



Université Batna 2 – Mostefa Ben Boulaïd
Faculté de Technologie
Département d'Electrotechnique



Thèse

Préparée au sein du Laboratoire des Systèmes-Propulsion Induction
Electromagnétiques

Présentée pour l'obtention du diplôme de :
Doctorat en Sciences en Electrotechnique
Option : Commande

Sous le Thème :

**Contribution à la Commande sans Capteur de Vitesse
des Machines Asynchrones**

Présentée par :

SAIFI Rabie

Maître Assistant Classe A, Université de Sétif 1

Devant le jury composé de :

Dr. ABDELHADI Bachir
Dr. NAIT-SAID Nasreddine
Dr. MAKOUF Abdesselem
Dr. CHAIBA Azeddine
Dr. RAHEM Djamel
Dr. BENAICHA Samira

Prof. Université de Batna 2
Prof. Université de Batna 2
Prof. Université de Batna 2
Prof. Université de Khenchela
Prof. Université Oum El Bouaghi
MCA. Université de Sétif 1

Président
Rapporteur
Co-Rapporteur
Examineur
Examineur
Examineur

A la mémoire de ma mère

A mon père

A ma chère épouse

A mes frères et sœurs

A toute ma famille et mes amis

REMERCIEMENTS

*Cette thèse a été préparée conjointement au sein du laboratoire des Systèmes Propulsion-Induction Electromagnétiques **LSP-IE** de l'université de Batna 2 (Algérie), et du Laboratoire des Technologies Innovantes **L.T.I** de l'université de Picardie, Jules verne à Cuffies, Soissons, (France).*

*J'exprime ma profonde reconnaissance à mon promoteur Monsieur **Nasreddine NAIT-SAID**, Professeur à l'université de Batna 2 pour l'encadrement de cette thèse, pour l'aide qu'il m'a apportée à tout moment et pour les divers enseignements qu'il m'a prodigués.*

*J'exprime aussi ma profonde reconnaissance à mon co-promoteur Monsieur **Abdesselem MAKOUF**, Professeur à l'université de Batna 2, pour avoir guidé mes pas, pour ses conseils et suggestions précieuses, et pour ses encouragements incessants durant la réalisation de cette thèse*

*Je remercie sincèrement monsieur **Dr. Larbi CHRIFI-ALAOUI**, Maitre de conférence à l'université de Picardie, Jules verne à l'IUT de l'Aisne, Cuffies-Soissons, France, de m'avoir fait profité de ses grandes qualités d'Automaticien et pour ses qualités humaines pleines de respect et de gentillesse qui ont été pour moi une source de motivation et d'exemplarité. Qu'il soit remercié aussi pour sa grande disponibilité et pour les moyens matériels qu'il a mis à ma disposition afin que je puisse accomplir mon travail dans de bonnes conditions.*

Je remercie vivement les membres du jury pour avoir accepté d'évaluer cette thèse :

*Je remercie monsieur Professeur **Bachir ABDELHADI** à l'université de Batna 2, de m'avoir fait l'honneur de présider ce jury.*

*Je remercie Monsieur **Azeddine CHAIBA**, Professeur à l'université de Khenchela, pour l'intérêt qu'il a bien voulu manifester à ce travail en acceptant d'être membre de jury.*

*Je remercie chaleureusement à Monsieur **Djamel RAHEM**, Professeur à l'université Oum El Bouaghi, pour avoir participés au jury et pour avoir examiné cette présente thèse.*

*Je tiens aussi à exprimer ma profonde gratitude à Dr. **Samira BENAICHA**, Maître de conférences à l'université de sétif 1, pour m'avoir honoré de sa présence en acceptant d'être membre de jury.*

Enfin, je ne saurais terminer ces remerciements sans oublier toute ma famille, sans exception, ainsi que tous mes amis et collègues du laboratoire.

R. SAIFI, Promo.'2019

المساهمة في التحكم بدون لاقط السرعة للماكينات اللاتزامنية

كلمات مفتاحية:

ماكينة لا تزامنية
تحكم بدون لاقط السرعة
تحكم شعاعي
مقدرون , مراقبون
الشبكات العصبية الاصطناعية

ملخص :

يمكن للماكينة اللاتزامنية الوصول إلى تطبيقات السرعة المتغيرة وتتجاوز أداء الماكينة ذات التيار المستمر بفضل عناصر التحكم القوية المستخدمة من قبل مغيرات السرعة الحديثة. ومع ذلك، يمكن أن يتدهور أداء وكفاءة الماكينة اعتمادًا على المعاملات الكهربائية للماكينة ، والتي يمكن أن تختلف وفقًا لتأثير الظواهر مثل سخونة الجزء الثابت والدوار ، التشبع المغناطيسي أو لتأثير خاص. بالإضافة إلى ذلك، هناك اهتمام متزايد بالتحكم في الماكينة بدون لواقط ميكانيكية ، لأن هؤلاء الأخيرين ، بشكل عام ، باهظين الثمن ومعرضين للتلف.

في هذا السياق ، تتناول هذه الأطروحة بشكل أساسي بنية التحكم الشعاعي للماكينة اللاتزامنية من خلال حذف لاقط ميكانيكي للسرعة. يتم محاكاة وتنفيذ العديد من التقنيات في هذه الحالة بالتقدير (مقدرات سرعة الدوران المعتمدة على تدفق الجزء الدوار، القوة الكهرومغناطيسية والنظام الملائم للنموذج المرجعي (MRAS) ، المراقبون (الأول يكون المراقب Luenberger لتدفق الجزء الدوار للماكينة اللاتزامنية مع ملائمة السرعة. والآخر، مرشح Kalman الموسع) ، والتقنيات الوصلية (التقنيات العصبية لتقدير سرعة الدوران ، واحدة تعتمد على تدفق الدوار ، و الآخر على فرق الطور بين الجهد والتيار للجزء الثابت.

CONTRIBUTION A LA COMMANDE SANS CAPTEUR DE VITESSE DES MACHINES ASYNCHRONES.

Mots clés :

Machine asynchrone
Commande sans capteur de vitesse
Commande vectorielle
Estimateurs, Observateurs.
Réseaux de neurones artificiels.

Résumé :

La machine asynchrone peut accéder aux applications à vitesse variable et surpasse les performances de la machine à courant continu grâce aux commandes performantes utilisées par les variateurs modernes.

Cependant, les performances et le rendement de la machine peuvent être dégradés en fonction des paramètres électriques de la machine, qui peuvent varier sous l'effet de phénomènes tels que l'échauffement du stator et du rotor, la saturation magnétique ou encore l'effet particulière. Par ailleurs, on s'intéresse, de plus en plus, à la commande de la machine sans capteurs mécaniques, car ces derniers, en général, coûteux et fragiles.

Dans ce contexte, cette thèse traite, principalement, la structure de commande vectorielle de la machine asynchrone en omettant le capteur mécanique de vitesse. Plusieurs techniques sont simulées et implantées en l'occurrence l'estimation (les estimateurs de vitesse du rotor, basés sur le flux rotorique, la force électromagnétique et le **Système Adaptatif à Modèle de Référence (MRAS)**, l'observations (l'un c'est observateur de Luenberger du flux du moteur asynchrone avec adaptation de la vitesse et l'autre, le filtre de Kalman étendu), et les techniques connexionnistes (les techniques neuronales pour estimer la vitesse du rotor, l'une basée sur le flux rotorique, et l'autre sur la différence de phase entre la tension et le courant statorique).

CONTRIBUTION TO SPEED SENSORLESS CONTROL OF ASYNCHRONOUS MACHINE

Keywords: Asynchronous Machine
Speed sensorless control
Vector control
Estimators, Observers
Artificial neural networks.

Abstract :

The asynchronous machine can access variable speed applications and surpass the performance of the DC machine grace to the performing controls used by modern drives.

However, the performance and efficiency of the machine can be degraded depending on the electrical parameters of the machine, which can vary under the effect of phenomena such as heating of the stator and the rotor, magnetic saturation or special effect. In addition, there is increasing interest in control machine by using a mechanical sensorless, because the latter, in general, expensive and fragile.

In this context, this thesis mainly deals with vector control structure of asynchronous machine by omitting the mechanical speed sensor. Several techniques are simulated and implemented in this case: the estimation (the rotor speed estimators, based on the rotor flux, electromagnetic force and the Model Reference Adaptive System (MRAS), the observations (the first is Luenberger flux observer of asynchronous motor with speed adaptation, and the second one is extended Kalman filter), and connectionist techniques (neural techniques for estimating rotor speed, the first one based on rotor flux, and the other based on the phase difference between stator voltage and current).

NOTATIONS ET SYMBOLES (*)

MAS	Machine asynchrone
f.e.m	Force électromotrice
RNA	Réseaux de neurones artificiel
FOC	Commande vectorielle par orientation du flux de l'anglais " <i>Field Oriented Control</i> "
DTC	Commande directe du couple de l'anglais " <i>Direct Torque Control</i> "
S, R, μ	Indices du stator, du rotor et de magnétisation
α, β	Indices du repère fixe du stator
d, q	Indices du repère synchrone (lié au champ tournant)
\bar{X}	Grandeur complexe ($\bar{X} = X_{\alpha,d} + jX_{\beta,q}$) $\bar{X} = \bar{V}$ (tension) ou \bar{i} (courant) ou $\bar{\Phi}$ (flux)
j	Complexe imaginaire tel que ($j^2 = -1$)
\wedge	Signe pour valeur estimée
*	Signe pour valeur de référence
R_S (R_R)	Résistance du stator (du rotor)
$T_R = L_R/R_R$	Constante de temps rotorique
M	Inductance mutuelle stator-rotor
σ	Coefficient de dispersion
Ω	Vitesse du rotor
ω	Pulsation mécanique
ω_S ; f_S	Pulsation et fréquence du stator
ω_R	Pulsation du glissement (des courants rotoriques)
p	Nombre de paire de pôles
C_r ; C_{Nr}	Couple de charge ; couple de charge nominale
T_e	Période d'échantillonnage

Sommaire

Chapitre 0: Introduction Générale

1. GENERALITES	1
2. OBJECTIF DU PROJET	2
3. STRUCTURE DE LA THESE	2
4. REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	3

Chapitre 1: Différents aspects de commande sans capteur de vitesse de la machine asynchrone

1.1 INTRODUCTION.....	5
1.2 HISTORIQUE DES COMMANDES DU MOTEUR ASYNCHRONE.....	6
1.2.1 Commande scalaire (Loi V/f)	7
1.2.2 Commande vectorielle par orientation du flux (FOC)	7
1.2.3 Contrôle direct du couple (DTC)	8
1.2.4 Commande non linéaire (CNL)	8
1.2.5 Commande par mode glissant (CMG).....	9
1.3 PROBLEMATIQUE DES LOIS DE COMMANDE : CAPTEUR DE VITESSE.....	9
1.3.1 Etude de la sensibilité d'un asservissement	10
1.3.2 Suppression du capteur de vitesse	11
1.4 TECHNIQUES D'ESTIMATION INDIRECTES DE VITESSE	11
1.4.1 Relation d'autopilotage	12
1.4.2 Système adaptatif avec modèle de référence MRAS.	13
1.4.3.1 Observateurs déterministes	14
1.4.3.1 Filtre de Kalman	14
1.5 TECHNIQUES D'ESTIMATION DIRECTES DE VITESSE.....	16
1.5.1 Méthode d'harmonique d'encoches.....	16
1.5.2 Méthode d'injection des signaux.....	16
1.6 CONCLUSION.....	17
1.7 REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	17

Chapitre 2: De la modélisation à la commande du moteur asynchrone

2.1	INTRODUCTION.....	24
2.2	MODELISATION COMPLEXE DU MOTEUR A INDUCTION	24
2.2.1	<i>Etablissement d'un modèle vectoriel ramené au stator dans le référentiel lié au stator</i>	24
2.2.2	Modèle complexe dans un référentiel tournant à la vitesse du champ statorique	26
2.2.3	Expression du couple.....	27
2.2.4	Equations de clark	27
2.2.5	Equations de park	28
2.2.6	Equations dynamiques et paramètre du moteur.....	29
2.3	COMMANDE VECTORIELLE DE LA MACHINE ASYNCHRONE	30
2.3.1	Principe de la commande vectorielle.....	30
2.3.2	Contrainte du découplage entre les axes d et q.....	33
2.3.3	Estimateurs pour la commande (CV-OFR)	34
2.3.4	Le processus électrique.....	34
2.3.5	Schéma globale de la commande.....	36
2.4	ESULTATS DE SIMULATION ET EXPERIMENTAUX	37
2.5	PROBLIMATIQUE DE LA COMMANDE SANS CAPTEUR.....	43
2.6	CONCLUSION.....	44
2.7	REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	44

Chapitre 3: Les estimateurs de vitesse du moteur asynchrone

3.1	INTRODUCTION.....	46
3.2	MODELE D'UN MOTEUR A INDUCTION	46
3.3	ESTIMATION DE LA VITESSE DU MOTEUR A INDUCTION	47
3.3.1	Estimateur de la vitesse basé sur le flux rotorique	47
3.3.2	Estimateur de la vitesse basé sur la force électromagnétique.....	48
3.4	ESTIMATION DE LA VITESSE BASEE SUR MRAS.....	49
3.4.1	MRAS basé sur l'estimation de flux rotorique.....	50
3.5	COMMANDE VECTORIELLE SANS CAPTEUR DE VITESSE.	53
3.6	RESULTATS EXPERIMENTAUX	53

