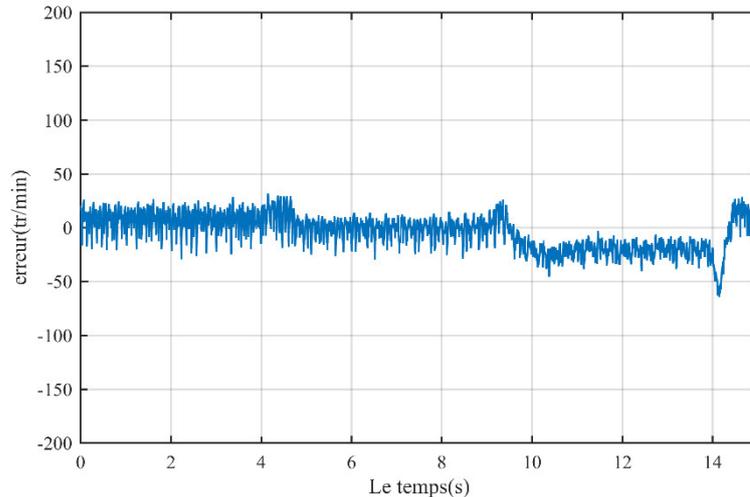
Les figures (IV.17-21) présentent la poursuite de la vitesse pour la commande vectorielle avec l'observateur Luenberger adaptatif. On constate que la vitesse mesurée et la vitesse estimée suivent leurs références et sont presque identique. On note que dès l'application d'un couple de charge les vitesses mesurée et estimée retrouvent leurs valeurs grâce au régulateur de vitesse robuste que nous avons développé au paragraphe précédent.

#### IV.3.2.1.2 Commande et observation aux vitesses moyennes

La figure IV.22 montre la réponse de la vitesse du rotor de la commande vectorielle directe et la vitesse estimée par un observateur adaptatif MRAS classique lorsque la variation de référence dans une plage moyenne de 500tr/min - 300tr/min - 200tr/min.

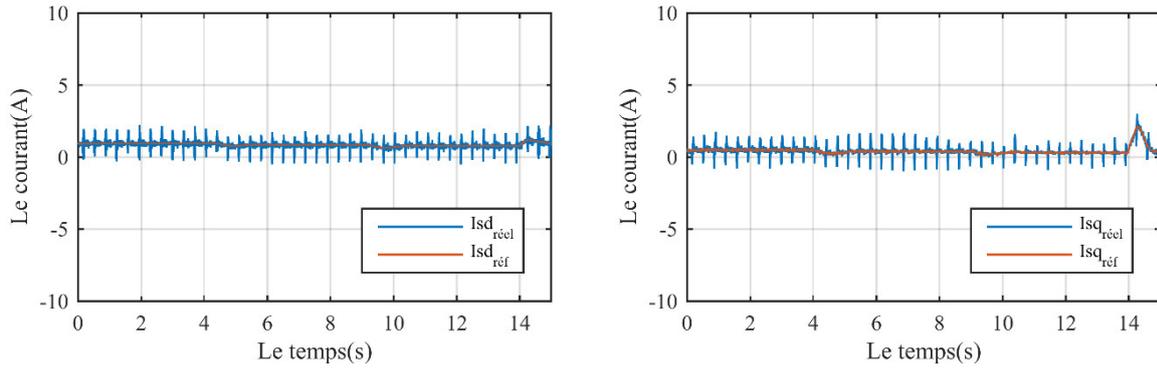


**Figure.IV.20** : Résultat expérimental de la vitesse : variation de vitesse

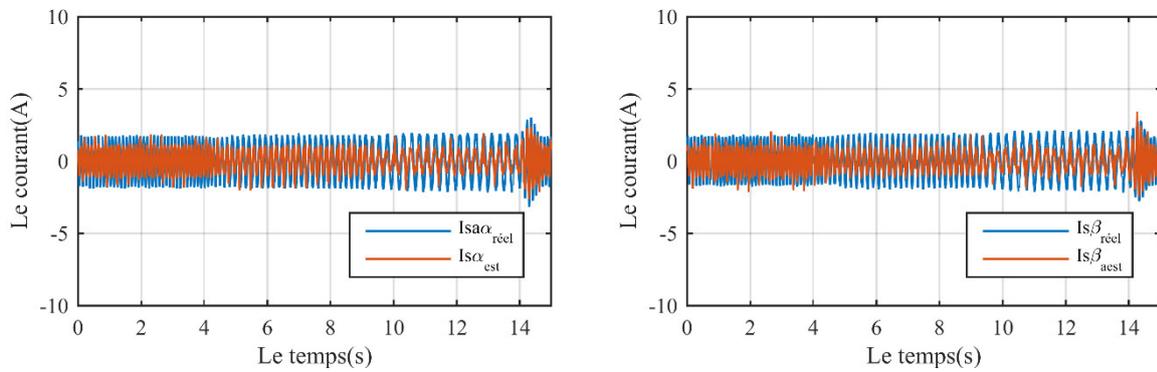


**Figure.IV.21** : L'erreur d'estimation

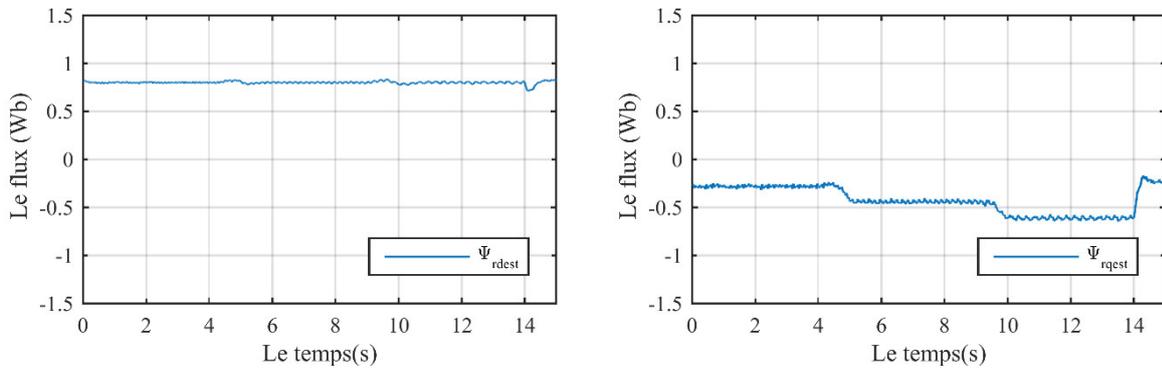
Sur les figures IV.20-21 nous observons que l'écart entre la vitesse mesurée et la vitesse estimée n'est significatif que lorsque la vitesse est réduite à la valeur de 200tr/min. Cependant les courants suivent leurs valeurs de façon satisfaisante Figure IV.22. Nous rappelons que la boucle de commande fait intervenir les valeurs estimées de la vitesse. Les valeurs ainsi estimées ont montré leurs stabilités tous le long de fonctionnement. Malgré l'adaptation le système reste sensible à la faible vitesse vue que l'écart commence à devenir important. Cela nous oblige à trouver d'autre alternative.



**Figure.IV.22** Les résultats expérimentaux des courants  $i_{sd}$   $i_{sq}$ .



**Figure.IV.23** Les résultats expérimentaux des courants  $i_{s\alpha}$   $i_{s\beta}$ .



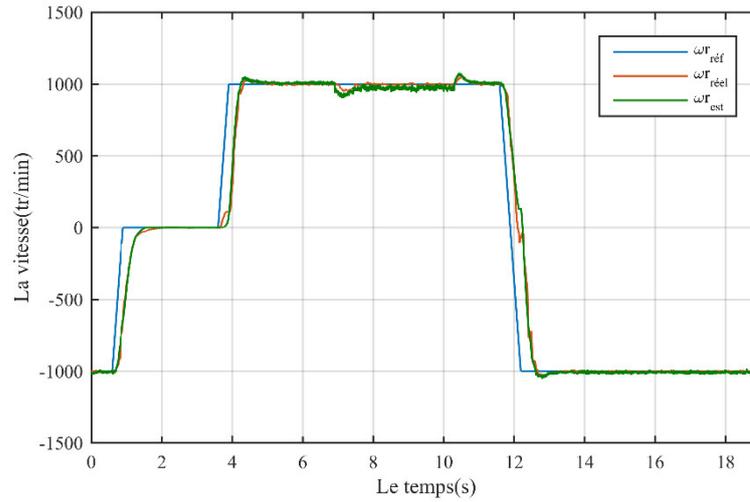
**Figure.IV.24** Les résultats expérimentaux des flux rotorique estimés par MRAS