3.7	CONCLUSION.....	62
3.8	REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	62

Chapitre 4: Les observateurs de vitesse du moteur asynchrone

4.1	INTRODUCTION.....	65
4.2	OBSERVATION DU FLUX ET ADAPTATION DE LA VITESSE.....	65
4.2.1	Observateur de Luenberger	65
4.2.2	Principe de l'observateur	66
4.2.3	Observateur du flux du moteur asynchrone	67
4.2.4	Observateur du flux avec adaptation de la vitesse.....	68
4.2.5	Choix du gain de l'observateur	70
4.3	COMMANDE SANS CAPTEUR DE VITESSE	71
4.4	RESULTATS EXPERIMENTAUX.....	72
4.5	FILTRE DE KALMAN ETENDU	76
4.5.1	Principe du filtre de Kalman	77
4.5.2	Discrétisation du modèle.....	78
4.5.3	Algorithme de Kalman.....	79
4.6	OBSERVATEUR STOCHASTIQUE DU FLUX ET DE LA VITESSE.....	80
4.6.1	Modèle du moteur pour le filtre de Kalman étendu	80
4.6.2	Discrétisation du modèle du moteur asynchrone	81
4.6.3	Algorithme du filtre de Kalman étendu.....	83
4.7	COMMANDE SANS CAPTEUR DE VITESSE	86
4.7.1	Schéma synoptique de la commande.....	86
4.7.2	Résultats Expérimentaux	87
4.8	CONCLUSION.....	93

Chapitre 5 : Estimation de la vitesse du moteur asynchrone par réseaux de neurones artificiels

5.1	INTRODUCTION.....	96
5.2	DEFINITIONS	97
5.2.1	Le neurone biologique et artificiel	97

5.2.2	Le neurone artificiel (formel)	97
5.2.4	Variables descriptives	98
5.2.5	Apprentissage des réseaux de neurones.....	99
5.2.6	L'algorithme de la rétropropagation [7-13] :.....	99
5.3	ESTIMATION DE LA VITESSE PAR RNA BASE SUR LE FLUX ROTORIQUE	100
5.3.1	Modèle du réseau.....	100
5.3.2	Le mécanisme d'adaptation	101
5.3.3	Modèle neuronal amélioré	102
5.4	COMMANDES SANS CAPTEUR.....	104
5.4.2	Résultats Expérimentaux	104
5.5	ESTIMATION DE LA VITESSE PAR RNA BASE SUR LE DEPHASAGE.....	108
5.5.1	Principe	108
5.5.1.1	Schéma équivalent en régime permanent du moteur asynchrone	109
5.5.1.2	Description du réseau de neurones utilisé	112
5.6	COMMANDES SANS CAPTEUR DE VITESSE.....	115
5.6.1	Schémas synoptique de la commande sans capteur.....	116
5.6.2	Résultats Expérimentaux	117
5.7	CONCLUSION.....	121
5.8	REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	121

Conclusion Générale

CONCLUSION GENERALE	123
---------------------------	-----

Annexes

Annexe (A)	125
Annexe (B)	126
Annexe (C)	128

Introduction Générale

1. GENERALITES

Comparés aux moteurs à courant continu et aux moteurs asynchrones, les moteurs asynchrones sont de plus en plus utilisés dans le monde de l'industrie pour les différentes applications modernes telles que le **T.G.V**, la robotique et le véhicule électrique, aussi ils sont à l'étude pour remplacer les actionneurs hydrauliques et pneumatiques dans différentes applications telles l'aérospatiale, les portes de métro, etc... . Cela est dû à plusieurs facteurs tels que : coût de fabrication bas, robustesse et fiabilité.

L'absence de découplage naturel entre l'inducteur et l'induit, donne au moteur asynchrone un modèle dynamique non linéaire qui est à l'opposé de la simplicité de sa structure et de ce fait sa commande pose un problème théorique pour les automaticiens. Aussi ce qui complique ce modèle, c'est que les paramètres du moteur asynchrone sont connus approximativement et peuvent varier dans le temps (exemple avec la température). A cela s'ajoutent les incertitudes de modélisation, les bruits de mesures ainsi que les perturbations générées par un onduleur [1-5].

La communauté des automaticiens a donné un essor appréciable à la commande du moteur asynchrone déjà établie par les électrotechniciens. Le fait d'apporter une preuve mathématique de la stabilité globale d'un algorithme de commande vient en complémentarité de l'aspect pratique de la commande.

La commande des moteurs électriques se compose généralement de trois parties distinctes : l'électronique de puissance, les capteurs et le contrôleur. L'électronique de puissance fournit les forces actives et /ou correctives. Les capteurs évaluent le fonctionnement réel du système et transmettent les informations au contrôleur. Ce dernier génère les grandeurs nécessaires à la commande de l'électronique de puissance compte tenu des références de commande, des informations délivrées par les capteurs et des divers algorithmes utilisés.

Dans le but de réduire le coût de la commande du moteur asynchrone notamment pour les moteurs où le capteur de vitesse coûte plus cher que le moteur lui-même, il serait plus commode d'éliminer ce capteur de vitesse. De ce fait, on procède à estimer la vitesse de rotation par des estimateurs ou des observateurs.

Plusieurs travaux de recherches concernant la commande sans capteur de vitesse du moteur asynchrone ont été récemment proposés. Ces recherches utilisent différentes techniques pour estimer la vitesse du moteur, telles que : les systèmes adaptatifs à modèle de référence

(MRAS), les observateurs, filtres de **Kalman**, réseaux de neurones artificiels (RNA), etc... . Ces approches et autres ont rendu possible le contrôle de la vitesse de la machine asynchrone avec des valeurs estimées [6-11].

Plusieurs approches d'estimation de la vitesse ont été développées dans la littérature, afin d'éliminer le capteur de vitesse sans détériorer les performances dynamiques et statiques des systèmes d'entraînement.

2. OBJECTIF DU PROJET

Les capteurs mécaniques de vitesse sont en général coûteux, fragiles et affectent la fiabilité même de la commande. Pour réduire le coût de la commande du moteur asynchrone, il serait plus commode d'éliminer ce capteur de vitesse. De ce fait, on procède à estimer la vitesse de rotation par des estimateurs ou des observateurs.

Ces points ont retenu notre attention et nous ont permis de nous introduire dans ce domaine de recherche très vaste et de contribuer par des idées simples à la résolution de ces problèmes. Dans ce cadre, notre contribution est de développer la commande sans capteur de vitesse.

Plusieurs techniques sont à faire en l'occurrence l'estimation, l'observation et les techniques connexionnistes. Un nouvel estimateur neuronal de vitesse basé sur le déphasage (la différence de phase entre la tension et le courant statorique), et la fréquence de commande a été proposé afin d'améliorer les performances de la commande vectorielle sans capteur de la machine asynchrone. Les résultats expérimentaux pour différents profils de vitesse ont montré que l'estimateur neuronal estime avec précision la vitesse même dans les régions proche de zéro. Ce travail a été publié dans le prestigieux journal " *Revue roumaine des sciences techniques* ".

3. STRUCTURE DE LA THESE

La présente thèse s'articule autour de cinq chapitres.

Dans le premier chapitre, on présentera les différentes méthodes de commande de la machine asynchrone et puis sera présenté un exposé sur les grands aspects de la commande sans capteur de vitesse de la machine asynchrone.

Dans le deuxième chapitre, on présentera la commande vectorielle par orientation du flux rotorique du moteur asynchrone alimenté en tension. Au sein de ce chapitre, la modélisation du moteur asynchrone et de l'onduleur triphasé sera présentée.

Dans le troisième chapitre, on fera l'étude de plusieurs estimateurs de vitesse du rotor, basés sur le flux rotorique, la force électromagnétique et le système adaptatif à modèle de référence (**MRAS**), puis on introduira chaque estimateur de vitesse dans la commande vectorielle.

On présentera au quatrième chapitre, deux techniques d'observation de la vitesse, l'un c'est l'observateur de Luenberger du flux du moteur asynchrone avec adaptation de la vitesse (**Méthode de Kubota**), et l'autre, le filtre de Kalman étendu (**observateur stochastique**), puis on introduira chaque Observateur dans la commande vectorielle.

Le cinquième chapitre sera dédié à la commande sans capteur de vitesse du moteur asynchrone. Deux techniques neuronales pour estimer la vitesse, l'une basée sur le flux rotorique, et l'autre sur la différence de phase entre la tension et le courant statorique seront étudiées.

Enfin, quelques remarques seront données dans la conclusion générale.

4. REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] T. Ramesh, A. Panda et S. ShivaKumar, « Type-2 fuzzy logic control based MRAS speed estimator for speed sensorless direct torque and flux control of an induction motor drive », *ISA Transactions* Vol. 57, ScienceDirect, pp 262–275, 2015.
- [2] I. Benlaloui, S. Drid, L. Chrifi-Alaoui and M. Ouriagli, « Implementation of a New MRAS Speed Sensorless Vector Control of Induction Machine », *IEEE, Tran. On Energy Conv.*, Vol. 30, pp 588–595, 2015.
- [3] S. Maiti, C. Chakraborty, Y. Hori, and M. C. Ta, « Model reference adaptive controller-based rotor resistance and speed estimation techniques for vector controlled induction motor drive utilizing reactive power, » *IEEE, Trans. Ind. Electron.*, vol. 55, pp. 594–601, 2008.
- [4] J. Holtz, « Acquisition of Position Error and Magnet Polarity for Sensorless Control of PM Synchronous Machines », *IEEE, Trans. on Indus. App.*, Vol. 44, pp 1172-1180, 2008.
- [5] R. Kumar, S. Das and A. Bhaumik, « Speed sensorless model predictive current control of doubly-fed induction machine drive using model reference adaptive system », *ISA Transactions* Vol. 89, ScienceDirect, pp 262–275, 2019.
- [6] J. Holtz and J. Quan, « Drift and parameter compensated flux estimator for persistent zero stator frequency operation of sensorless controlled induction motors, » *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 39, pp. 1052–1060, 2003.

- [7] S. Jafarzadeh, C. Lascu and M. S. Fadali « State Estimation of Induction Motor Drives Using the Unscented Kalman Filter, » IEEE, Trans. On Indus. Electr., Vol. 59, pp. 4207–4216, 2012.
- [8] Q. Gao, C. S. Staines, G. M. Asher, and M. Sumner, « Sensorless speed operation of cage induction motor using zero drift feedback integration with MRAS observer, » in Proc. Eur. Conf. Power Electron. pp. 1–9, 2005,
- [9] M. Elloumi, L. Ben-brahim & M. A. Elhamadi, « Survey of speed sensorless controls for IM drives», IEEE, IAS Annual Meeting, pp 1018-1023, 1998.
- [10] J. Chatlain, « Machines électriques, Tome 1 », Edition Dunod,1983.
- [11] G. Grellet et G. Clerc, « Actionneurs électriques : Principes, Modèles et commande », Edition Eyrolles, Paris, 1997.

Chapitre 1:
**Differents aspects de commande sans capteur de vitesse
de la machine asynchrone**

1.1 INTRODUCTION

L'évolution des systèmes industriels vers des processus automatisés, impose de plus en plus l'intégration des moteurs électriques dans un environnement électronique de régulation et de commande. Dans cette optique, le moteur à courant continu, dont le modèle électrique laisse présager des lois de commandes simples, occupe une large part du marché des actionneurs électriques. Cependant les faiblesses structurelles de cette machine, liées à la présence d'un collecteur mécanique, ont orienté les recherches vers l'utilisation de moteurs à courant alternatif, spécialement asynchrone, moins coûteux et plus robustes. Ces moteurs, associés à des commandes modernes, réalisent actuellement des performances dynamiques comparables, voire supérieures à celles de la machine à courant continu. Il demeure que les algorithmes de commande qui découlent des modèles de la machine asynchrone restent assez laborieux avec un degré de complexité relatif.

La machine asynchrone associée à des convertisseurs statiques, est à l'heure actuelle, la plus utilisée dans les applications industrielles à vitesse variable, où de hautes performances en couple sont requises [1]. L'omniprésence de cette machine dans les entraînements régulés est due essentiellement à l'évolution technologique considérable, notamment en matière des composants de l'électronique de puissances permettant la construction des convertisseurs statiques à commutation rapide, de puissance élevée et assurant une maniabilité accrue de l'alimentation des machines en ondes réglables en amplitudes et en fréquences. En parallèle, l'apparition des processeurs numériques de signaux de plus en plus performants a rendu possible l'implémentation à moindres coûts, des lois de commande sophistiquées telles que la commande vectorielle par orientation du flux, les commandes de linéarisation entrées/sorties, le contrôle direct du couple, etc. En outre, ces deux technologies allant de paire, permettent aujourd'hui de contrôler les alimentations des machines avec un degré de précision notable. Cela a permis de retrouver, avec la machine asynchrone, la souplesse de contrôle et la qualité de la conversion électromécanique, naturellement obtenues jusqu'alors avec la machine à courant continu. Néanmoins les commandes élaborées pour la MAS, dans la plus part des cas, nécessitent la mesure de la vitesse entre autres, pour effectuer les transformations de coordonnées.

Physiquement, cette mesure est réalisée au moyen de capteur mécanique de vitesse monté en bout d'arbre du rotor, qui, malheureusement, contribue à augmenter la complexité et le coût de l'installation (câblage supplémentaire et maintenance). Le fonctionnement sans capteur

mécanique est devenu dès lors un sujet de préoccupation majeur et l'un des principaux centres d'intérêt des chercheurs contemporains, parmi lesquelles, on trouve les travaux de Bose [1,2], Holtz [3-9], Kubota [10-13], Schauder [14], Tajima [15-16], Bodson [17], et Benbrahim [18].

Dans ce chapitre, il sera question de mettre en exergue les principales techniques liées à la variation de vitesse de la machine asynchrone sans capteur mécanique. Il est fréquent d'omettre le terme "mécanique" et on parle alors de variation de vitesse "sans capteur" ou encore "sensorless en anglais". Dans un premier temps, les différentes méthodes de commande de la machine asynchrone seront exposées brièvement, et dans un second temps, les différentes approches d'estimation de la vitesse, présentées dans la littérature, pour une commande sans capteur seront à leur tour exhaustivement citées.

1.2 HISTORIQUE DES COMMANDES DU MOTEUR ASYNCHRONE

Le moteur asynchrone a un intérêt majeur par rapport, aux autres types de moteur par ses qualités de robustesse, le faible coût de fabrication et d'entretien. Pour que l'intérêt principal du moteur asynchrone reste une force et qu'il soit utilisable dans des régimes de fonctionnement très variés, il doit être commandé par un processus externe qui permet d'ajuster au mieux la tension d'alimentation de manière à répondre aux variations de consigne de vitesse et de couple de charge.

Sur le plan spécifique des algorithmes de commande de la machine asynchrone, la communauté associée des électrotechniciens et des automaticiens a donné un essor appréciable et un succès avéré aux commandes de la machine asynchrone, à savoir:

- Commande scalaire.
- Commande vectorielle par orientation du flux.
- Contrôle direct du couple, DTC.
- Commande non linéaire par linéarisation entrée-sortie.
- Commande par mode glissant.

En outre, les techniques de l'intelligence artificielle, exceptionnellement la logique floue, peuvent être, s'il y'a lieu, introduites dans les commandes précitées dans le but d'apporter un certain degré de perfectionnement exigé par les cahiers des charges en regard du degré de complexité qui peut être engendré sur le système.

1.2.1 Commande scalaire (Loi V/f)

Cette première méthode de commande, la plus ancienne, équipe un grand nombre de variateurs à dynamique relativement lente et ne nécessitant pas de fonctionnement à très basse vitesse avec fort couple par exemple le ventilateur, le compresseur, le climatiseur et la pompe ou des performances dynamiques très élevés [19]. Le contrôle du couple et de la vitesse de la machine asynchrone nécessite le contrôle de son flux magnétique réalisé selon deux méthodes dites directes et indirectes. Les premières dérivent à partir de sa mesure physique ou de son estimation. Les secondes sont réalisées sur la base du maintien du rapport tension-fréquence égal à une constante, souvent appelées les lois V/f et qui sous entendent généralement toutes les commandes scalaires (Volt/Hertz en anglais).

Le principe de cette commande est fondé sur la modélisation en régime permanent du moteur asynchrone. En cherchant à maximiser les capacités de couple (C_{max}), le flux doit être maintenu dans une large plage égale à sa valeur nominale correspondant au maintien du rapport $V/f = \text{constante}$. De part son fondement, cette technique est sensible dans les phases transitoires aux variations paramétriques à savoir la résistance statorique [20-23]

1.2.2 Commande vectorielle par orientation du flux (FOC)

L'objectif de la commande vectorielle dite par orientation du flux, est d'obtenir de la machine asynchrone des performances comparables à celle d'une machine à courant continu à excitation indépendante où le découplage entre le flux et le couple existe naturellement. Cette approche est largement répandue chez les fabricants de variateurs de vitesse depuis son introduction par Blaschke en 1972 [21]. Elle donne des performances bien meilleures en régime dynamique, et a permis à la commande de la machine asynchrone de connaître une véritable révolution, car jusque-là on n'utilisait que la commande scalaire [22]. Désormais, cette commande constitue aujourd'hui la référence universelle et industrielle en matière de contrôle du couple électromagnétique des machines à courant alternatif [19]

De nombreuses études ont été menées autour de cette base de travail pour obtenir les structures de commande vectorielle [23-26]. Il existe des méthodes vectorielles directes et indirectes selon la détermination de l'angle de position du flux, ou angle d'orientation. Si cet angle est donné directement à partir des composantes biphasées du flux, ces méthodes sont dites directes, sinon elles sont indirectes et l'angle en question devrait être calculé par l'intégrale de la pulsation du stator déduite à partir de la combinaison linéaire de la pulsation de glissement et la vitesse du rotor. On retiendra donc que les méthodes directes nécessitent

un capteur de flux ou son estimation; alors que les méthodes indirectes nécessitent un capteur de vitesse ou son estimation.

1.2.3 Contrôle direct du couple (DTC)

La structure de contrôle direct du couple (DTC) ou encore sous la terminologie DSC (Direct Self Control) de la machine asynchrone a été introduite par Depenbrock [27] et Takahashi [28] pour concurrencer les méthodes classiques. Par la suite de nombreux travaux ont été menés sur ce thème [29-30] et ont permis de développer plus précisément la connaissance de cette commande, notons aussi que l'approche DTC est traitée en détail dans la référence [19]. A l'opposé de la commande vectorielle, cette approche ne reproduit pas le comportement électromécanique de la machine à courant continu [1], mais elle a pour but d'exploiter les performances du flux et du couple en utilisant une alimentation par modulation de largeur d'impulsion MLI qui consiste à chercher, à tout instant, la combinaison optimale des interrupteurs de l'onduleur de tension.

Les principaux avantages de la DTC sont la dynamique rapide de la réponse en couple, la robustesse contre les variations paramétriques et l'absence des transformations de coordonnées [31]. Dans les travaux de thèse donné dans [30], une étude comparative entre le contrôle vectoriel FOC et le contrôle direct du couple DTC fut menée et il ressort qu'il y'a une certaine difficulté dans la commande du couple et du flux à très basse vitesse car présentant des ondulations élevées du courant et du couple. Ainsi un certain nombre de stratégies ont été proposées pour pallier ce problème et qui donnent lieu à divers degrés de complexité.

1.2.4 Commande non linéaire (CNL)

La technique de linéarisation par retour d'état a été introduite depuis les années 80 et elle a été utilisée pour la commande des systèmes non linéaires. Le but de cette approche est de transformer le système, multi entrées non linéaire en un système linéaire en utilisant un retour d'état linéarisant avec découplage entrée-sortie permettant l'application de la méthode des systèmes linéaires.

La linéarisation entrée-sortie par retour d'état est à l'origine de nombreux travaux. On peut citer le travail de Marino et de ces collègues [31] qui ont proposé une commande non linéaire détaillée, pour la linéarisation du comportement E/S d'un moteur asynchrone avec une adaptation du découplage d'entrée-sortie. L'application industrielle de la théorie du contrôle non-linéaire du moteur asynchrone est devenue possible grâce à l'utilisation du DSP (Digital

System Processor). L'aspect pratique de cette approche non-linéaire est exposé par Von Raumer dans [32] dans lequel il a proposé le contrôle séparé du flux et du couple avec une limitation du courant statorique.

1.2.5 Commande par mode glissant (CMG)

La stratégie de commande à structure variable, utilisant les modes glissants a été développée par plusieurs études et recherches [34-37] pour la commande des moteurs asynchrones, (Utkin 1993, Dunnigan et autres 1998, Benchaib 1998 et Loukianov 2001). La théorie des modes glissants est devenue l'une des éventualités du contrôle de la vitesse et du flux de la machine asynchrone en raison de son insensibilité aux variations paramétriques, de son rejet de perturbations externes, de sa réponse dynamique rapide et, en particulier, de sa simplicité d'implémentation par les convertisseurs de puissance [34]

La commande par mode glissant est basée sur une logique de commutation, son objectif est de synthétiser une variété de surfaces telles que toutes les trajectoires du système obéissent à un comportement désiré de poursuite, de régulation et de stabilité. Par la suite, on détermine une loi de commande (commutation) qui est capable d'attirer toutes les trajectoires d'état vers la surface de glissement et les maintenir sur cette surface en se basant sur la théorie de Lyaponov [34]. Toutefois, elle présente l'inconvénient de l'effet du broutement (chattering) qui a pu être surmonté par exemple dans les travaux présentés dans [38].

1.3 PROBLEMATIQUE DES LOIS DE COMMANDE : CAPTEUR DE VITESSE

Les lois de commande de la machine asynchrone présentées précédemment, dépendent de 3 facteurs, le convertisseur statique, les contrôleurs et les capteurs. Le convertisseur statique fournit les forces actives et/ou correctives. Les capteurs évaluent le fonctionnement réel du système et transmettent l'information au contrôleur. Ces derniers génèrent les grandeurs nécessaires à la commande des convertisseurs statiques compte tenu des références de commande et des divers algorithmes utilisés. En effet, ces commandes présentent tout de même l'inconvénient de nécessiter, dans la majeure partie des cas, l'emploi d'un capteur mécanique, ce qui impose un surcoût, une perte de fiabilité pour le moteur asynchrone et augmente la complexité des montages. C'est donc tout logiquement que le contrôle du moteur asynchrone sans capteur mécanique engendre une attention particulière de la part de nombreux industriels.

Deux problématiques liées à la suppression du capteur se présentent :

- Sensibilité du capteur ce qui explique en gros sa cherté.
- Estimation de vitesse à basse vitesse.

1.3.1 Etude de la sensibilité d'un asservissement

Dans les applications industrielles, pour différentes raisons, telles que le vieillissement de l'actionneur ou du capteur, les paramètres du système asservi varient. Ce qui se traduit en pratique par une détérioration des performances du système asservi. Pour éviter de tels problèmes, il est préférable de concevoir des systèmes asservis robustes, c'est-à-dire insensibles aux variations des paramètres et aux perturbations.

On définit la sensibilité d'une fonction T par rapport à X par :

$$S_T^X = \left| \frac{\frac{\Delta T}{T}}{\frac{\Delta X}{X}} \right| = \begin{cases} S_T^X \rightarrow 1 & \text{Fortesensibilité} \\ S_T^X \rightarrow 0 & \text{Faiblesensibilité} \end{cases}$$

(1.01)

Ce qui donne :

$$S_T^X = \left| \frac{\Delta T}{\Delta X} \frac{X}{T} \right| \approx \left| \frac{\partial T}{\partial X} \frac{X}{T} \right|$$

(1.02)

Si on considère un système en boucle fermée, donné par le schéma bloc de la Fig. 1.1 et de fonction de transfert :

$$T(s) = \frac{S}{E} = \frac{G}{1+GH}$$

(1.03)

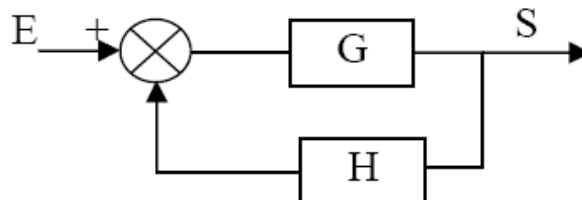


Figure 1.01. Schéma bloc d'un asservissement en Boucle fermée

La règle d'un bon asservissement stipule que $G \rightarrow \infty$. La sensibilité de la fonction de transfert en boucle fermée par rapport à la transmittance de la chaîne d'action est faible et elle est exprimée par :

$$S_T^G = \frac{1}{|1+GH|} \rightarrow 0 \text{ si } |G| \rightarrow \infty$$

(1.04)

Alors que la sensibilité de la même transmittance par rapport à celle de la chaîne de réaction (capteur) est exprimée par :

$$S_T^H = \frac{-HG}{|1+GH|} \rightarrow \begin{cases} 1 & H < 0 \\ -1 & H > 0 \end{cases} \text{ si } |G| \rightarrow \infty$$

(1.05)

Elle présente ainsi une forte sensibilité, donc toute la sensibilité de contrôle est référée à la transmittance du capteur par lequel il y'a retour d'information sur le système.

1.3.2 Suppression du capteur de vitesse

La commande de la machine asynchrone sans capteur de vitesse est un axe de recherche et de développement industriel fondamental, car il représente une fonctionnalité particulièrement stratégique sur le plan commercial pour la plus part des constructeurs des actionneurs électriques [19]. De plus, être robuste face à la suppression du capteur de vitesse renforce encore l'idée d'utiliser la machine asynchrone comme actionneur électromécanique privilégié. En effet, le fonctionnement sans capteur mécanique de vitesse des variateurs asynchrones est devenu l'un des principaux centres d'intérêt des chercheurs à l'heure actuelle, qui essayent de faire remplir sa fonction implicitement par des capteurs des grandeurs électriques et d'algorithmes de calcul afin de reconstruire la vitesse de la machine. Les méthodes d'estimation de la vitesse ainsi développées sont divisées en deux groupes [39]. Le premier utilise les composantes fondamentales des tensions et des courants statoriques, le second se base sur l'injection des composantes à hautes fréquences par l'alimentation et sur l'utilisation des harmoniques d'encoches de la machine.

1.4 TECHNIQUES D'ESTIMATION INDIRECTES DE VITESSE

Les techniques, appartenant à la catégorie de l'estimation indirecte de vitesse, exploitent l'équation tension du stator pour estimer l'amplitude, la position angulaire et/ou la fréquence

du flux du rotor, et l'équation tension du rotor pour estimer la vitesse. Ces approches indirectes ont été déjà utilisées dans l'industrie, en étant particulièrement appropriées pour équiper les milieux qui nécessitent des performances moindres où la compensation des variations paramétriques et le fonctionnement à basse vitesse ne sont pas exigés. Toutefois ces techniques présentent un intérêt certain lorsque la machine fonctionne à des vitesses relativement élevées [39].

Un des problèmes de la commande sans capteur est de considérer la vitesse comme paramètre constant et inconnu, et donc d'employer la technique de la commande adaptative pour estimer ce paramètre. L'argument souvent avancé est que la variation de la vitesse est lente comparée aux variables électriques. Cette approche a été formulée la première fois par Schauder [14] et une amélioration a été donnée par Peng et Fukao [40].