### IV.3.2.2 MRAS neuronal

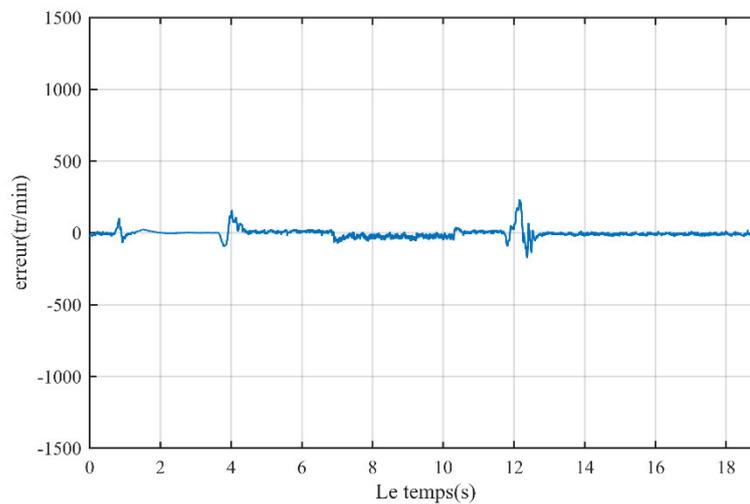
Afin de tester les performances et la robustesse de la commande vectorielle directe sans capteur de vitesse avec une adaptation neuronale afin de remédier à la contrainte de faible vitesse obtenue avec une adaptation classique.

### IV.3.2.2.1 L'inversement du sens de la rotation de vitesse

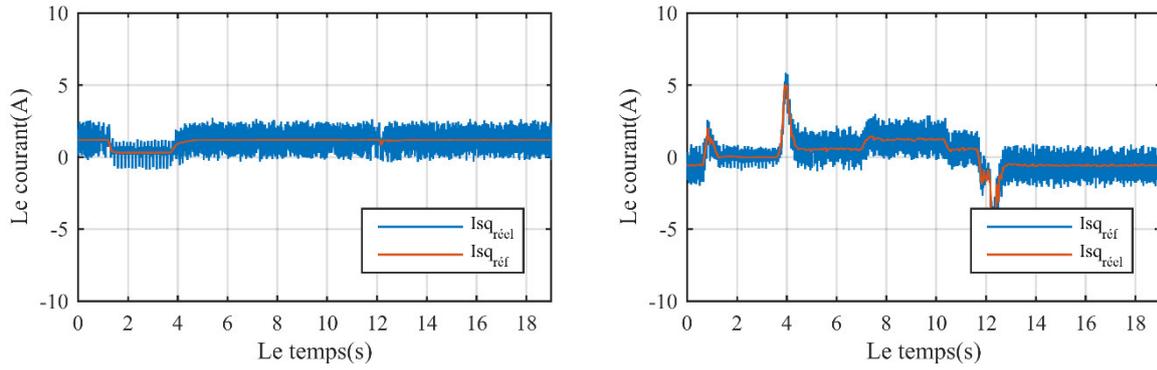
Dans le même banc d'essai expérimental, on a testé le MRAS neuronale avec un mécanisme d'adaptation avancé. On fait l'application d'une référence de vitesse de 1000 tr/min, application et élimination d'un couple de charge. Puis un changement de sens de rotation du rotor -1000tr/min. Les résultats obtenus sont présentés dans les allures suivantes :



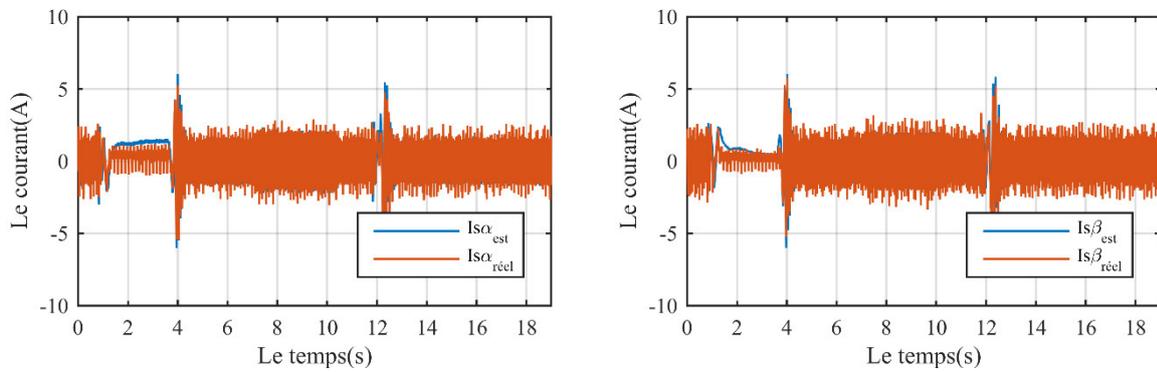
**Figure.IV.25** Résultat expérimental de la vitesse : variation de vitesse



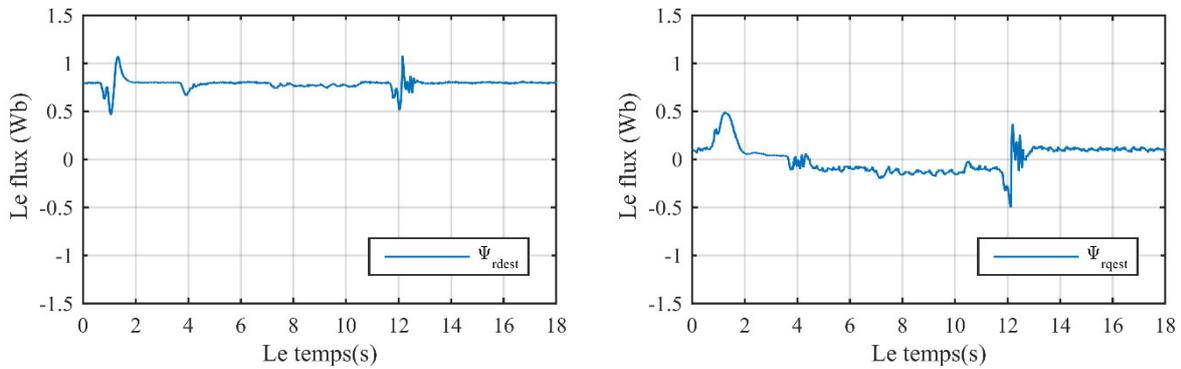
**Figure.IV.26** L'erreur d'estimation



**Figure.IV.27** Les résultats expérimentaux des courants  $i_{sd}$   $i_{sq}$ .



**Figure.IV.28** Les résultats expérimentaux des courants  $i_{s\alpha}$   $i_{s\beta}$ .

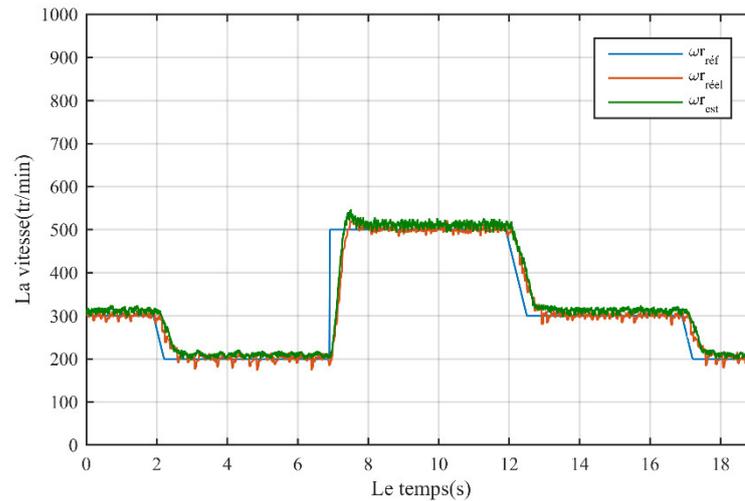


**Figure.IV.29** Les résultats expérimentaux des flux rotorique estimés par MRAS neuronale.

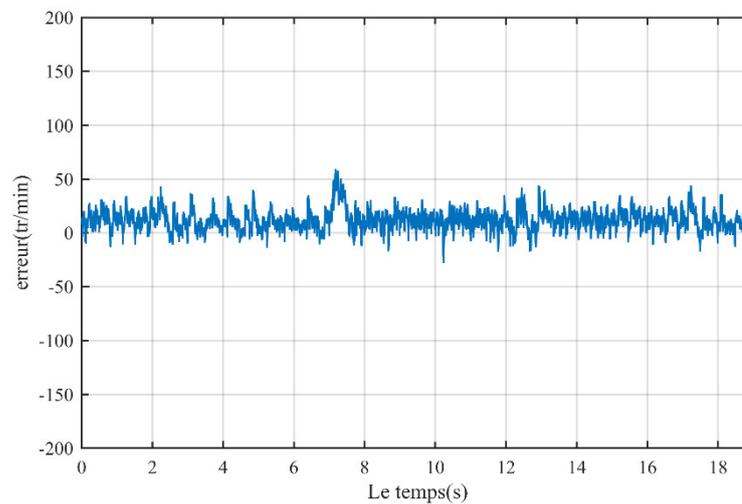
On remarque clairement que la vitesse rotorique estimée suit parfaitement la vitesse réelle (figure IV.25). En effet, l'erreur d'estimation transitoire, telle qu'elle est montrée sur la figure IV.13, l'erreur statique est quasi nulle. Ces résultats montrent l'efficacité du l'algorithme d'ADALINE lorsqu'elle est utilisée en en vue de l'amélioration de l'observateur de Luenberger.