Dans la littérature, généralement les modèles de la tension et du courant de la machine d'induction ont été employés ensembles pour l'estimation du flux à partir duquel la vitesse a été estimée. Les modèles de courant et de tension de la machine d'induction sont nécessaires pour obtenir l'information sur le flux. Cependant, l'implémentation d'un intégrateur pour l'estimation du flux du moteur n'est pas une tâche facile, il présente des problèmes de conditions initiales. Pour résoudre ce problème, l'intégrateur pur a été remplacé par un filtre passe bas (LPF) qui devrait avoir une fréquence de coupure ostensiblement bien choisie [16-18].

Cependant l'estimation dépend habituellement des paramètres de la machine. Par conséquent, bien que les commandes "sensorless" soient disponibles actuellement dans le marché, les incertitudes des paramètres imposent un défi dans le fonctionnement de la commande. En effet, plusieurs travaux ont été attribués à l'estimation en ligne des paramètres de la machine, et concentrés habituellement sur un ou deux paramètres seulement (résistance du rotor ou du stator) [3], [41] et [42].

1.4.1 Relation d'autopilotage

La relation de fréquence fondamentale de la machine asynchrone ($\omega_s = \omega_r + \omega$) est utilisée pour estimer la vitesse du rotor. En effet, les fréquences du moteur sont estimées à partir des valeurs observées du flux et à partir des courants statoriques mesurés. L'estimateur de vitesse utilisant la relation d'autopilotage, est le plus simple parmi les différents modèles d'estimateurs. Cependant, dû à sa structure de boucle ouverte, sa précision et ses performances dynamiques sont limitées aux basses vitesses. D'ailleurs, le calcul de la pulsation de

glissement et de la vitesse dépend des paramètres du moteur, qui dépendent de la température et de la saturation [43].

1.4.2 Système adaptatif avec modèle de référence MRAS.

L'approche par le système adaptatif avec modèle de référence MRAS a été proposée par Schauder [14], par la suite, elle a été exploitée par plusieurs travaux [43-45]. Comme son nom l'indique, elle est basée sur l'identification adaptative avec modèle de référence pour estimer la vitesse. Sous sa forme simple, la structure MRAS comme présentée par la Fig. 1.2 se compose de deux estimateurs qui calculent les mêmes variables du moteur, le premier est un modèle de référence que constitue le moteur asynchrone et le deuxième est un estimateur constituant le système adaptatif possédant comme entrée la vitesse estimée. La différence entre les sorties des deux estimateurs de flux est utilisée pour corriger l'estimation de vitesse.

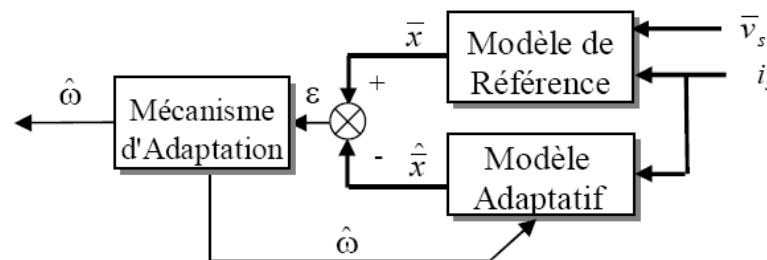


Figure 1.02. Structure de MRAS

Plusieurs structures MRAS sont dénombrées selon le choix de la variable x , tels que le flux rotorique, la force contre électromotrice ou la puissance réactive. Ces structures seront traitées en détail dans le chapitre trois.

Comparée à d'autres approches, la technique MRAS, permet d'améliorer les performances de l'estimation de vitesse qui peuvent s'étendre à très basse vitesse. Toutefois, elles ne peuvent toujours pas travailler à très basses fréquences statoriques [39].

Dans les structures adaptatives, les paramètres de la matrice de rétroaction du système non linéaire influence considérablement, le taux de convergence du mécanisme adaptatif, qui n'est pas une tâche facile, particulièrement dans des conditions variables de fonctionnement.

1.4.3 Les observateurs

Différentes structures d'observateurs d'état, ont été proposées en littérature. Elles sont très attractives et donnent de bonnes performances dans une gamme étendue de vitesse. Les algorithmes d'observation font l'utilisation du modèle analytique de la machine permettant l'estimation de la vitesse et du flux de rotor à partir des courants et des tensions du stator.

Parmi les méthodes d'observation, on peut citer les observateurs déterministes (Luenberger, observateur adaptatif d'ordre réduit ou d'ordre complet), le filtre de Kalman et l'observateur à structure variable par mode glissant. Ces observateurs sont utilisés pour l'observation du flux et l'estimation de vitesse en boucle fermée.

Bien que de telles approches mènent à des performances différentes en regard du degré de complexité algorithmique et des efforts de calculs, elles offrent généralement de bonnes performances dans une gamme à vitesse assez large mais ne peuvent estimer les très basses vitesses d'une manière stable [18-20] et [40].

1.4.3.1 Observateurs déterministes

Dans la pratique, l'observateur déterministe prend deux formes différentes, observateur d'ordre réduit ou seulement les variables d'état non mesurables du système sont reconstruites, et l'observateur d'ordre complet pour lequel toutes les variables d'état du système sont reconstruites. Les observateurs présentent une entrée supplémentaire qui assure éventuellement la stabilité exponentielle de la reconstruction, et impose la dynamique de convergence. Les performances de cette structure dépendent bien évidemment du choix de la matrice gain. Il existe aussi une autre gamme d'observateurs adaptatifs dont le calcul de la matrice gain de correction s'effectue par la méthode de Lyapunov [46].

Parmi les chercheurs qui ont travaillé dans ce thème, il y'a [47-50] ceux qui se sont basés sur le modèle biphasé d'ordre 4 ou 2 de la machine asynchrone (équation mécanique ignoré), ce qui suppose la séparation entre les modes électriques et le mode mécanique et donc la vitesse est considérée comme un paramètre et non un état. L'autre type de chercheurs [12-13] et [51-52], ont utilisé des observateurs d'ordre complet (5) en considérant la vitesse comme un état et non un paramètre. Ces observateurs sont sensibles aux variations de la résistance statorique, ce qui dégrade fortement l'observation aux basses vitesses. En effet, les observateurs d'ordre complet avec des dispositifs d'adaptation des paramètres de type résistif, semblent être la meilleure solution du point de vue compromis robustesse souhaitée et complexité lors de l'implantation [46]

1.4.3.2 Filtre de Kalman

Le filtre de Kalman est un observateur d'état qui repose sur un certain nombre d'hypothèses, notamment sur les bruits. Plusieurs travaux ont déjà enrichi ce sujet en donnant des solutions d'observateurs d'ordre complet (ordre 5; en considérant la vitesse comme un état) ou d'ordre réduit (exemple ordre 3) [53-56]. Ces solutions sont aussi sensibles aux variations de

résistance rotorique et notamment lors des fonctionnements en basse vitesse. Dans la référence [53], l'auteur a soulevé le problème d'insensibilité de la résistance rotorique en utilisant un filtre de kalman d'ordre complet (5), étendu à la résistance rotorique permettant ainsi de compenser l'effet de la dérive de la résistance rotorique sur les boucles du flux et du couple.

Malheureusement, cet observateur a quelques inconvénients inhérents, tels que l'influence de caractéristiques du bruit et le fardeau de calcul [53], [57]. Pour une bonne exploitation de l'algorithme du filtre de kalman, il est donc nécessaire de rechercher des modèles étendus et réduits de la machine asynchrone dans le but d'estimer le flux rotorique, la résistance rotorique et la vitesse de rotation, ce qui semble être une solution délicate dans une commande en boucle fermée.

1.4.3.3 Observateur à structure variable (Mode glissant)

Les observateurs par mode glissant sont basés sur la théorie des systèmes à structures variables. Cette approche est bien adaptée aux systèmes dynamiques non linéaires incertains. Ils ont également les mêmes dispositions robustes que les contrôleurs par mode glissant. Pour les deux dernières décennies, beaucoup de chercheurs ont proposé différents algorithmes basés sur les modes glissants [36], [58-61], ils sont caractérisés par une commande discontinue agissant sur les dérivés d'ordre supérieur de la variable de glissement, dont l'annulation définit la surface de glissement.

Préservant les principaux avantages de la commande par mode glissant tels que les propriétés de convergence en temps fini ou de robustesse par rapport aux incertitudes [36], ils garantissent une meilleure précision de convergence par rapport aux imperfections du modèle ou d'organes de commande. Benchaib [36] a proposé une commande et une observation d'un moteur asynchrone en utilisant la technique par mode glissant, le modèle d'observateur est une copie du système original, qui a des gains correcteurs avec des limites de commutation. Turnisé et autres [58] a présenté un observateur adaptatif par mode glissant pour la commande à flux orienté sans capteur de la machine asynchrone, l'observateur détecte les composants de flux de rotor dans le référentiel stationnaire par des équations électriques du moteur, ainsi il a identifié la vitesse par une relation additionnelle obtenue par une fonction de Lyapunov. Dans les travaux de Derdiyok et autres [59], la vitesse a été considérée comme un paramètre, et pour soulever le problème de la variation paramétrique une estimation de la résistance rotorique a été faite.

1.4.4 Intelligence artificielle

Récemment, on a proposé des commandes sans capteur de vitesse basées sur l'intelligence artificielle (Réseau de neurones et logique floue) qui n'exigent pas la connaissance d'un modèle mathématique [60]. Les contrôleurs à logique floue sont des candidats idéaux pour la commande de tels systèmes, malheureusement il n'existe pas de méthodes précises pour la détermination de la stratégie de réglage. Cette dernière doit être construite par tâtonnement à l'aide des tests sur le système à régler. D'un autre côté, ces approches présentent une bonne robustesse aux variations paramétriques et aux bruits de mesure, leurs conditions informatiques, le temps d'élaboration et le besoin de la connaissance expert du système, limitent les applications actuelles à une gamme limitée et parfois bien spécifique.

1.5 TECHNIQUES D'ESTIMATION DIRECTES DE VITESSE

L'estimation directe de la vitesse est considérée récemment, comme une approche la plus appropriée, particulièrement à vitesse réduite [9]. Elle est rendue possible par la présence dans les harmoniques des courants et des tensions des composants comportant un multiple angulaire de la vitesse du rotor.

1.5.1 Méthode d'harmonique d'encoches

Cette méthode est basée sur la détection des harmoniques des encoches du rotor dans les tensions statoriques [9]. En effet, la présence des encoches du rotor et du stator dans le circuit magnétique des moteurs asynchrone produit des harmoniques d'espace des encoches sur la tension du stator quand le rotor tourne. La vitesse peut être déterminée, en mesurant l'amplitude ou la fréquence angulaire des harmoniques d'encoches. En fait; de tels harmoniques, généralement, comportent une amplitude réduite et disparaissent à la vitesse très basse.

Dans la pratique, l'application de telles méthodes à vitesse réduite, est une tâche tout à fait complexe, alors qu'à grande vitesse, ils donnent des résultants semblables aux techniques indirectes [4].

1.5.2 Méthode d'injection des signaux

Une deuxième technique directe pour l'estimation de la vitesse utilise l'injection d'un signal sinusoïdal à haute fréquence dans les composantes des tensions ou des courants, ceci afin d'enrichir le contenu harmonique de la tension qui permettra d'estimer correctement la vitesse dans le point de fonctionnement difficile (pulsation statorique très faible). Cette technique est considérée récemment comme une approche la plus appropriée, particulièrement dans la gamme des vitesses réduites [4-6] et [39].

Les approches basées sur l'injection des signaux à hautes fréquences donnent de bonne précision d'estimation de vitesse à n'importe quelle fréquence. D'un autre côté, ces approches ont besoin d'une précision élevée dans la mesure physique et augmente la complexité du calcul et de matériels concernant la structure du contrôle.

1.6 CONCLUSION

La majorité des méthodes d'estimation de vitesse sont basées sur le modèle fondamental de Park de la machine asynchrone. En effet, ces méthodes extraient les informations de la vitesse mécanique à partir des tensions et des courants statoriques mesurés aux bornes du moteur via une information sur le flux.

Cependant, un système de commande sans capteur précis et robuste, exige un estimateur du vecteur du flux. Il est bien connu que pour les techniques sans capteur, la commande à basse vitesse est une tâche très sensible, parce que le système est très proche du domaine d'instabilité [62], [4-9] et il est très difficile à être correctement observé et commandé. Les variations paramétriques, le fonctionnement à basse vitesse et les bruit du système ont tous ensemble une influence négative dans une commande. La vitesse minimale, pour laquelle le système est stable pendant un long temps, diffère d'un algorithme à un autre, et représente un critère puissant. D'autres critères de comparaison utiles peuvent être les performances dynamiques du système d'entraînement, les régimes stables et les régimes transitoires. Les issues les plus significatives concernant la dynamique de vitesse du rotor sont le temps de montée, le retard entre la vitesse estimée et la vitesse réelle du moteur asynchrone et le bruit qui affecte la vitesse estimée dans les régions stables.

C'est une tâche difficile de réduire immédiatement au minimum tous les critères présentés avec la même méthode. Toutefois, il est possible de choisir l'un d'eux ou peut être deux critères performants ou plus, et d'essayer d'avoir des performances plus élevées, pour un certain type d'applications.