### IV.3.2.2 Les vitesses moyennes

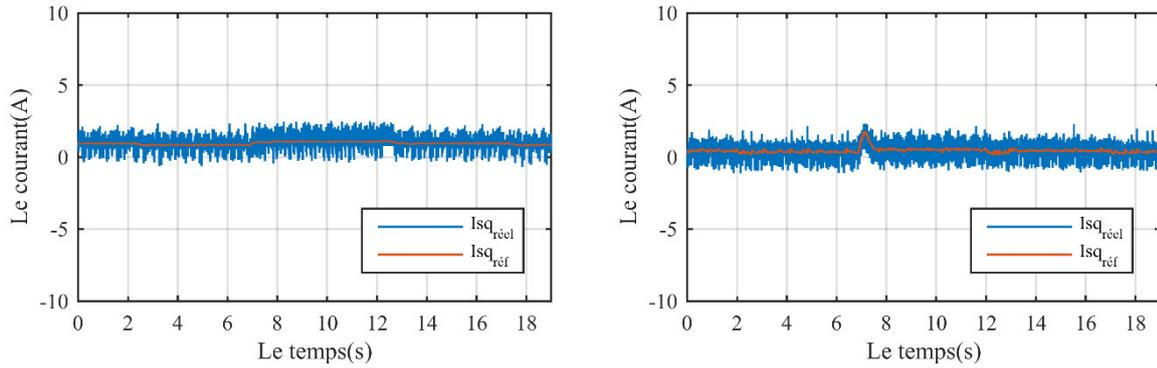
Pour tester encore la stabilité de l'algorithme intelligent on applique des vitesses de consigne moyenne de 500 tr/min-300tr/min, 200tr/min, les figures IV.30-34 exposent la vitesse mesurée et celle estimée ainsi que les courants statoriques mesurés estimés et les flux rotoriques estimés.



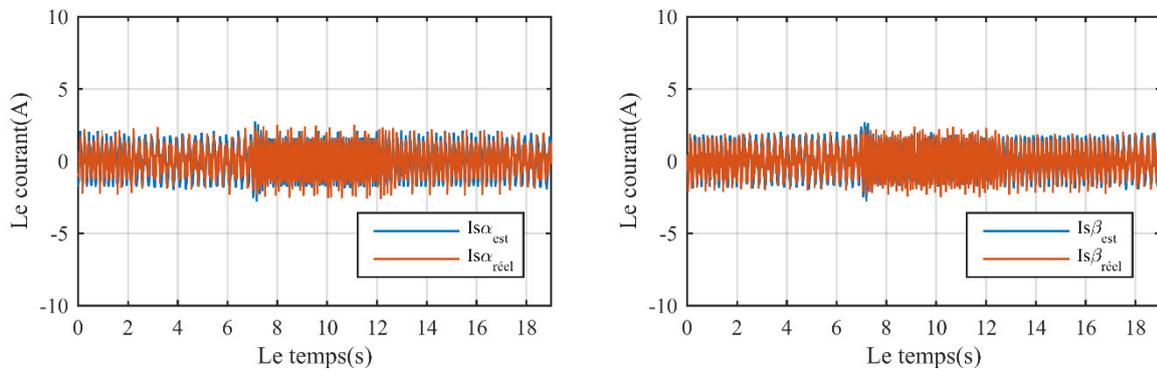
**Figure.IV.30** Résultat expérimental de la vitesse : variation de vitesse



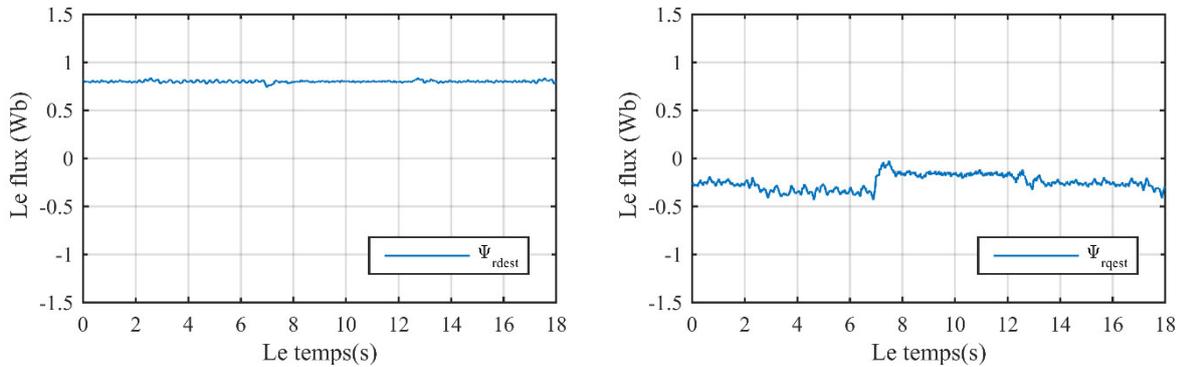
**Figure.IV.31** L'erreur d'estimation



**Figure.IV.32** Les résultats expérimentaux des courants  $i_{sd}$   $i_{sq}$ .



**Figure.IV.33** Les résultats expérimentaux des courants  $i_{s\alpha}$   $i_{s\beta}$ .



**Figure.IV.34** Les résultats expérimentaux des flux rotorique estimés par MRAS neuronal

On remarque clairement que la vitesse rotorique estimée suit parfaitement la vitesse du moteur. Ces résultats montrent l'efficacité de l'algorithme d'apprentissage lorsqu'il est utilisé en mécanisme d'adaptation en vue de réaliser un observateur. On remarque aussi l'élimination des erreurs statiques de la vitesse même à la référence de 200tr/min (figure IV.31). Les valeurs ainsi estimées ont montré leurs stabilités tous le long de fonctionnement. Le phénomène d'apprentissage d'ADALINE est imperceptible inférieur à une seconde.

## **IV.4 Conclusion**

Dans ce chapitre, une commande avancée et une innovante méthode d'observation de la vitesse du moteur à induction à cage a été validée expérimentalement basées sur l'intelligence artificielle de type d'ADALINE.

On peut conclure que cette stratégie appliquée permet une amélioration visible de la commande vectorielle et de l'estimation de la vitesse.

Cette technique de reconstruction de la vitesse a été testée expérimentalement dans différents modes de fonctionnement. Les résultats obtenus montrent la capacité de cette approche à bien estimer la vitesse réelle même en faible vitesse et en appliquant du couple de charge.

## Conclusion Générale :

Le travail présenté dans cette thèse porte sur une contribution de la commande des systèmes électriques sans capteur par des méthodes basées sur des modèles mathématiques. Ces dispositifs sont connus par des observateurs.

Les contributions principales de ce travail ont porté sur la synthèse d'un nouveau régulateur de commande, et de proposer des nouveaux observateurs adaptatifs basés sur l'algorithme d'ADALINE (ADaptive LInear NEuron)

Pour exploiter la commande innovante et les observateurs développés tous le long de cette thèse nous avons sélectionné le moteur à induction comme un outil d'épreuve vu sa large utilisation dans l'industrie en plus de son modèle non-linéaire qui présente plus de contraintes en vue de sa commande.

Dans le premier chapitre nous avons présenté les principaux de la notion d'observabilité et les observateurs pour les systèmes linéaires et non linéaires. Ensuite, une présentation de différents observateurs synthétisés pour l'estimation des variables d'état pour les processus déterministes ou bien stochastiques. Nous constatons qu'il n'y a pas une seule approche mais plusieurs.

Dans le deuxième chapitre on a présenté des modèles de simulation du moteur à induction pour une commande vectorielle en se basant sur l'orientation du flux rotorique. Ensuite on a implémenté deux types de commande : classique et neuronale. Une contribution à la mise en œuvre de techniques de contrôle numérique non conventionnelles a été abordée. Nous avons donc développé une stratégie de contrôle de la vitesse du moteur à induction basée sur des réseaux neuronaux du type ADALINE. Les résultats obtenus permettent de montrer que cette technique est bien adaptée lorsqu'il existe des contraintes sévères dans la régulation.

Dans le troisième chapitre, on considère le problème de commande sans capteur de la machine à induction, où les schémas commande-observateur sont des combinaisons des observateurs conçus au chapitre I, avec les stratégies de commande proposées au chapitre II. Ces schémas prennent en compte le fait que les variables mécaniques ne sont pas mesurables (la vitesse et le flux du rotor), et seuls les courants et les tensions sont disponibles par mesure. Nous avons développé les structures des observateurs : déterministiques, stochastiques et adaptatifs.

Nous avons obtenu des résultats satisfaisants. Les mêmes essais sont faits pour un observateur du flux adaptatif. Puis on fait l'association du filtre de Kalman avec mécanisme d'adaptation. En fin une présentation du FK réduit de deuxième ordre adapté par un mécanisme de régulation classique de type PI. Néanmoins les régulateurs PI sont les schémas d'adaptation les plus utilisés pour les observateurs adaptatifs afin de calculer la vitesse du rotor estimée. Néanmoins, les contrôleurs PI à gain fixe peuvent ne pas fournir les performances nécessaires, en raison de la variation continue des conditions de fonctionnement. Pour cela nous avons présenté un nouveau régulateur d'adaptation basé sur les réseaux des neurones artificiels de type ADALINE. D'après les résultats obtenus, l'application de cet algorithme permet : une amélioration d'estimation en comparant les types des observateurs neuronaux avec les standards même en appliquant un couple de charge. Cette technique est caractérisée par sa simplicité d'implémentation et son temps de calcul réduit.

Le quatrième chapitre est conçu pour l'implantation expérimentale en temps réel d'une commande avancée et une innovante méthode d'observation de la vitesse du moteur à induction. Les algorithmes ont été validés expérimentalement.

Le problème reste néanmoins ouvert. Il reste l'implantation expérimentale de la commande vectorielle avec régulateur ADALINE et observateur Kalman adaptative ADALINE qui ont donné les meilleures performances. Étudier la robustesse aux variations ( $\pm 20\%$ ) des paramètres résistifs des structures d'observateur présentés dans cette thèse expérimentalement.

## Bibliographie

- [1] B. d'Andréa-Novel et M. C. de Lara, *Commande linéaire des systèmes dynamiques*. Presses des MINES, 2000.
- [2] M. L. Fall, « Synthesis of observers for nonlinear systems - Application to the control and diagnosis of bioreactors », Theses, Université de Caen, 2015.
- [3] R. E. Kalman, « A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems », *J. Basic Eng.*, vol. 82, n° 1, p. 35, 1960.
- [4] D. Luenberger, « Observers for multivariable systems », *IEEE Trans. Autom. Control*, vol. 11, n° 2, p. 190-197, avr. 1966.
- [5] D. Luenberger, « An introduction to observers », *IEEE Trans. Autom. Control*, vol. 16, n° 6, p. 596-602, déc. 1971.
- [6] T. Meurer, K. Graichen, et E.-D. Gilles, *Control and Observer Design for Nonlinear Finite and Infinite Dimensional Systems*. Springer Science & Business Media, 2005.
- [7] R. Hermann et A. Krener, « Nonlinear controllability and observability », *IEEE Trans. Autom. Control*, vol. 22, n° 5, p. 728-740, oct. 1977.
- [8] Y. Song et J. W. Grizzle, « The Extended Kalman Filter as a Local Asymptotic Observer for Nonlinear Discrete-Time Systems », in *1992 American Control Conference*, 1992, p. 3365-3369.
- [9] M. Boutayeb, H. Rafaralahy, et M. Darouach, « Convergence analysis of the extended Kalman filter used as an observer for nonlinear deterministic discrete-time systems », *IEEE Trans. Autom. Control*, vol. 42, n° 4, p. 581-586, avr. 1997.
- [10] P. P. Acarnley et J. K. Al-Tayie, « Estimation of speed and armature temperature in a brushed DC drive using the extended Kalman filter », *IEE Proc. - Electr. Power Appl.*, vol. 144, n° 1, p. 13-20, janv. 1997.
- [11] M. Schimmack, B. Haus, et P. Mercorelli, « An Extended Kalman Filter as an Observer in a Control Structure for Health Monitoring of a Metal-Polymer Hybrid Soft Actuator », *IEEEASME Trans. Mechatron.*, p. 1-1, 2018.

- [12] H. Mohammadi, H. Yao, G. Khademi, T. T. Nguyen, D. Simon, et H. Richter, « Extended Kalman filtering for state estimation of a Hill muscle model », *IET Control Theory Appl.*, vol. 12, n° 3, p. 384-394, 2018.
- [13] H. KELLER, « Non-linear observer design by transformation into a generalized observer canonical form », *Int. J. Control*, vol. 46, n° 6, p. 1915-1930, déc. 1987.
- [14] E. Cherrier, « Estimation de l'état et des entrées inconnues pour une classe de systèmes non linéaires », phdthesis, Institut National Polytechnique de Lorraine, 2006.
- [15] A. Johansson, « Nonlinear observers with applications in the steel industry », *DIVA*, 2001.
- [16] T. Kailath, *Linear Systems*. Prentice-Hall, Inc., 1980.
- [17] G. Besançon, G. Bornard, et H. Hammouri, « Observer Synthesis for a Class of Nonlinear Control Systems », *Eur. J. Control*, vol. 2, n° 3, p. 176-192, janv. 1996.
- [18] D. G. Luenberger, « Observing the State of a Linear System », *IEEE Trans. Mil. Electron.*, vol. 8, n° 2, p. 74-80, avr. 1964.
- [19] X. Xia et W. Gao, « Nonlinear Observer Design by Observer Error Linearization », *SIAM J. Control Optim.*, vol. 27, n° 1, p. 199-216, janv. 1989.
- [20] A. Isidori, *Nonlinear Control Systems Design 1989: Selected Papers from the IFAC Symposium, Capri, Italy, 14-16 June 1989*. Elsevier, 2014.
- [21] G. CICCARELLA, M. D. MORA, et A. GERMANI, « A Luenberger-like observer for nonlinear systems », *Int. J. Control*, vol. 57, n° 3, p. 537-556, mars 1993.
- [22] M. S. Grewal, « Kalman Filtering », in *International Encyclopedia of Statistical Science*, Springer, Berlin, Heidelberg, 2011, p. 705-708.
- [23] S. J. Julier et J. K. Uhlmann, « New extension of the Kalman filter to nonlinear systems », in *Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition VI*, 1997, vol. 3068, p. 182-194.
- [24] J. Tsinias, « Observer design for nonlinear systems », *Syst. Control Lett.*, vol. 13, n° 2, p. 135-142, août 1989.
- [25] J. Gauthier et G. Bornard, « Observability for anyu(t) of a class of nonlinear systems », *IEEE Trans. Autom. Control*, vol. 26, n° 4, p. 922-926, août 1981.

- [26] J. Gauthier et I. Kupka, « Observability and Observers for Nonlinear-Systems », *SIAM J. Control Optim.*, vol. 32, n° 4, p. 975-994, 1994.
- [27] F. Auger, M. Hilaret, J. M. Guerrero, E. Monmasson, T. Orłowska-Kowalska, et S. Katsura, « Industrial Applications of the Kalman Filter: A Review », *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 60, n° 12, p. 5458-5471, déc. 2013.
- [28] M. P. Kazmierkowski et A. B. Kasprowicz, « Improved direct torque and flux vector control of PWM inverter-fed induction motor drives », *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 42, n° 4, p. 344-350, août 1995.
- [29] S. Wade, M. W. Dunnigan, et B. W. Williams, « Modeling and simulation of induction machine vector control with rotor resistance identification », *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 12, n° 3, p. 495-506, mai 1997.
- [30] P. Vas, « Sensorless vector and direct torque control », *CERN Document Server*, 1998. [En ligne]. Disponible sur: <http://cds.cern.ch/record/1604773>. [Consulté le: 05-oct-2017].
- [31] R. Bojoi, M. Lazzari, F. Profumo, et A. Tenconi, « Digital field-oriented control for dual three-phase induction motor drives », *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 39, n° 3, p. 752-760, mai 2003.
- [32] I. Takahashi et Y. Ohmori, « High-performance direct torque control of an induction motor », *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 25, n° 2, p. 257-264, mars 1989.
- [33] D. Casadei, F. Profumo, G. Serra, et A. Tani, « FOC and DTC: two viable schemes for induction motors torque control », *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 17, n° 5, p. 779-787, sept. 2002.
- [34] G. Abdelmadjid, B. M. Seghir, S. Ahmed, et M. Youcef, « Sensorless sliding mode vector control of induction motor drives », *Int. J. Power Electron. Drive Syst.*, vol. 2, n° 3, p. 277, 2012.
- [35] L. Baghli, « Contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques », Université Henri Poincaré-Nancy I, 1999.
- [36] B. Heber, L. Xu, et Y. Tang, « Fuzzy logic enhanced speed control of an indirect field-oriented induction machine drive », *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 12, n° 5, p. 772-778, sept. 1997.