1.7 REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] W. Dai, L. Xu, J. Zhang, « Computer aided type test system for electric machine, IEEE, Proceedings IPEMC, pp. 1474-1477, 2000.
- [2] A. Huang, S. Bhattacharya, M. Baran, B. Chen and C. Han « Active Power Management of Electric Power System Using Emerging Power Electronics Technology, » IEEE Power Eng. Soc. Gen. Meet., pp. 1-7, 2007.
- [3] J. Holtz, « Acquisition of Position Error and Magnet Polarity for Sensorless Control of PM Synchronous Machines», IEEE, Trans. on Indus. App., Vol. 44, pp 1172-1180, 2008.
- [4] J. Holtz and J. Quan, « Drift and parameter compensated flux estimator for persistent zero stator frequency operation of sensorless controlled induction motors, » IEEE Trans. Ind. Appl., vol. 39, pp. 1052–1060, 2003.
- [5] J. Holtz, « Sensorless control of induction motors-performance and limitations, » ISIE Puebla Mexico 2000.
- [6] J. Holtz, « Sensorless speed and position control of induction motors, » 27th annual conference of the IEEE industrial electronics society, IECON, Denver/Co, Nov. 29- Dec. 2, 2001.
- [7] J. Holtz and J. Quan, « Sensorless vector control of induction motors at very low speed using a nonlinear inverter model and parameter identification, » IEEE Trans. Ind. Applicat., vol. 38, no. 4, pp. 1087-1095, July/August 2002.
- [8] J. Holtz and J. Quan, « Drift and parameter compensation flux estimator for persistent zero stator frequency operation of sensorless controlled induction motors, » IEEE Trans. Ind. Applicat., vol. 39, no. 4, pp. 1052-1060, July/August 2003.
- [9] J. Holtz, « Sensorless position control of induction motors-An emerging technology, » IEEE Trans. Ind. Applicat., vol. 45, no. 6, pp. 840-852, Dec. 2002.
- [10] H. Kubota, K. Matsuse and Y. Hori, "Behavior of sensorless induction motor drives in regenerating mode, » IEEE conference, pp. 549-552, PCC- Nagaoka 1997
- [11] H. Kubota, I. Sato, Y. Tamura, K. Matsuse, H. Ohta and Y. Hori, , « Regenerating- Mode low speed operation of sensorless induction motor drive with adaptive observer, » IEEE Trans. Ind. Applicat., vol. 38, no. 4, pp. 1081-1086, July/August 2002.
- [12] H. Kubota and K. Matsuse, « DSP based speed adaptive flux observer of induction motor, » IEEE Trans. Ind. Applicat., vol. 29, no. 2, pp. 344-348, Mar/Apr 1993.

- [13] H. Kubota and K. Matsuse, « Speed sensorless field oriented control of induction motor with rotor resistance adaptation, » *IEEE Trans. Ind. Applicat.*, vol. 30, no. 5, pp. 1219-1224, Sept/Oct 1994.
- [14] C. Schauder ; H. Mehta, « Adaptive Speed Identification For Vector Control Of Induction Motors Without Rotational Transducers, » *Conf. Rec. IEEE IAS Annu. Meeting*, pp. 493-499, 1989.
- [15] H.K. Tajima, G. Guidi and H. Umidu, « Considerations about problems and solutions of speed estimation method and parameter tuning for speed sensorless vector control of induction motor drives, » *IEEE Trans. Ind. Applicat.*, vol. 38, no.5, pp. 1282-1289, Sept/Oct 2002.
- [16] M. Cirrincione ; M. Pucci ; G. Cirrincione ; G.-A. Capolino, « A new TLS based MRAS speed estimation with adaptive integration for high performance induction machine drives, » *IEEE, IAS Annu. Meeting on Conf. Rec. of the Ind. App. ,* pp. 140-151, 2003.
- [17] M. Bodson and J. Chiasson, « A Comparison of sensorless speed estimation methods for induction motor control, » *Proceedings of the American Control Conference Anchorage*, pp. 3076-3081, AK May 8-10, 2002,
- [18] L. Ben-brahim, T. Tadakuma and A. Akdag, « Speed control of induction motor without rotational transducers, » *IEEE Trans. Ind. Applicat.*, vol. 35, no. 4, pp. 844-850, Jul/Aug 1999.
- [19] C. Canudas de wit, « Modélisation contrôle vectoriel et DTC- Commande des moteurs asynchrone 1, » *Hermis science Publications*, Paris 2000.
- [20] F. Marlait, « Problèmes d'identification et d'observabilité du moteur à induction pour la variation de vitesse industrielle sans capteur, » *Thèse de doctorat, Ecole nationale supérieur des mines*, Paris, Février 2001.
- [21] F. Blaschke, « The principle of field orientation as applied to the new transvector closed-loop control system for rotating-field machines, » *Siemens Rev.*, vol. 34, pp.217-220, 1972.
- [22] T. Kataoka, Y. sato and A. Bendibdellah, « A novel Volts/Hertz control method for an induction motor to improve the torque characteristics in the low range, » *The European Power Electronics association*, pp. 485-488, 1993.
- [23] L. Mazence, « Les techniques de commande vectorielles de machines asynchrones destinées à la variation de vitesse à haute performance, » *Direction des Etudes et Recherches EDF*, Janvier 1992.
- [24] J.P. Louis and C. Bergmann, « Commande numérique des ensembles convertisseurs-machines, » *RGE*, no. 5/92, pp. 124-133, Mai 1992.

- [25] G.A. Capolino, « Commande numérique vectorielle des machines à courant alternatif alimentées en courant, » RGE, no. 5/92, pp. 148-160, Mai 1992.
- [26] J. A. Santisteban and R. Stéphan, « Vector control methods for induction machines an overview, » IEEE Trans. Educat., vol. 44, no. 2, pp. 170-175, May 2001.
- [27] Wei Liao ; Mei Su, « Direct torque control of induction machines based on predictive control, » IEEE Proc. of the 29th Chinese Control Conf., pp. 3295-3300, 2010.
- [28] I. Ludtke ; M.G. Jayne, « Direct torque control of induction motors, » IET Conf., IEE Colloquium on Vector Control and Direct Torque Control of Induction Motors, London, UK, pp. 6/1-6/6. 1995.
- [29] J. Faiz and M. B. Sharifian, « Different techniques for real time estimation of an induction motor rotor resistance in sensorless direct torque control for electric vehicle, » IEEE Trans. Energy. Convt., vol. 16, no. 1, pp. 104-109, Mar 2001.
- [30] D. Casadei, F. Profumo, G. Serra and A.Tani, « FOC and DTC: two viable schemes for induction motors torque control, » IEEE Trans. Power. Electronics., vol. 17, no.5, pp. 779-787, Sep 2002.
- [31] N. Nait-Said, « Contribution à l'identification et à la commande de la machine à induction, » Thèse de doctorat, Univ. Batna, Juin 2003.
- [32] A. L. Nemmour ; R. Abdessemed ; A. Khezzar ; L. Louze ; M. Boucherma, « The input-output linearizing control scheme for a doubly-fed induction motor drive, » IEEE , 18th Inter. Conf. on Elect. Machi., pp. 1-6, 2008.
- [33] S. Chaouch, « Commande vectorielle robuste d'une machine a induction sans capteur de vitesse, » Thèse de doctorat, Univ. Batna, Dec. 2005.
- [34] R. Bkekri, A. Benamor, B. Wafa and H. Messaoud, « A new robust discrete sliding mode controller of nonlinear MIMO systems applied to induction motor, » IEEE, 2018 Inter. Conf. on Advan. Sys. and Electric Techno. , pp. 72-77, 2018.
- [35] Detian Sun, « Sliding Mode Direct Torque Control for Induction Motor with Robust Stator Flux Observer, » IEEE, Inter. Conf. on Inter. Compu. And Tech. and Auto., vol.03, pp. 348-351, 2010.
- [36] A. Benchaib, « Application des modes de glissement pour la commande en temps réel de la machine asynchrone, » Thèse de doctorat, Univ. Amiens France, 1998.
- [37] A.G. Loukianov, J.M. canedo, O. Serrano, V.I. Utkin and S. Calikovsky, « Adaptive sliding mode block control of induction motors, » Proceedings of the american control conference Arlington, pp. 149-154, June 25-27, 2001.

- [38] M. Rodie and K. Jezernik, « Speed Sensorless sliding mode torque control of induction motor, » *IEEE Trans. Indus. Electronics.*, vol. 49, no. 1, pp. 87-95, Feb 2002.
- [39] G. Bottiglieri, G. Scelba, G. Scarcella, A. Testa and A. Consoli, «Sensorless speed estimation in induction motor drives, »*Electric Machine and drives conference IEMDC'03, IEEE International.*, vol. 01, pp. 624-630, 1-4 June 2003.
- [40] M. Horch, A. Boumédiène and L. Baghli, « Sensorless high-order super twisting sliding modes vector control for induction motor drives, » *IEEE, 8th Inter. Conf. on Model., Ident. and Control*, pp. 237-242, 2016.
- [41] V. Vasie, S.N. Vukosavie and E. Levi, « A stator resistance estimation scheme for speed sensorless rotor flux oriented induction motor drives, » *IEEE Trans. Energ. Conver.*, vol. 18, no. 4, pp. 476-483, Dec 2003.
- [42] D. Kwan Hong, J. Choi, D. Kim, Y. Chun and B. Woo, « Development of a High Speed Induction Motor for Spindle Systems, »*IEEE Trans. Energ. Conver.*, 49, pp. 4088-4091, 2013.
- [43] R. Pena-Eguiluz, M. Pietrzak-David, V. Riga and B. De Fornel, « Comparison of several speed sensorless strategies of two different dual drive induction motor control structures, » *Proce IEEE. CIEP.*, pp. 41-44, Mexico, Ovtober 20-24 2002.
- [44] Y. Kwon, S. Kim, « A High-Performance Strategy for Sensorless Induction Motor Drive Using Variable Link Voltage, » *IEEE Transactions on Power Electronics*, Vol. 22, pp. 329-332, 2007.
- [45] M. Zhang, M. Cheng and B. Zhang, « Sensorless Control of Linear Flux-Switching Permanent Magnet Motor Based on Improved MRAS» *IEEE 9th Inter. Symp. on Sensorless Control for Electrical Drives (SLED)*, pp.84-89, 2018.
- [46] B. Harini, A. Subiantoro and F. Yusivar, « Stability analysis of MRAS speed sensorless control of permanent magnet synchronous motor, » *Inter. Conf. on Susta. Ener. Engin. and App. (ICSEEA)*, pp. 34-40, 2017.
- [47] A. S. Morsy, A. Abdel-khalik, S. Ahmed and A. Massoud, « Sensorless field oriented control of five-phase induction machine under open-circuit phase faults, » *IEEE Energy Conv. Cong. and Expo.*, vol. 8, pp. 5112-5117, 2013.
- [48] J. Maes and J.A. Melkebeek, « Speed sensorless direct torque control of induction motors using an adaptive flux observer, »*IEEE Trans. Ind. Applicat.*, vol. 36, no. 3, pp. 778-785, May/Jun 2000.
- [49] L. harnefors, « design and analysis of general rotor-flux-oriented vector control systems, » *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 48, no. 2, pp. 383-390, Apr 2001.

- [50] M. Caruso, V. Cecconi, A. Di Tommaso and R. Rocha, « Sensorless variable speed single-phase induction motor drive system based on direct rotor flux orientation, » IEEE, XXth Inter. Conf. on Electr. Mach., pp. 162-168, 2012.
- [51] D. Wang, L. Zhang, J. Zhang and X. Zhao, « A hybrid speed sensorless control of induction machine based on adaptive flux observer and high-frequency signal injection method, » IEEE 19th Workshop on Cont. and Mod. for Power Electro. (COMPEL), pp. 1-5, 2018.
- [52] A. Derdiyok, « Speed-sensorless control of induction motor using a continuous control approach of sliding-mode and flux observer, » IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 52, pp. 1170-1176, 2005.
- [53] A. Başçi, B. Soysal and A. Derdiyok, « Sensorless control of an automated guided vehicle based on extended Kalman filter observer, » 23rd Signal Proc. and Comm. App. Conf. (SIU)., pp. 2666-2669, 2015.
- [54] M. Termizi, J. Lazi, Z. Ibrahim and M. Talib, « Sensorless PMSM drives using Extended Kalman Filter (EKF), » IEEE Conf. on Energy Conv. (CENCON), pp. 145-150, 2017.
- [55] V. Comnac, M. Cernat, M. Cotorogea and I. Draghici , « Sensorless direct torque and stator flux control of induction machines using an extended kalman filter, » Proceedings of IEEE, International Conference On Control Applications., pp. 674-679, Mexico, September 5-7, 2001.
- [56] Xin Wang, « Sensorless direct torque control of induction motors with fault-tolerant extended Kalman filtering, »IEEE Conf., Energy Conv. Cong. and Expo (ECCE)., pp. 1331-1337, 2017
- [57] M. Hilairret, « Application des outils du traitement de signal à la commande des machines tournantes, »Thèse de Doctorat de l'université de nantes, Nov 2001.
- [58] M. Tursini, R. Petrella, and F. F. Parasiliti, « Adaptive sliding-mode observer for speed-sensorless control of induction motors, » IEEE Trans. Indus. Applicat., vol. 36, no. 5,pp. 1380-1387, Sep/Oct 2000.
- [59] A. Derdiyok, M. K. Güven, H.ur. Rehman, N. Inanc, and L. Xu, « Design and implementation of a new sliding-mode observer for speed-sensorless control of induction machine, » IEEE Trans. Indus. Electron., vol. 49, no. 5,pp. 1177-1182, Oct 2002.
- [60] A. Derdiyok, « A novel speed estimation algorithm for induction machines, » Elsevier Electric Power systems research 64, pp. 73-80, 2003.