- [37] E. Bim, « Fuzzy optimization for rotor constant identification of an indirect FOC induction motor drive », *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 48, n° 6, p. 1293-1295, déc. 2001.
- [38] L. Baghli, H. Razik, et A. Rezzoug, « Neuro-fuzzy controller in a field oriented control for induction motors », *EPE J.*, vol. 10, n° 2, p. 21–26, 2000.
- [39] H. Benderradji, A. Makouf, et L. Chrifi-Alaoui, « Field-oriented control using sliding mode linearization technique for induction motor », in *2010 18th Mediterranean Conference on Control Automation (MED)*, 2010, p. 1133-1138.
- [40] H. A. Abbas, B. Zegnini, et M. Belkheiri, « Neural network-based adaptive control for induction motors », in *2015 IEEE 12th International Multi-Conference on Systems, Signals Devices (SSD15)*, 2015, p. 1-6.
- [41] B. Widrow, R. G. Winter, et R. A. Baxter, « Layered neural nets for pattern recognition », *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process.*, vol. 36, n° 7, p. 1109-1118, juill. 1988.
- [42] A. Bechouche, H. Sediki, D. O. Abdeslam, et S. Haddad, « A Novel Method for Identifying Parameters of Induction Motors at Standstill Using ADALINE », *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 27, n° 1, p. 105-116, mars 2012.
- [43] N. K. Nguyen, E. Semail, F. D. Belie, et X. Kestelyn, « Adaline Neural Networks-based sensorless control of five-phase PMSM drives », in *IECON 2016 - 42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 2016, p. 5741-5746.
- [44] P. Vas, *Artificial-Intelligence-based Electrical Machines and Drives: Application of Fuzzy, Neural, Fuzzy-neural, and Genetic-algorithm-based Techniques*. OUP Oxford, 1999.
- [45] A. Rubaai, J. Jerry, et S. T. Smith, « Performance Evaluation of Fuzzy Switching Position Controller for Automation and Process Industry Control », *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 47, n° 5, p. 2274-2282, sept. 2011.
- [46] B. Widrow et M. A. Lehr, « 30 years of adaptive neural networks: perceptron, Madaline, and backpropagation », *Proc. IEEE*, vol. 78, n° 9, p. 1415-1442, sept. 1990.
- [47] G. Imane, M. Youcef, G. Abdelmadjid, et C. Zakaria, « Neural Adaptive Kalman Filter for Sensorless Vector Control of Induction Motor », *Int. J. Power Electron. Drive Syst. IJPEDS*, vol. 8, n° 4, p. 1841-1851, déc. 2017.
- [48] R. Marino, S. Peresada, et P. Tomei, « On-line stator and rotor resistance estimation for induction motors », *IEEE Trans. Control Syst. Technol.*, vol. 8, n° 3, p. 570-579, mai 2000.

- [49] G. Kenne, R. S. Simo, F. Lamnabhi-Lagarrigue, A. Arzande, et J. C. Vannier, « An Online Simplified Rotor Resistance Estimator for Induction Motors », *IEEE Trans. Control Syst. Technol.*, vol. 18, n° 5, p. 1188-1194, sept. 2010.
- [50] A. Abbondanti et M. B. Brennen, « Variable Speed induction Motor Drives Use Electronic Slip Calculator Based on Motor Voltages and Currents », *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. IA-11, n° 5, p. 483-488, sept. 1975.
- [51] F. Hillenbrand, « A METHOD FOR DETERMINING THE SPEED AND ROTOR FLUX OF THE ASYNCHRONOUS MACHINE BY MEASURING THE TERMINAL QUANTITIES ONLY », in *Control in Power Electronics and Electrical Drives 1983*, R. Zwicky, Éd. Oxford: Pergamon, 1984, p. 55-62.
- [52] H. Kubota, K. Matsuse, et T. Nakano, « DSP-based speed adaptive flux observer of induction motor », in *Conference Record of the 1991 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting*, 1991, p. 380-384 vol.1.
- [53] K. L. Shi, T. F. Chan, Y. K. Wong, et S. L. Ho, « Speed estimation of an induction motor drive using an optimized extended Kalman filter », *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 49, n° 1, p. 124-133, févr. 2002.
- [54] S. M. Gadoue, D. Giaouris, et J. W. Finch, « MRAS Sensorless Vector Control of an Induction Motor Using New Sliding-Mode and Fuzzy-Logic Adaptation Mechanisms », *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 25, n° 2, p. 394-402, juin 2010.
- [55] T. Orłowska-Kowalska et M. Dybkowski, « Stator-Current-Based MRAS Estimator for a Wide Range Speed-Sensorless Induction-Motor Drive », *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 57, n° 4, p. 1296-1308, avr. 2010.
- [56] S. Ibarra-Rojas, J. Moreno, et G. Espinosa-Pérez, « Global observability analysis of sensorless induction motors », *Automatica*, vol. 40, n° 6, p. 1079-1085, juin 2004.
- [57] C. C. D. Wit, A. Youssef, J. P. Barbot, P. Martin, et F. Malrait, « Observability conditions of induction motors at low frequencies », in *Proceedings of the 39th IEEE Conference on Decision and Control (Cat. No.00CH37187)*, 2000, vol. 3, p. 2044-2049 vol.3.
- [58] M. Ghanes, J. D. Leon, et A. Glumineau, « Observability Study and Observer-Based Interconnected Form for Sensorless Induction Motor », in *Proceedings of the 45th IEEE Conference on Decision and Control*, 2006, p. 1240-1245.

- [59] A. Glumineau et J. de L. Morales, « Observability Property of AC Machines », in *Sensorless AC Electric Motor Control*, Springer, Cham, 2015, p. 45-78.
- [60] M. Bodson, J. Chiasson, et R. T. Novotnak, « Nonlinear speed observer for high-performance induction motor control », *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 42, n° 4, p. 337-343, août 1995.
- [61] M. Jouili, K. Jarray, Y. Koubaa, et M. Boussak, « Luenberger state observer for speed sensorless ISFOC induction motor drives », *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 89, p. 139-147, août 2012.
- [62] E. A. Misawa et J. K. Hedrick, « Nonlinear Observers—A State-of-the-Art Survey », *J. Dyn. Syst. Meas. Control*, vol. 111, n° 3, p. 344-352, sept. 1989.
- [63] G. C. Verghese et S. R. Sanders, « Observers for flux estimation in induction machines », *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 35, n° 1, p. 85-94, févr. 1988.
- [64] Y.-R. Kim, S.-K. Sul, et M.-H. Park, « Speed sensorless vector control of induction motor using extended Kalman filter », *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 30, n° 5, p. 1225-1233, sept. 1994.
- [65] F. Alonge, F. D'Ippolito, A. Fagiolini, et A. Sferlazza, « Extended complex Kalman filter for sensorless control of an induction motor », *Control Eng. Pract.*, vol. 27, p. 1-10, mai 2014.
- [66] T. Du, P. Vas, et F. Stronach, « Design and application of extended observers for joint state and parameter estimation in high-performance AC drives », *IEE Proc. - Electr. Power Appl.*, vol. 142, n° 2, p. 71-78, mars 1995.
- [67] M. Cirrincione, M. Pucci, G. Cirrincione, et G. A. Capolino, « A new TLS-based MRAS speed estimation with adaptive integration for high-performance induction machine drives », *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 40, n° 4, p. 1116-1137, juill. 2004.
- [68] C. Schauder, « Adaptive speed identification for vector control of induction motors without rotational transducers », *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 28, n° 5, p. 1054-1061, sept. 1992.
- [69] J. L. Mora, A. Torralba, et L. G. Franquelo, « An adaptive speed estimator for induction motors based on a Kalman filter with low sample time », in *2001 IEEE 32nd Annual Power Electronics Specialists Conference (IEEE Cat. No.01CH37230)*, 2001, vol. 2, p. 794-798 vol.2.

- [70] A. Ba-Razzouk, A. Cheriti, G. Olivier, et P. Sicard, « Field-oriented control of induction motors using neural-network decouplers », *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 12, n° 4, p. 752-763, juill. 1997.
- [71] M. T. Wishart et R. G. Harley, « Identification and control of induction machines using artificial neural networks », *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 31, n° 3, p. 612-619, juin 1995.
- [72] M. G. Simoes et B. K. Bose, « Neural network based estimation of feedback signals for a vector controlled induction motor drive », *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 31, n° 3, p. 620-629, mai 1995.
- [73] L. M. Grzesiak et B. Ufnalski, « Neural stator flux estimator with dynamical signal preprocessing », in *2004 IEEE Africon. 7th Africon Conference in Africa (IEEE Cat. No.04CH37590)*, 2004, vol. 2, p. 1137-1142 Vol.2.
- [74] S. Hussain et M. A. Bazaz, « Neural Network Observer Design for Sensorless Control of Induction Motor Drive », *IFAC-Pap.*, vol. 49, n° 1, p. 106-111, janv. 2016.
- [75] M. Cuibus, V. Bostan, S. Ambrosii, C. Ilas, et R. Magureanu, « Luenberger, Kalman and neural network observers for sensorless induction motor control », in *Proceedings IPEMC 2000. Third International Power Electronics and Motion Control Conference (IEEE Cat. No.00EX435)*, 2000, vol. 3, p. 1256-1261 vol.3.
- [76] Y.-H. Kim et Y.-S. Kook, « Neural network based speed sensorless induction motor drives with Kalman filter approach », in *Proceedings of the 24th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, 1998. IECON '98*, 1998, vol. 2, p. 997-1001 vol.2.
- [77] B. K. Bose, « Neural Network Applications in Power Electronics and Motor Drives — An Introduction and Perspective », *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 54, n° 1, p. 14-33, févr. 2007.
- [78] S. M. Gadoue, D. Giaouris, et J. W. Finch, « Sensorless Control of Induction Motor Drives at Very Low and Zero Speeds Using Neural Network Flux Observers », *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 56, n° 8, p. 3029-3039, août 2009.
- [79] S.-H. Kim, T.-S. Park, J.-Y. Yoo, et G.-T. Park, « Speed-sensorless vector control of an induction motor using neural network speed estimation », *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 48, n° 3, p. 609-614, juin 2001.

- [80] T.-C. Chen et T.-T. Sheu, « Model reference neural network controller for induction motor speed control », *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 17, n° 2, p. 157-163, juin 2002.
- [81] J. O. Pinto, B. K. Bose, et L. E. B. da Silva, « A stator-flux-oriented vector-controlled induction motor drive with space-vector PWM and flux-vector synthesis by neural networks », *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 37, n° 5, p. 1308-1318, sept. 2001.
- [82] G. Imane, M. Youcef, A. Gouichiche, et C. Zakaria, « MRAS Sensorless Vector Control of Induction Motor Using Artificial Neural Network », in *2nd The International Conference on Control, Automation and Diagnosis 2018 (ICCAD)*, 2018, p. 1-5.
- [83] C. M. Lee et C. L. Chen, « Observer-based speed estimation method for sensorless vector control of induction motors », *IEE Proc. - Control Theory Appl.*, vol. 145, n° 3, p. 359-363, mai 1998.
- [84] P. Wira, D. O. Abdeslam, et J. Merckle, « Learning and adaptive techniques for harmonics compensation in power supply networks », in *MELECON 2008 - The 14th IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference*, 2008, p. 719-725.

## Annexes

### Annexe A :

#### A.1 Transformation triphasé - diphasé

Le but de l'utilisation de cette transformation c'est de passer d'un système triphasé abc vers un système diphasé  $\alpha\beta$ . Il existe principalement deux transformations : Clarke et Concordia. La transformation de Clarke conserve l'amplitude des grandeurs mais pas la puissance ni le couple (on doit multiplier par un coefficient  $3/2$ ). Tandis que celle de Concordia, qui est normée, elle conserve la puissance mais pas les amplitudes.

On considère un système sinusoïdal triphasé équilibré où  $(x_a ; x_b ; x_c ; x_o)$  représentent des grandeurs physiques (courants, tensions ou flux magnétiques).

$$\begin{aligned} x_a(t) &= A \cos(\omega t + \varphi) \\ x_b(t) &= A \cos\left(\omega t + \varphi - \frac{2\pi}{3}\right) \\ x_c(t) &= A \cos\left(\omega t + \varphi - \frac{4\pi}{3}\right) \end{aligned} \quad (\text{A.1})$$

Un tel système (A.1) est dit équilibré. Dans ce cas, la composante homopolaire  $x_o = x_a + x_b + x_c$  est nulle à chaque instant.

Ceci nous permet de simplifier les équations d'une machine à courant alternatif en passant d'une représentation triphasée  $(x_a ; x_b ; x_c)$  à une représentation diphasée  $x_\alpha ; x_\beta$  et inversement à l'aide de la matrice de Concordia  $T_{32}$ .

Avec :

$$T_{32} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \frac{-1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{-1}{2} & \frac{-\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \quad (\text{A.2})$$

Vérifiant  $T_{32}^T * T_{32} = I$

Annexes

On obtient :

$$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} = T_{32} \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} \quad (\text{A.3})$$

## A.2 Transformation Repère fixe => Repère Tournant (d-q)

La matrice de rotation  $P(\rho)$  ou matrice de Park permet d'exprimer le vecteur  $x$  dans un repère différent :

$$P(\rho) = \begin{bmatrix} \cos(\rho) & -\sin(\rho) \\ \sin(\rho) & \cos(\rho) \end{bmatrix} \quad (\text{A.4})$$

Où  $\rho$  est la position angulaire du repère tournant.

En résumé :

Passage du repère tournant ( $d, q$ ) vers le repère fixe diphasé ( $\alpha; \beta$ ) :

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix} = P(\rho)^T \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} \quad (\text{A.5})$$

Passage du repère tournant ( $d; q$ ) vers le repère fixe triphasé ( $a; b; c$ ) :

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix} = P(\rho)^T T_{32}^T \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \quad (\text{A.6})$$

## Annexe B :

### Principe de la modulation vectorielle

Diverses techniques utilisées pour commander les onduleurs existent. La technique *MLI* est la plus utilisée et la plus conseillée. En effet, elle a fait objet d'intensives recherches depuis plusieurs décennies. Il existe trois types de stratégies de la *MLI* : la *MLI* sinusoïdale, la *MLI* pré-calculée et la technique dite méthode *MLI* vectorielle.

Dans ce qui suit, on présente le principe de la stratégie de la modulation par la méthode vectorielle adoptée dans le cadre de notre étude.

## B.1 Principe de la modulation vectorielle

Initialement, nous signalons que la modulation vectorielle manipule les signaux directement dans le plan diphasé de la transformée de Clarke. Elle suppose que l'on travaille dans le cadre d'une commande numérique et qu'un algorithme de régulation détermine les composantes souhaitées à savoir  $V_{s\alpha}$  et  $V_{s\beta}$ .

La modélisation de l'onduleur de tension montre qu'il peut générer huit vecteurs de tension  $\vec{V}_i$  ( $i=0, \dots, 7$ ), dans le plans  $(\alpha\beta)$ , pour les différentes combinaisons de commande ( $C_1, C_2$  et  $C_3$ ). Parmi ces huit vecteurs générés, deux sont nuls ( $V_0$  et  $V_7$ ). Les six autres ( $V_1$ - $V_6$ ) possèdent un module de  $\frac{2}{3}V_{dc}$  et une direction bien déterminée.

Pratiquement, l'onduleur ne peut donc fournir de façon exacte et instantanée que des tensions de type  $V_i$ .

Cela veut dire qu'on ne peut réaliser une tension quelconque ( $V_{s\alpha}$  et  $V_{s\beta}$ ) qu'en valeur moyenne et sur une période de hachage  $T_z$ . Il faut donc appliquer des vecteurs de tension réalisables  $\vec{V}_i$  pendant des durées adéquates sur cet intervalle  $T_z$ . Afin de minimiser les ondulations de tensions, et par voie de conséquence les harmoniques, on admet qu'il faut réaliser ( $V_{s\alpha}$  et  $V_{s\beta}$ ) avec les deux vecteurs de tension  $\vec{V}_i$  les plus proches.