[61] T. Floquet, J. P. Barbot article and W. Perruquetti, « Observation en temps fini du flux de la machine à induction : modes glissants d'ordre deux et indices d'observabilité, » Conférence Internationale Francophone D'Automatique, pp. 92-97, Nantes, 8-10 Juillet 2002.

[62] V. Boston, M. Cuibus, C. Ilaş and R. Magureanu, « High performance sensorless solutions for induction motor control, » Power electronics specialist PESC'03, IEEE 34th annual conference, vol. 2, pp. 556-561, 15-19 Jun 2003.

Chapitre 2:
**De la modélisation à la commande vectorielle
du moteur asynchrone**

2.1 INTRODUCTION

L'utilité de la vitesse variable est incontestable dans tous les secteurs de l'industrie, du transport et aussi dans les consommations ménagères courantes.

La réalisation d'un entraînement à vitesse variable fait appel à la commande, et pour ce faire, on a besoin du modèle mathématique du processus. Ainsi, la modélisation de la machine asynchrone triphasée, élément essentiel dans l'entraînement, devient une étape indispensable pour la réalisation d'une commande à vitesse variable.

Une commande linéaire est en principe simple à réaliser par rapport à une commande non linéaire car elle nécessite des modèles linéaires. Le modèle linéarisé de la machine asynchrone triphasée est élaboré à partir d'un certain nombre d'hypothèses classiques, à savoir : la répartition sinusoïdale des forces magnétomotrices, le phénomène d'hystérésis et la saturation du circuit magnétique sont négligés, l'entrefer est constant et les résistances ne varient pas avec la température [1-5].

Dans la première partie nous allons présenter différentes modélisations de la machine asynchrone basées sur la transformation. Par la suite, le principe de la commande vectorielle indirecte, ainsi que sa structure générale et ses différents éléments seront présentés. La dernière partie de ce chapitre sera dédiée à l'analyse des résultats de simulation et expérimentaux, les résultats seront donnés sous forme de courbes et des zooms en cas de nécessité pour bien faire apparaître les différences. Enfin, on terminera notre ce chapitre par une conclusion

2.2 MODELISATION COMPLEXE DU MOTEUR A INDUCTION

Dans ce point, nous présentons brièvement, et de façon non exhaustive, différents modèles mathématiques de la machine à induction, couramment utilisés lors de la synthèse de lois de contrôle. Généralement, ces modèles sont définis dans un référentiel diphasé, soit tournant (indiqué (V, W)), soit fixe au stator (indiqué (α, β)).

2.2.1 Etablissement d'un modèle vectoriel ramené au stator dans le référentiel lié au stator

La représentation vectorielle d'une grandeur triphasée peut s'exprimer dans différents référentiels (Figure 2.01), (S), (R) et (T), lié à la machine à induction.

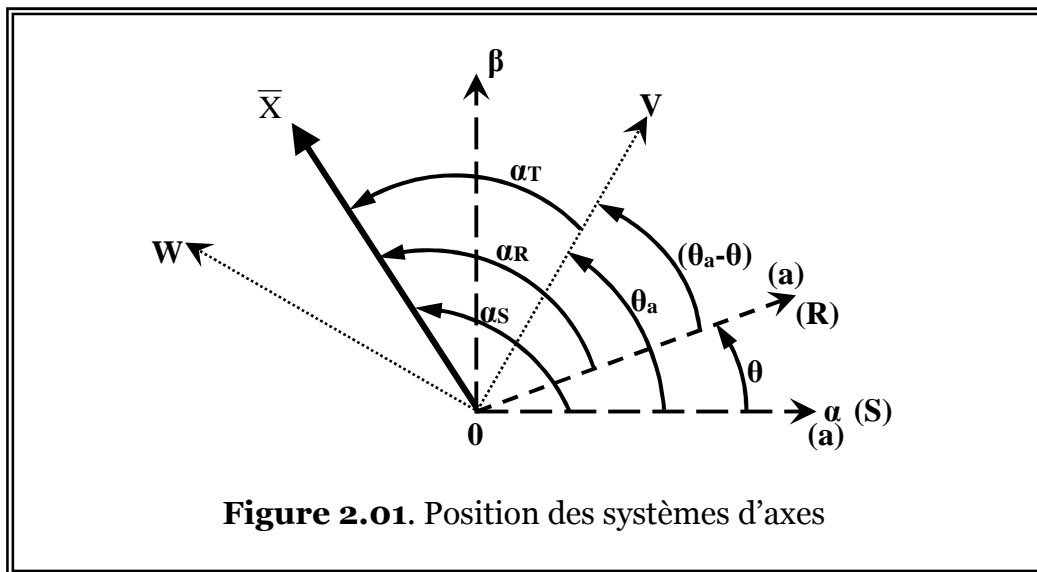
De plus, les formules de changement de référentiel permettent aisément de passer d'une expression à une autre.

Le vecteur \bar{X} s'écrit :

- $\bar{X}_{(S)} = X e^{j\alpha_s}$, dans le référentiel fixe (S) lié au stator, d'axe (α, β) tel que l'axe réel soit confondu avec l'axe de symétrie de la phase (a) du stator,
- $\bar{X}_{(R)} = X e^{j\alpha_r}$, dans le référentiel fixe (R) lié au rotor, tel que l'axe réel soit confondu avec l'axe de symétrie de la phase (a) du rotor,
- $\bar{X}_{(T)} = X e^{j\alpha_T}$, dans un référentiel mobile (T), d'axe (V, W) , tournant à la vitesse des champs.

A partir des positions angulaires relatives $\theta, \theta_a, \theta_R$ on déduit les expressions de changement de référentiel (Figure B.02) :

- Changement de (S) vers (T) : $\bar{X}_{(T)} = \bar{X}_{(S)} e^{-j\theta_a}$;
- Changement de (R) vers (T) : $\bar{X}_{(T)} = \bar{X}_{(R)} e^{-j(\theta_a - \theta)}$;
- Changement de (R) vers (S) : $\bar{X}_{(R)} = \bar{X}_{(S)} e^{-j\theta}$.



L'application de la transformation au modèle matriciel permet d'obtenir un premier modèle vectoriel.

La tension statorique exprimée dans (S) lié au stator s'écrit :

$$\bar{V}_{S(S)} = R_S \bar{i}_{S(S)} + \frac{d\bar{\Phi}_{S(S)}}{dt}. \quad (2.02)$$

De même, la tension rotorique exprimée dans (R) lié au rotor s'écrit :

$$\bar{V}_{R(R)} = \bar{0} = R_R \bar{i}_{R(R)} + \frac{d\bar{\Phi}_{R(R)}}{dt}. \quad (2.03)$$

Avec pour expression des flux statorique et rotorique :

$$\begin{cases} \bar{\Phi}_S = L_S \cdot \bar{i}_S + M \cdot \bar{i}_R \\ \bar{\Phi}_R = L_R \cdot \bar{i}_R + M \cdot \bar{i}_S \end{cases} \quad (2.04)$$

On applique la rotation qui permet de changer de repère. On obtient ainsi un second modèle vectoriel, modèle « ramené » au stator, dans le référentiel (S). Les équations dans (S) deviennent :

$$\begin{cases} \bar{V}_{S(S)} = R_S \cdot \bar{i}_{S(S)} + \frac{d\bar{\Phi}_{S(S)}}{dt} \\ \bar{V}_{R(S)} = \bar{0} = R_R \cdot \bar{i}_{R(S)} + \frac{d\bar{\Phi}_{R(S)}}{dt} - j\omega \bar{\Phi}_{R(S)} \end{cases} \quad (2.05)$$

avec la pulsation mécanique :

$$\omega = \frac{d\theta}{dt} = P \cdot \Omega \quad (2.06)$$

On peut remarquer la présence de la **f.e.m** dynamique (dépendant de ω), dans l'expression de la tension rotorique, qui rappelle la relation du rotor dans le référentiel fixe.

L'expression du couple peut se mettre sous la forme :

$$\begin{cases} C_{em} = P.M. [\bar{i}_{R(S)} \wedge \bar{i}_{S(S)}] \\ C_{em} = P.M. \text{Im ag} \{ \bar{i}_{S(S)} \cdot \bar{i}_{R(S)}^* \} \end{cases} \quad (2.07)$$

Où $\text{Im ag} \{ \}$ désigne la partie imaginaire de l'expression entre $\{ \}$, et i_R^* représente le complexe conjugué de \bar{i}_R .

2.2.2 Modèle complexe dans un référentiel tournant à la vitesse du champ statorique

En appliquant la relation d'un angle θ_a qui permet de passer du référentiel fixe S (α, β) au référentiel tournant T (U, V), on obtient un troisième modèle complexe, toujours « ramené » au stator, dans le référentiel (T).

Les équations dans (T) devienne :

$$\begin{cases} \bar{V}_{S(T)} = R_S \cdot \bar{i}_{S(T)} + \frac{d\bar{\Phi}_{S(T)}}{dt} + j \frac{d\theta_a}{dt} \bar{\Phi}_{S(T)} \\ \bar{V}_{R(T)} = \bar{0} = R_R \cdot \bar{i}_{R(T)} + \frac{d\bar{\Phi}_{R(T)}}{dt} + j \frac{d}{dt} (\theta_a - \theta) \bar{\Phi}_{R(T)} \end{cases} \quad (2.08)$$

$$\begin{cases} \bar{\Phi}_{S(T)} = L_S \cdot \bar{i}_{S(T)} + M \cdot \bar{i}_{R(T)} \\ \bar{\Phi}_{R(T)} = L_R \cdot \bar{i}_{R(T)} + M \cdot \bar{i}_{S(T)} \end{cases} \quad (2.09)$$

$$\text{et : } C_{em} = P.M. \text{Im ag} \{ \bar{i}_{S(T)} \cdot \bar{i}_{R(T)}^* \} \quad (2.10)$$

On peut remarquer la présence de deux f.e.m dynamiques qui rappellent la relation du référentiel par rapport au stator et également par rapport au rotor.

2.2.3 Expression du couple

A partir de l'expression de base du couple, d'autres expressions peuvent être déduites, mettant en œuvre différentes grandeurs, vecteurs courants et flux, en utilisant les expressions des flux. On peut obtenir ainsi les expressions :

$$\begin{cases} C_{em} = P. \text{Im ag}\{\bar{i}_S \bar{\Phi}_S^*\} \\ C_{em} = P. \frac{M}{L_R} \text{Im ag}\{\bar{i}_S \bar{\Phi}_R^*\} \\ C_{em} = P. \frac{M}{\sigma L_S L_R} \text{Im ag}\{\bar{\Phi}_S \bar{\Phi}_R^*\} \end{cases} \quad (2.11)$$

Toutes ces expressions mettent en évidence que le couple dépend toujours des modules et de l'orientation, l'un par rapport à l'autre, de deux vecteurs.

2.2.4 Equations de clark

Les projections des équations du second modèle complexe dans le référentiel fixe (S) lié au stator, sur les deux axes (α , β) du référentiel, obtenues en posant pour chaque vecteur \bar{X} :

$$\bar{X}_{(S)} = X_\alpha + jX_\beta \quad (2.12)$$

Permettent d'établir les équations de **Clark** de la machine asynchrone :

$$\begin{cases} V_{S\alpha} = R_S i_{S\alpha} + \frac{d\Phi_{S\alpha}}{dt} \\ V_{S\beta} = R_S i_{S\beta} + \frac{d\Phi_{S\beta}}{dt} \\ 0 = V_{R\alpha} = R_R i_{R\alpha} + \frac{d\Phi_{R\alpha}}{dt} + \frac{d\theta}{dt} \Phi_{R\beta} \\ 0 = V_{R\beta} = R_R i_{R\beta} + \frac{d\Phi_{R\beta}}{dt} - \frac{d\theta}{dt} \Phi_{R\alpha} \\ C_{em} = PM [i_{R\alpha} i_{S\beta} - i_{R\beta} i_{S\alpha}] \end{cases} \quad (2.13)$$

$$\begin{cases} \Phi_{S\alpha} = L_S i_{S\alpha} + M i_{R\alpha} \\ \Phi_{S\beta} = L_S i_{S\beta} + M i_{R\beta} \\ \Phi_{R\alpha} = L_R i_{R\alpha} + M i_{S\alpha} \\ \Phi_{R\beta} = L_R i_{R\beta} + M i_{S\beta} \end{cases}$$

On peut noter les non-linéarités et les couplages dans les équations de la tension rotorique. Ces équations auraient pu être également obtenues directement en appliquant aux équations matricielles la transformation de **Clark** :

$$\left\{ \begin{array}{l} \begin{bmatrix} X_\alpha \\ X_\beta \\ X_o \end{bmatrix} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_a \\ X_b \\ X_c \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} X_a \\ X_b \\ X_c \end{bmatrix} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{1}{2} \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{1}{2} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_\alpha \\ X_\beta \\ X_o \end{bmatrix} \end{array} \right. \quad (2.14)$$

Dans beaucoup de cas, le système de grandeurs triphasées est tel que la somme instantanée des grandeurs est nulle, ce qui permet d'annuler la composante homopolaire d'indice o.