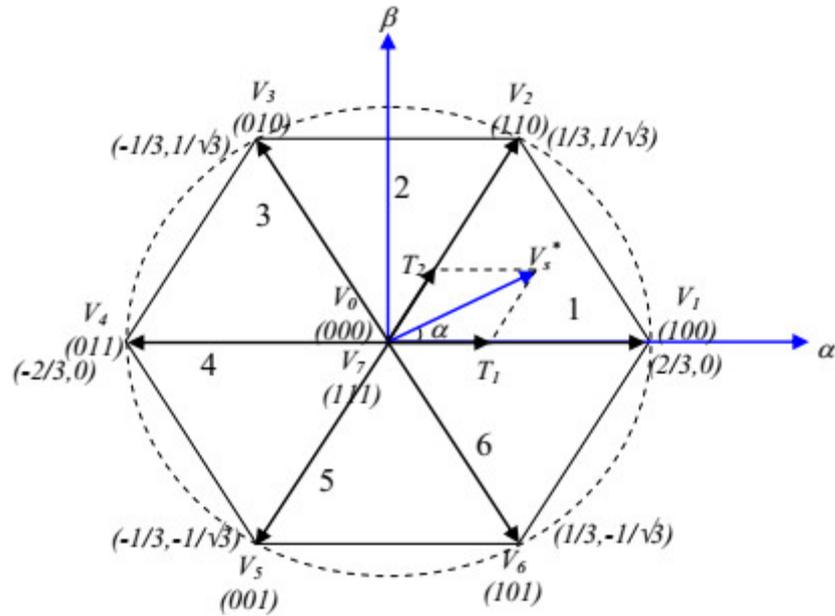
L'objectif de la stratégie *MLI* vectorielle est d'approximer la vectrice tension désiré  $V_s^*$  (délivré par un correcteur) en utilisant les huit vecteurs fournis par l'onduleur.

Dans le but d'implanter l'algorithme de la modulation vectorielle, les étapes suivantes doivent être suivies :

*Première étape* : détermination du secteur où se trouve le vecteur de tension de référence défini par ses composantes  $V_{s\alpha}$  et  $V_{s\beta}$ .

*Deuxième étape* : Détermination de  $T_1, T_2$  et  $T_0$ ; temps d'application de chaque vecteur adjacent au secteur calculé.

*Troisième étape* : Calcul des rapports cycliques de chaque transistor constituant l'onduleur.



**Figure.B.1** Schéma fonctionnel du MI dans le repère de Park.

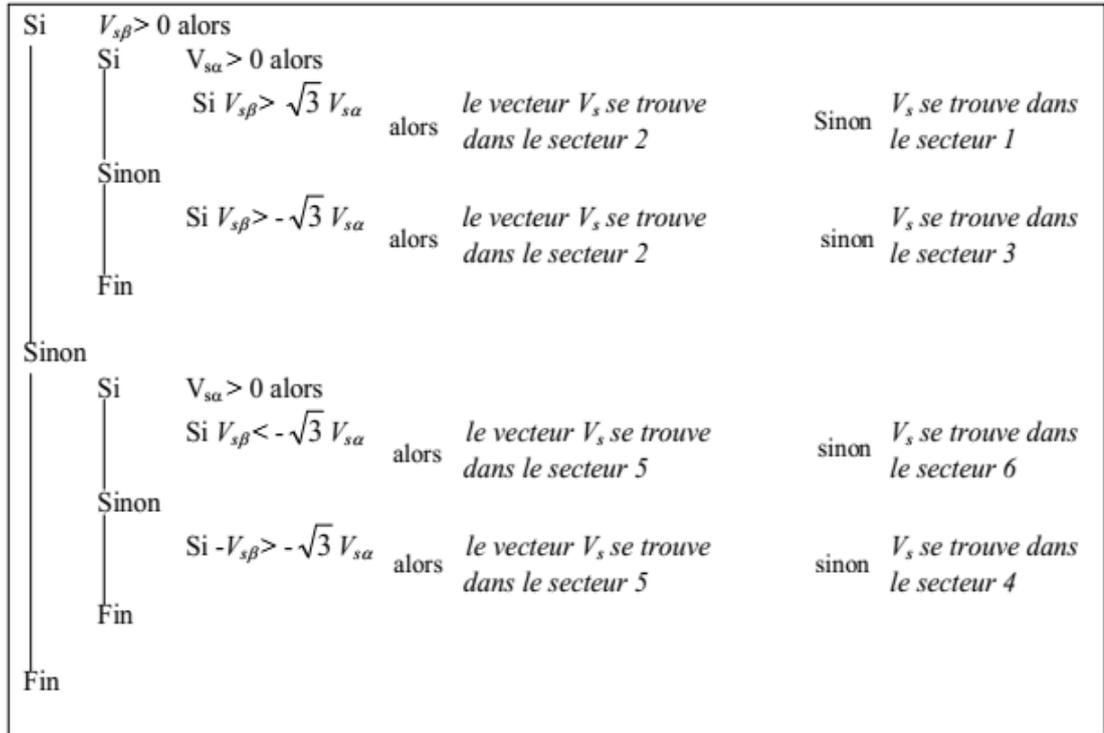
### B.1.1 Détermination des secteurs

Les six vecteurs principaux sont déphasés, l'un par rapport à l'autre, de  $60^\circ$  formant ainsi six sections (triangles). Chaque vecteur correspond à une séquence bien définie composée de trois variables logiques qui pilotent instantanément les trois bras de l'onduleur.

Sachant qu'à la sortie du contrôleur, on obtient deux tensions de commande ( $V_{sd}$  et  $V_{sq}$ ) qui tournent avec le référentiel fixé au rotor. Afin d'exploiter cette méthode, il faut transformer ces deux tensions en deux tensions de commande  $V_{s\alpha}$  et  $V_{s\beta}$  qui tournent avec le référentiel fixé au stator et ainsi elles deviennent les entrées du modulateur. On définit un vecteur  $V_s$  représentatif à l'instant  $t$  du système triphasé, et qui satisfait :

$$V_s = V_{s\alpha} + jV_{s\beta}$$

Ainsi, la détermination de la position du vecteur  $V_s$  est réalisée à l'aide de l'algorithme suivant :



**Figure.B.2** Organigramme général de la détermination des secteurs.

### B.1.2 Détermination des durées de modulation $T_1$ , $T_2$ et $T_0$

À chaque rotation complète du vecteur  $V_s$  dans le plan de la Figure (B.1), les six secteurs sont balayés. Pour ne pas avoir de commutations indésirables, il est nécessaire de réarranger les séquences de sorte que pendant la transition d'un état à un autre, un seul bras de l'onduleur soit affecté à la fois.

Pour montrer comment la modulation s'effectue, on fait appel à la Figure (B.3):

Le vecteur  $V_s^*$ , se situe dans le secteur 1 entre le vecteur  $V_1$  et  $V_2$ , ce qui permet d'écrire :

$$T_z \vec{V}_s^* = T_1 \vec{V}_1 + T_2 \vec{V}_2 \tag{B.2}$$

Où  $T_z$  représente la période de commutation,  $T_1$  et  $T_2$  sont les durées de modulation liées aux séquences correspondant aux vecteurs  $V_1$  et  $V_2$ .

La projection des vecteurs  $V_s^*$ ,  $V_1$  et  $V_2$  dans le référentiel  $(\alpha\beta)$  permet d'écrire :

$$\begin{cases} T_z V_s^* \cos \alpha = T_1 \frac{2}{3} V_{dc} + T_2 \frac{1}{3} V_{dc} \\ T_z V_s^* \sin \alpha = T_2 \frac{1}{\sqrt{3}} V_{dc} \end{cases} \tag{B.3}$$

## Annexes

Nous rappelons que  $V_{dc}$  désigne la tension du bus continu de l'onduleur et  $0 \leq \alpha \leq 60^\circ$ .

Le système (B.3) permet de déterminer les durées  $T_1$  et  $T_2$ , ainsi, elles seront exprimées par :

$$\begin{cases} T_1 = \sqrt{3}T_z \frac{V_s^*}{V_{dc}} \sin(60^\circ - \alpha) \\ T_2 = \sqrt{3}T_z \frac{V_s^*}{V_{dc}} \sin(\alpha) \\ T_0 = T_z - T_1 - T_2 \end{cases} \quad (\text{B.4})$$

$T_0$  étant la durée d'application du vecteur nul ( $V_0$  ou  $V_7$ ).

*Remarque* les expressions (1.56) sont valables uniquement lorsque le cercle formé par le vecteur  $V_s^*$  durant sa rotation, ne dépasse pas les droites de l'hexagone (voir Figure (1.16)). Toutefois, dans le cas contraire, on est en présence d'une sur-modulation où les durées de modulation doivent être corrigées comme suit :

(B.5)

$$\begin{cases} T_1 = T_1 \frac{T_z}{T_1 + T_2} \\ T_2 = T_2 \frac{T_z}{T_1 + T_2} \\ T_0 = 0 \end{cases}$$

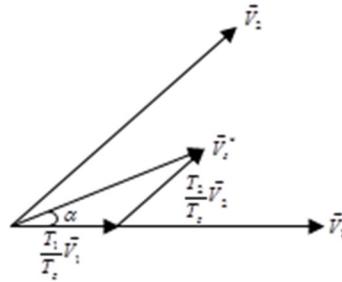
Pour les six secteurs, les durées de modulation sont exprimées comme suit :

$$\begin{aligned} T_1 &= \sqrt{3}T_z \frac{V_s^*}{V_{dc}} \left( \sin\left(60^\circ - \alpha + \frac{n-1}{3}180^\circ\right) \right) \\ &= \sqrt{3}T_z \frac{V_s^*}{V_{dc}} \left( \sin\left(\frac{n}{3}180^\circ - \alpha\right) \right) \end{aligned} \quad (\text{B.6})$$

$$T_2 = \sqrt{3}T_z \frac{V_s^*}{V_{dc}} \left( \sin\left(\alpha - \frac{n-1}{3}180^\circ\right) \right) \quad (\text{B.7})$$

$$T_0 = T_z - T_1 - T_2 \quad (\text{B.8})$$

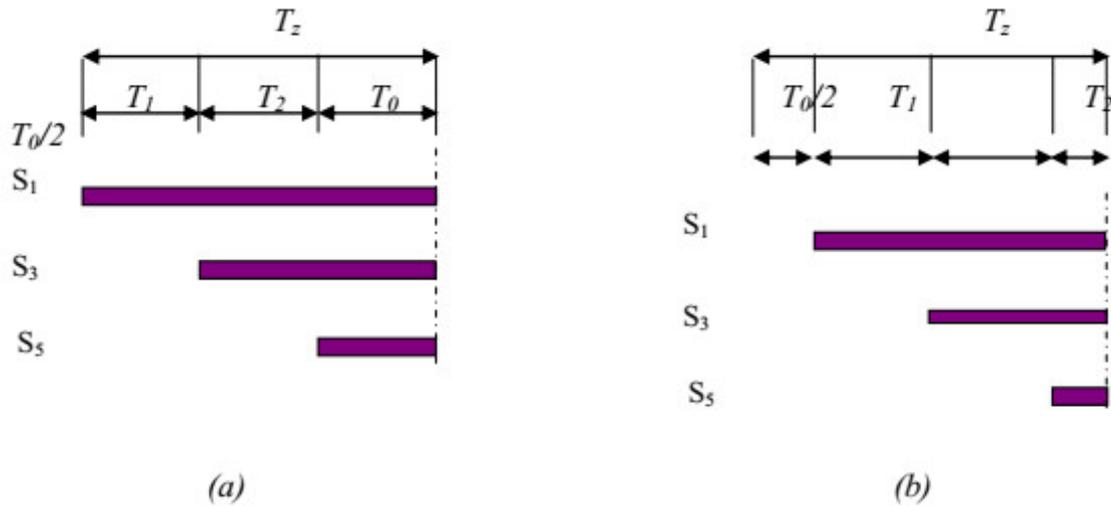
Dans les expressions précédentes,  $n$  indique le numéro du secteur où se trouve le vecteur de référence.



**Figure.B.3** Temps d'application par projection du vecteur de tension désiré

### B.1.3 Détermination des temps de commutation pour chaque transistor

Dans ce contexte, nous pouvons signaler que l'application des signaux d'attaque se fait de deux façons. Dans la première, l'application des séquences se fait dans l'ordre indiqué par la Figure (B.4 a). A l'intérieur d'une période de commutation, on applique la première séquence durant le temps  $T_1$ , la deuxième séquence durant le temps  $T_2$  et la roue libre durant le temps  $T_0$ . Cet ordre est maintenu durant la prochaine période.



**Figure.B.4** Application des Signaux de commande des interrupteurs.

Dans la deuxième, on applique en premier la première séquence de roue libre durant la moitié du temps  $T_0$ , ensuite la première et la deuxième séquence durant les temps  $T_1$  et  $T_2$  respectivement et finalement on applique la deuxième séquence de roue libre durant la moitié du temps  $T_0$ , (voir Figure (B.4 b)). L'avantage de la deuxième façon est le fait qu'à chaque période, on fait appel à deux séquences de roue libre. Cette procédure permet de diminuer les contraintes

Annexes

thermiques sur les interrupteurs pendant la roue libre en l'effectuant une fois avec les interrupteurs hauts ( $S_1, S_3$  et  $S_5$ ) et une fois avec les interrupteurs bas ( $S_2, S_4$  et  $S_6$ ).

En effet, en se basant sur la Figure (B.4), on peut résumer, voir tableau (B.1), les temps de conduction de chaque convertisseur statique et ceci pour tous les secteurs.

<i>N° du secteur</i>	<i>Convertisseurs hauts (<math>S_1, S_3</math> et <math>S_5</math>)</i>	<i>Convertisseurs bas (<math>S_2, S_4</math> et <math>S_6</math>)</i>
1	$S_1 = T_1 + T_2 + T_0/2$ $S_2 = T_2 + T_0/2$ $S_5 = T_0/2$	$S_4 = T_0/2$ $S_6 = T_1 + T_0/2$ $S_2 = T_1 + T_2 + T_0/2$
2	$S_1 = T_1 + T_0/2$ $S_2 = T_1 + T_2 + T_0/2$ $S_5 = T_0/2$	$S_4 = T_2 + T_0/2$ $S_6 = T_0/2$ $S_2 = T_1 + T_2 + T_0/2$
3	$S_1 = T_0/2$ $S_2 = T_1 + T_2 + T_0/2$ $S_5 = T_2 + T_0/2$	$S_4 = T_1 + T_2 + T_0/2$ $S_6 = T_0/2$ $S_2 = T_1 + T_0/2$
4	$S_1 = T_0/2$ $S_2 = T_1 + T_0/2$ $S_5 = T_1 + T_2 + T_0/2$	$S_4 = T_1 + T_2 + T_0/2$ $S_6 = T_2 + T_0/2$ $S_2 = T_0/2$
5	$S_1 = T_2 + T_0/2$ $S_2 = T_0/2$ $S_5 = T_1 + T_2 + T_0/2$	$S_4 = T_1 + T_0/2$ $S_6 = T_1 + T_2 + T_0/2$ $S_2 = T_0/2$
6	$S_1 = T_1 + T_2 + T_0/2$ $S_2 = T_0/2$ $S_5 = T_1 + T_0/2$	$S_4 = T_0/2$ $S_6 = T_1 + T_2 + T_0/2$ $S_2 = T_2 + T_0/2$

Tableau (B.1): Temps de conduction de chaque convertisseur statique pour tous les secteurs

## ملخص

يتمحور العمل المقدم في هذه الرسالة حول التحكم ومراقبة الأنظمة الكهربائية بواسطة الشبكات العصبية الاصطناعية، خاصة المحرك غير المتزامن. تتعلق المساهمات الرئيسية لهذا العمل بتركيب وحدة تحكم حديثة في السرعة، واقتراح مراقبين جدد متكيفين على أساس خوارزمية الخلايا العصبية الخطية التكيفية (ADALINE). في الجزء الأول، نعالج عموميات متعلقة بنظرية الملاحظة والمراقبين للأنظمة الخطية وغير الخطية. أما الجزء الثاني فيتعلق بنمذجة المحركات غير المتزامنة على أساس التحكم. نقدم في الجزء الثالث، آلية تكيف جديدة قوية مطبقة على المراقبين التكامليين والعشوائيين. أما في الجزء الأخير، نقدم التحقق التجريبي على أساس تقنية ADALINE الذكية.

## Résumé

Le travail présenté dans cette thèse concerne l'observation et la commande des systèmes électriques par les réseaux de neurones artificiels, notamment le moteur à induction. Les contributions principales de ce travail portent sur la synthèse d'un régulateur de vitesse pour la commande vectorielle assurant la robustesse du comportement de la machine vis-à-vis des incertitudes des paramètres, et de proposer des nouveaux observateurs adaptatifs de vitesse basés sur l'algorithme d'ADALINE (ADaptive LInear NEuron). Dans la première partie, on présente un état d'art sur l'observabilité et les observateurs pour les systèmes linéaires et non linéaires. La seconde partie concerne la modélisation et les commandes du moteur à induction basées sur le contrôle vectoriel conventionnel et modern. Dans la troisième partie, nous nous introduisons un nouveau mécanisme d'adaptation robuste appliquée à des observateurs adaptatifs déterministes et stochastiques. Dans La dernière partie, on a présenté une validation expérimentale basés sur la technique intelligente de type ADALINE.

## Abstract

The work presented in this thesis concerns the observation and control of electrical systems by artificial neural networks, especially the induction motor. The main contributions of this work concern the synthesis of a speed controller for the vector control ensuring the robustness of the machine behavior toward the uncertainties of the parameters, and to propose new adaptive observers of speed based on the algorithm of ADALINE (ADaptive LInear NEuron). At the first part, we present a state of art on observability and observers for linear and non-linear systems. The second part concerns induction motor modeling and controls based on conventional and modern vector control. In the third part, we introduce a new robust adaptation mechanism applied to deterministic and stochastic adaptive observers. In the last part, we present an experimental validation based on the ADALINE intelligent technique.