2.2.5 Equations de park

De la même manière, les projections des équations du modèle vectoriel dans le référentiel tournant (T), sur les deux axes (U, V) du référentiel, obtenues en posant pour chaque vecteur \bar{X} :

$$\bar{X}_{(T)} = X_v + jX_w \quad (2.18)$$

Permettent d'obtenir les équations de **Park** de la machine à induction :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{SV} = R_S i_{SV} + \frac{d\Phi_{SV}}{dt} - \frac{d\theta_a}{dt} \Phi_{SW} \\ V_{SW} = R_S i_{SW} + \frac{d\Phi_{SW}}{dt} + \frac{d\theta_a}{dt} \Phi_{SV} \\ 0 = V_{RV} = R_R i_{RV} + \frac{d\Phi_{RV}}{dt} - \frac{d}{dt} (\theta_a - \theta) \Phi_{RW} \\ 0 = V_{RW} = R_R i_{RW} + \frac{d\Phi_{RW}}{dt} - \frac{d}{dt} (\theta_a - \theta) \Phi_{RV} \\ C_{em} = PM [i_{RV} i_{SW} - i_{RW} i_{SV}] \\ \Phi_{SV} = L_S i_{SV} + M i_{RV} \\ \Phi_{SW} = L_S i_{SW} + M i_{RW} \\ \Phi_{RV} = L_R i_{RV} + M i_{SV} \\ \Phi_{RW} = L_R i_{RW} + M i_{SW} \end{array} \right. \quad (2.19)$$

On peut noter les non-linéarités et les couplages dans les équations des tensions statoriques et rotoriques. Ces équations auraient pu être également obtenues directement en appliquant aux équations matricielles la transformation de **Park** en prenant compte le fait que dans beaucoup de cas la somme instantanée des grandeurs triphasées est nulle ce qui permet d'annuler la composante homopolaire d'indice 0 :

$$\begin{bmatrix} X_v \\ X_w \end{bmatrix} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos \theta_a & \cos(\theta_a - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta_a - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin \theta_a & -\sin(\theta_a - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta_a - \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_a \\ X_b \\ X_c \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

L'angle θ_a correspond à la position du repère choisi pour la transformation.

La transformation inverse est donnée par :

$$\begin{bmatrix} X_a \\ X_b \\ X_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_a & -\sin \theta_a \\ \cos(\theta_a - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta_a - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta_a - \frac{4\pi}{3}) & -\sin(\theta_a - \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_v \\ X_w \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

2.2.6 Equations dynamiques et paramètre du moteur

Soient, dans la représentation de Fresnel, en nombres complexes, les équations aux tensions dans un repère (d, q) tournant à la vitesse ω_s [6] :

$$\bar{V}_s = R_s \bar{i}_s + \frac{d}{dt} \bar{\Phi}_s + j\omega_s \bar{\Phi}_s \quad (2.22)$$

$$0 = R_r \bar{i}_r + \frac{d}{dt} \bar{\Phi}_r + j\omega_r \bar{\Phi}_r \quad (2.23)$$

$$\bar{\Phi}_s = L_s \bar{i}_s + M \bar{i}_r \quad (2.24)$$

$$\bar{\Phi}_r = L_r \bar{i}_r + M \bar{i}_s \quad (2.25)$$

En choisissant comme variables d'état le courant statorique \bar{i}_s et le flux rotorique $\bar{\Phi}_r$ (en référence aux grandeurs d'état classiquement utilisées dans la commande par orientation du flux), les équations électriques et électromagnétiques deviennent respectivement :

$$\frac{d}{dt} \bar{i}_s = \left(-\frac{R_t}{\sigma L_s} - j\omega_s \right) \bar{i}_s + \frac{M}{\sigma L_s L_r} \left(\frac{1}{T_r} - j\omega \right) \bar{\Phi}_r + \frac{1}{\sigma L_s} \bar{V}_s \quad (2.26)$$

$$\frac{d}{dt} \bar{\Phi}_R = \frac{M}{T_R} \bar{i}_S + \left(-\frac{1}{T_R} - j\omega_R\right) \bar{\Phi}_R \quad (2.27)$$

avec :

- R_t : résistance totale ramenée au stator, $R_t = R_s + \frac{M^2}{L_R^2} R_R$.

Les équations mécaniques associées s'expriment alors par :

$$C_{em} = P \frac{M}{L_R} \text{Im}(\bar{i}_S \otimes \bar{\Phi}_R) \quad (2.28)$$

$$\frac{d}{dt} \Omega = \frac{1}{J_r} (C_{em} - C_R) \quad (2.29)$$

Dans le cas d'un repère (α, β) fixe lié au stator, les équations électriques et électromagnétique sont données par :

$$\frac{d}{dt} \bar{i}_S = \left(-\frac{R_t}{\sigma L_S}\right) \bar{i}_S + \frac{M}{\sigma L_S L_R} \left(\frac{1}{T_R} - j\omega\right) \bar{\Phi}_R + \frac{1}{\sigma L_S} \bar{V}_S \quad (2.30)$$

$$\frac{d}{dt} \bar{\Phi}_R = \frac{M}{T_R} \bar{i}_S + \left(-\frac{1}{T_R} + j\omega\right) \bar{\Phi}_R \quad (2.31)$$

2.3 COMMANDE VECTORIELLE DE LA MACHINE ASYNCHRONE

Différentes méthodes de commande de la machine asynchrone ont été proposées dans la littérature. Cependant, la commande vectorielle reste la plus utilisée vue les performances dynamiques élevées qu'elle offre pour une large gamme d'application [6].

La partie ci-après est consacrée, après un bref exposé du principe de la commande vectorielle par orientation du flux rotorique.

2.3.1 Principe de la commande vectorielle

La commande par orientation de flux consiste à régler le flux par une composante du courant et le couple par la composante en quadrature. Dans ce contexte, le choix adéquat du système (d, q) est très important, il doit être adapté à cette commande qui garantit le découplage entre le flux et le couple [4].

La commande vectorielle est basée sur le choix d'un repère de référence (d, q) lié au champ tournant. Si on décompose le courant statorique en ses composantes i_{sd} suivant le flux rotorique et i_{sq} en quadrature avec ce flux, on met en évidence une commande découplée du

flux et du couple. On aura alors des fonctionnements similaires à ceux d'une machine à courant continu à excitation séparée, où il existe un découplage naturel entre le couple et le flux [4-6].

On peut à priori choisir les axes de référence selon l'un des flux de la machine, à savoir le flux statorique, le flux rotorique ou le flux d'entrefer. D'où on peut imposer les conditions de l'orientation du [4] :

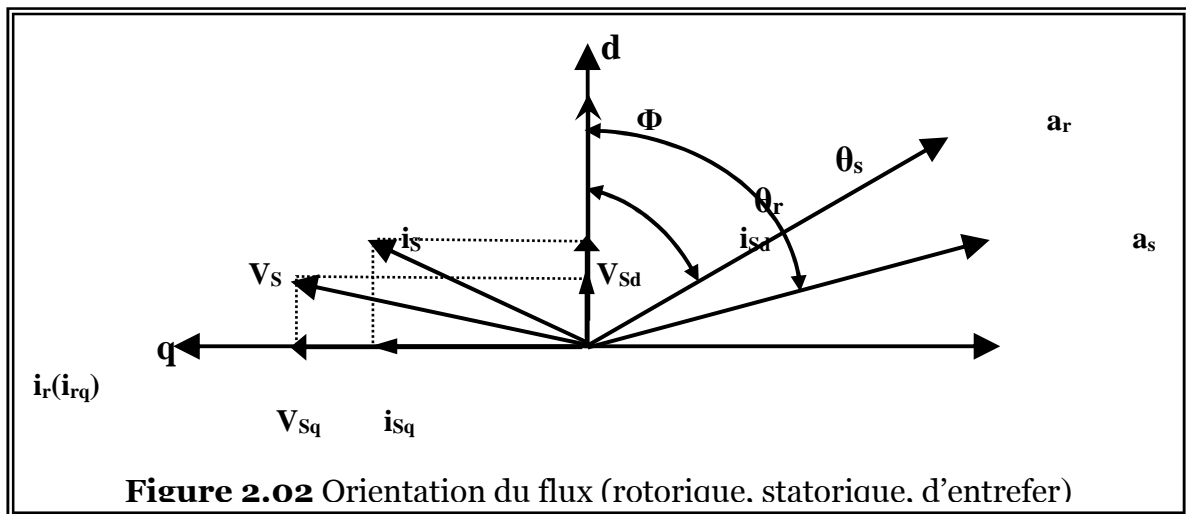
- Flux rotorique : $\Phi_{dR} = \Phi_R$ et $\Phi_{qR} = 0$. (2.32)

- Flux statorique : $\Phi_{dS} = \Phi_S$ et $\Phi_{qS} = 0$. (2.33)

- Flux d'entrefer : $\Phi_{dg} = \Phi_g$ et $\Phi_{qg} = 0$. (2.34)

Dans la figure (2.02), Φ peut représenter le flux rotorique Φ_R , le flux statorique Φ_S ou le flux d'entrefer Φ_g [7-9].

Dans les trois référentiels, le couple est proportionnel au produit du flux par la composante de courant statorique en quadrature (i_{sq}) avec le flux. Ainsi dans un fonctionnement à flux constant, cette composante est l'image du couple.



Seul le choix du flux rotorique permet un découplage naturel caractérisé par une indépendance du flux par rapport à la composante du courant statorique en quadrature avec le flux. Le référentiel lié au flux rotorique est choisi pour obtenir des fonctionnements de la machine asynchrone comparable à ceux de la machine à courant continu. Dans la majorité des cas, le référentiel est choisi selon le flux rotorique [7].

Des équations (2.22) et (2.23), la machine asynchrone peut être représentée dans le repère (α, β) lié au stator par les deux équations suivantes :

$$\begin{cases} \bar{V}_S = R_S \bar{i}_S + \frac{d}{dt} \bar{\Phi}_S \\ 0 = R_R \bar{i}_R + \frac{d}{dt} \bar{\Phi}_R - j\omega \bar{\Phi}_R \end{cases} \quad (2.35)$$

En régime permanent, $(\frac{d}{dt} \rightarrow j\omega_s)$, ce qui donne :

$$\begin{cases} \bar{V}_S = R_S \bar{i}_S + j\omega_s \bar{\Phi}_S \\ 0 = R_R \bar{i}_R + j\omega_s \bar{\Phi}_R \end{cases} \quad (2.36)$$

En régime permanent sinusoïdal, le couple électromagnétique est donné par un produit vectoriel de deux composantes en quadrature : le flux et le courant rotorique (dans le référentiel (d, q) par exemple). De (2.35) on a en régime permanent :

$$\bar{i}_R = -j\omega_s \frac{1}{R_R} \bar{\Phi}_R \quad (2.37)$$

Puisque $j = e^{j\frac{\pi}{2}}$, donc en régime permanent, \bar{i}_R et $\bar{\Phi}_R$ sont bien en quadrature et l'équation de couple devient alors sous sa forme scalaire simple comme :

$$C_{em} = \frac{3}{2} P \bar{i}_R \cdot \bar{\Phi}_R \quad (2.38)$$

Pour tout régime, le flux et le courant rotorique restent en quadrature de sorte que l'évolution du couple suit celle de i_{qR} qui peut alors être contrôlé par i_{qS} puisque :

$$\Phi_{qR} = L_R i_{qR} + M i_{qS} = 0$$

impose :

$$i_{qR} = -\frac{M}{L_R} i_{qS} \quad (2.39)$$

Le couple est donc réglable par action sur i_{qS} lorsque le flux Φ_r est maintenu constant ($\Phi_{qr} = 0$ et $\Phi_{dr} = \Phi_r = \text{constante}$)

Une commande vectorielle par orientation du flux rotorique est définie par :

$$\Phi_{qr} = 0 \quad , \quad \Phi_{dr} = \Phi_r = \text{constante} \quad (2.40)$$

entraînant :

$$i_{dr} = 0 \quad (2.41)$$

et donc $\Phi_{dr} = \Phi_r$ devient :

$$\Phi_r = M \cdot i_{ds} \quad (2.42)$$

L'expression du couple sera donc :

$$C_{em} = \frac{3}{2} \cdot P \cdot \frac{M}{L_R} \cdot \Phi_r \cdot i_{qs} \quad (2.43)$$

De (1.22) et la deuxième équation du système (1.18), on aboutit à :

$$\omega_R = \frac{M}{T_R} \cdot \frac{i_{qs}}{\Phi_R} \quad (2.44)$$

sachant que :

$$\Phi_R = \Phi_{dR} = L_R \cdot i_{dR} + M \cdot i_{dS} \quad (2.45)$$

Une substitution de (2.45) dans la deuxième équation du système (2.35) donne :

$$T_R \frac{d\Phi_R}{dt} + \Phi_R = M \cdot i_{dS} \quad (2.46)$$

En tenant compte de la condition (2.40), la direction du flux Φ_r , sera instantanément donnée par θ_s qui est la position instantanée du référentiel (\mathbf{d}, \mathbf{q}) par rapport au référentiel $(\mathbf{\alpha}, \mathbf{\beta})$. Elle est déterminée par :

$$\theta_s = \int \omega_s \cdot dt \quad (2.47)$$

où ω_s est le résultat de l'autopilotage défini par :

$$\omega_s = \omega + \omega_R = P \cdot \Omega + \omega_R \quad (2.48)$$

En résumé, le module et la position du flux peuvent être évalués comme suit:

$$\begin{cases} T_R \cdot \frac{d\Phi_R}{dt} + \Phi_R = M \cdot i_{dS} \\ \frac{d\theta_s}{dt} = P \cdot \Omega + \frac{M}{T_R} \cdot \frac{i_{dS}}{\Phi_R} \end{cases} \quad (2.49)$$

2.3.2 Contrainte du découplage entre les axes d et q

La reconstitution du vecteur commande \bar{V}_S^* (tension) à partir des éléments contrôlés $\bar{\Phi}_R$ et \bar{i}_S réintroduit le couplage entre axes d et q. En tenant compte de la condition (2.40) une substitution de (2.24) et (2.25) dans (2.23), donne :

$$V_{dS}^* = R_S \cdot i_{dS} + \sigma \cdot L_S \cdot \frac{d i_{dS}}{dt} - \underbrace{\omega_S \cdot \sigma \cdot L_S \cdot i_{qS}}_{\text{Terme de couplage}} \quad (2.50)$$

$$V_{qS}^* = R_S \cdot i_{qS} + \sigma \cdot L_S \cdot \frac{d i_{qS}}{dt} + \omega_S \cdot \underbrace{\left(\sigma \cdot L_S \cdot i_{dS} + \frac{M}{L_R} \cdot \Phi_{dR} \right)}_{\text{Terme de couplage}} \quad (2.51)$$

2.3.3 Estimateurs pour la commande (CV-OFR)

En posant $i_\mu = \frac{\Phi_R}{M}$, courant magnétisant et en remplaçant Φ_R dans l'équation (2.46), il en découle à partir de la connaissance des courants i_{ds} et i_{qs} , les fonctions d'estimation suivantes :

$$\hat{i}_\mu = \frac{1}{(1 + T_R \cdot \frac{d}{dt})} i_{ds} \quad (2.52)$$

$$\hat{\omega}_R = \frac{1}{T_R} \cdot \frac{i_{qs}}{\hat{i}_\mu} \quad (2.53)$$

Notons que i_{ds} et i_{qs} sont mesurés alors que \hat{i}_μ et $\hat{\omega}_R$ sont estimés.

Les expressions (2.52) et (2.53) constituent des observateurs simples du courant magnétisant et de la vitesse du référentiel dans le repère rotorique. Ils fonctionnent naturellement en boucle ouverte et, pour cette raison, on les appelle estimateurs [9].

2.3.4 Le processus électrique

Comment réaliser le contrôle du couple à partir d'une seule grandeur de réglage tout en maintenant le flux à la valeur désirées ?

En remplaçant Φ_R en fonction de i_μ dans (2.43), on obtient pour le couple :

$$C_{em} = \frac{3}{2} \cdot P \cdot \frac{M^2}{L_R} i_\mu i_{qs} \quad (2.54)$$

Pour contrôler le couple tout en maintenant le flux constant, l'idée serait d'agir de façon instantanée sur la phase et l'amplitude de la tension statorique \bar{V}_s de manière à régler le courant i_{qs} sans toutefois modifier le courant i_μ . Dans ces conditions, le flux est maintenu constant comme dans la machine à courant continu et l'évolution du couple ne dépend plus que d'une seule grandeur.

En utilisant les équations de (2.22) à (2.25), la condition (2.40) de la CV-OFR, l'équation (2.40) avec l'expression du courant magnétisant $i_\mu = \frac{\Phi_R}{M}$ aboutit à :

$$V_{ds} = R_s i_{ds} + \sigma L_s \cdot \frac{di_{ds}}{dt} + \frac{M^2}{L_R} \cdot \frac{di_\mu}{dt} - \sigma L_s \cdot \omega_s i_{qs} \quad (2.55)$$

$$V_{qs} = R_s i_{qs} + \sigma L_s \cdot \frac{di_{qs}}{dt} + \omega_s \cdot \frac{M^2}{L_R} i_\mu + \sigma L_s \cdot \omega_s i_{ds} \quad (2.56)$$

En introduisant l'expression (2.52) qui explicite le courant magnétisant i_μ en fonction de i_{ds} , on obtient [9-13] :

$$V_{ds} = R_s \cdot \underbrace{\left[1 + (T_s + T_R) \cdot \frac{d}{dt} + \sigma \cdot T_s \cdot T_R \cdot \frac{d^2}{dt^2} \right]}_{U_{ds}} \cdot i_\mu - \underbrace{\sigma \cdot L_s \cdot \omega_s \cdot i_{qs}}_{e_d} \quad (2.57)$$

$$V_{qs} = R_s \cdot \underbrace{\left(1 + \sigma \cdot T_s \cdot \frac{d}{dt} \right)}_{U_{qs}} \cdot i_{qs} + \omega_s \cdot L_s \cdot \underbrace{\left(1 + \sigma \cdot T_R \cdot \frac{d}{dt} \right)}_{-e_q} \cdot i_\mu \quad (2.58)$$

Les équations (2.57) et (2.58) présentent des couplages entre les actions sur les axes **d** et **q**. Le flux et le couple, dépendent simultanément des tensions V_{ds} et V_{qs} . En effet, la tension V_{ds} influe à la fois sur les courants i_{ds} et i_{qs} , donc sur le flux et le couple. Il en est de même pour V_{qs} . Le découplage est réalisé par termes de compensation, cette méthode consiste à définir deux nouvelles variables de commande U_{ds} et U_{qs} qui n'agissent, respectivement, que sur les courants i_{ds} et i_{qs} et ceci en introduisant les termes de couplage grâce à une reconstitution en temps réel de ces termes. La **figure (2.03)** illustre ce découplage.

Les nouvelles variables de commande sont définies telles que:

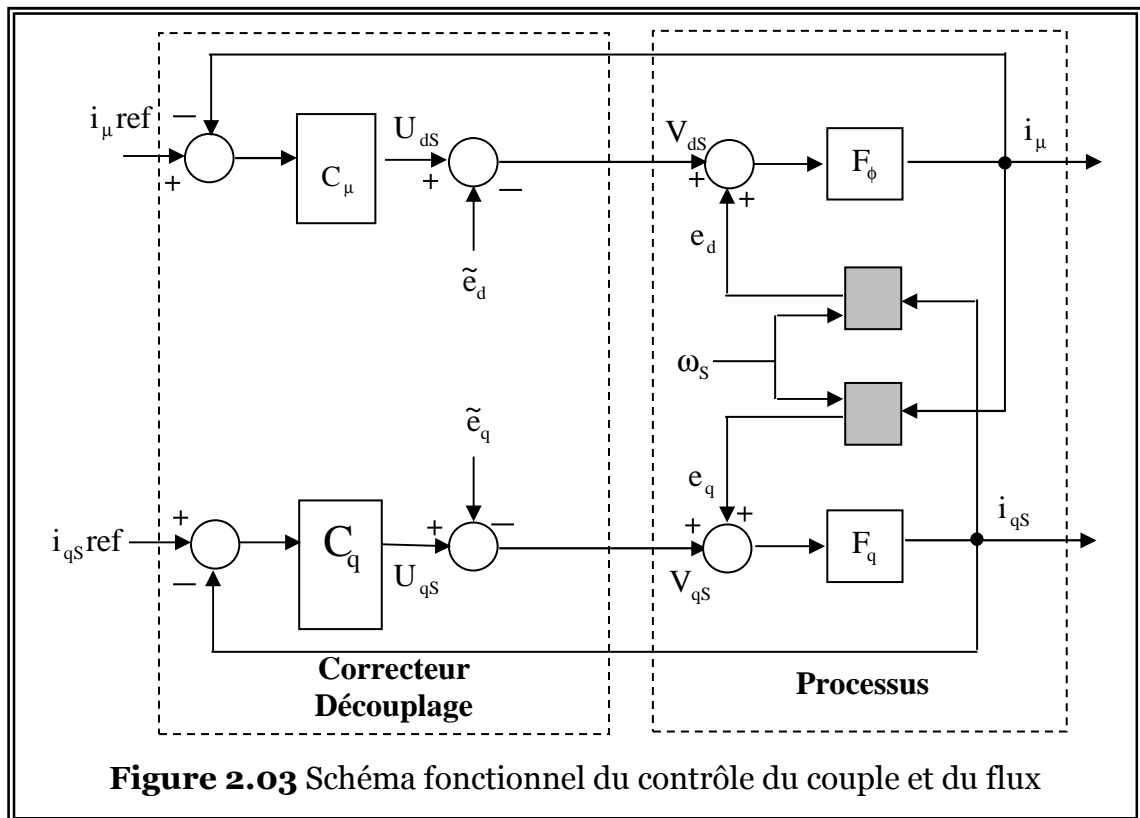
$$\begin{cases} U_{ds} = V_{ds} + e_d \\ U_{qs} = V_{qs} + e_q \end{cases} \quad (2.59)$$

Alors, les équations des tensions statoriques débouchent sur les fonctions de transfert suivantes [9]:

$$F_\mu(s) = \frac{i_\mu(s)}{U_{ds}(s)} = \frac{1}{R_s (1 + (T_R + T_s) \cdot s + \sigma T_s T_R s^2)} \quad (2.60)$$

$$F_q(s) = \frac{i_{qs}(s)}{U_{qs}(s)} = \frac{1}{R_s (1 + \sigma T_s s)} \quad (2.61)$$

Pour chacune des boucles de flux et de couple, la commande est effectuée par un correcteur proportionnel - intégral, [10]. Après l'introduction des correcteurs, le système de régulation du flux (courant magnétisant) est du second ordre et celui du couple (courant i_{qs}) du premier ordre



Les fonctions de transfert ont respectivement pour expression :

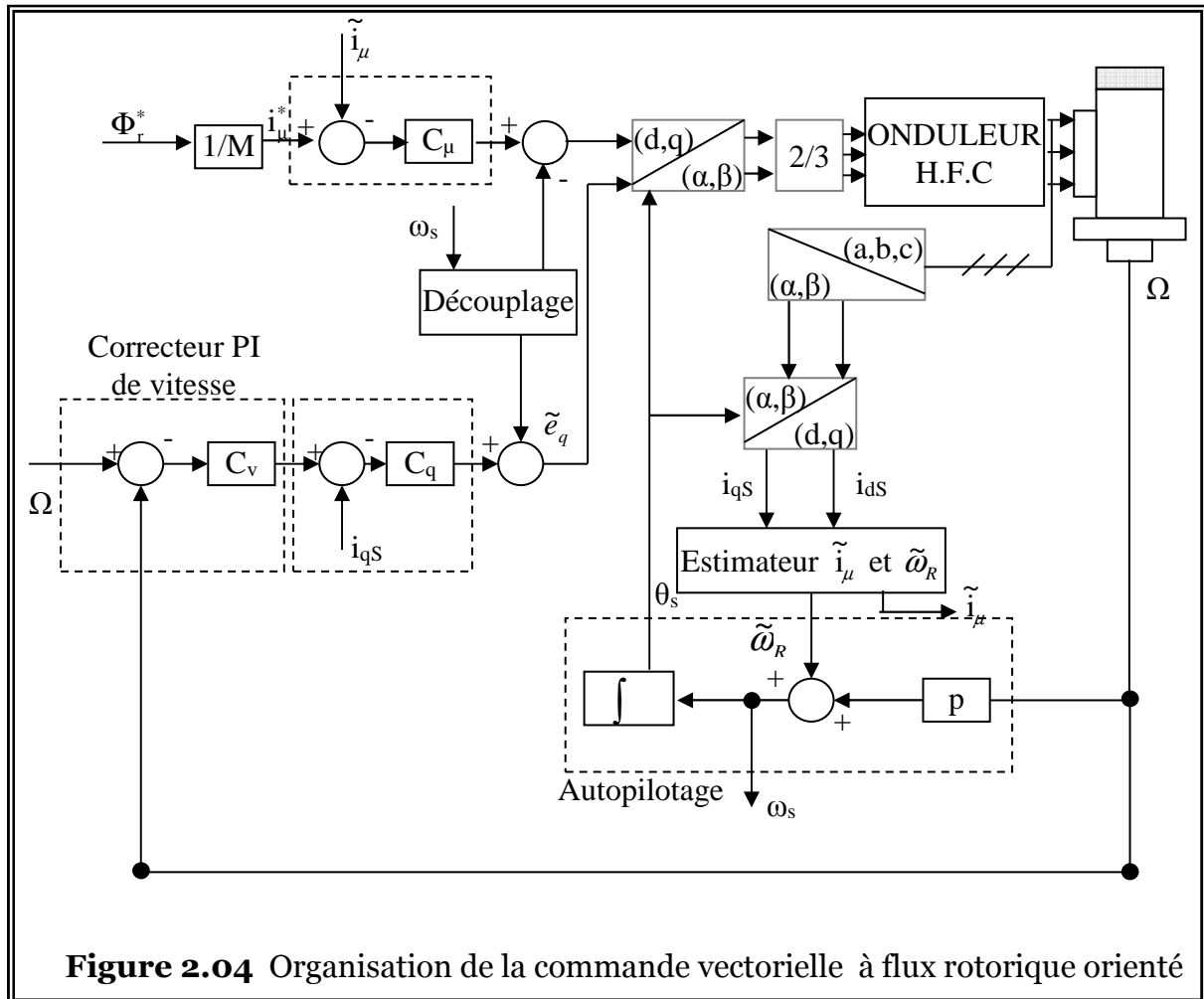
$$\frac{i_{\mu}(s)}{i_{\mu\text{ref}}(s)} = \frac{1}{(1 + 2.\xi.\tau_n s + \tau_n^2 s^2)} \quad (2.62)$$

$$\frac{i_{qs}(s)}{i_{qs\text{ref}}(s)} = \frac{1}{(1 + \tau s)} \quad (2.63)$$

2.3.5 Schéma globale de la commande

Dans le cadre de notre travail, nous allons nous limiter à étudier la version indirecte de la commande vectorielle. Elle présente l'avantage de ne pas nécessiter la mesure ou la reconstitution du flux, mais exige la présence d'un capteur de vitesse ainsi que deux capteurs de courant statorique. Toutefois, l'utilisation du modèle de la machine rend cette solution dépendante de la précision avec laquelle les paramètres du modèle sont connus.

Le schéma global de la commande vectorielle de la machine asynchrone alimentée en tension est illustré sur la figure (2.04).

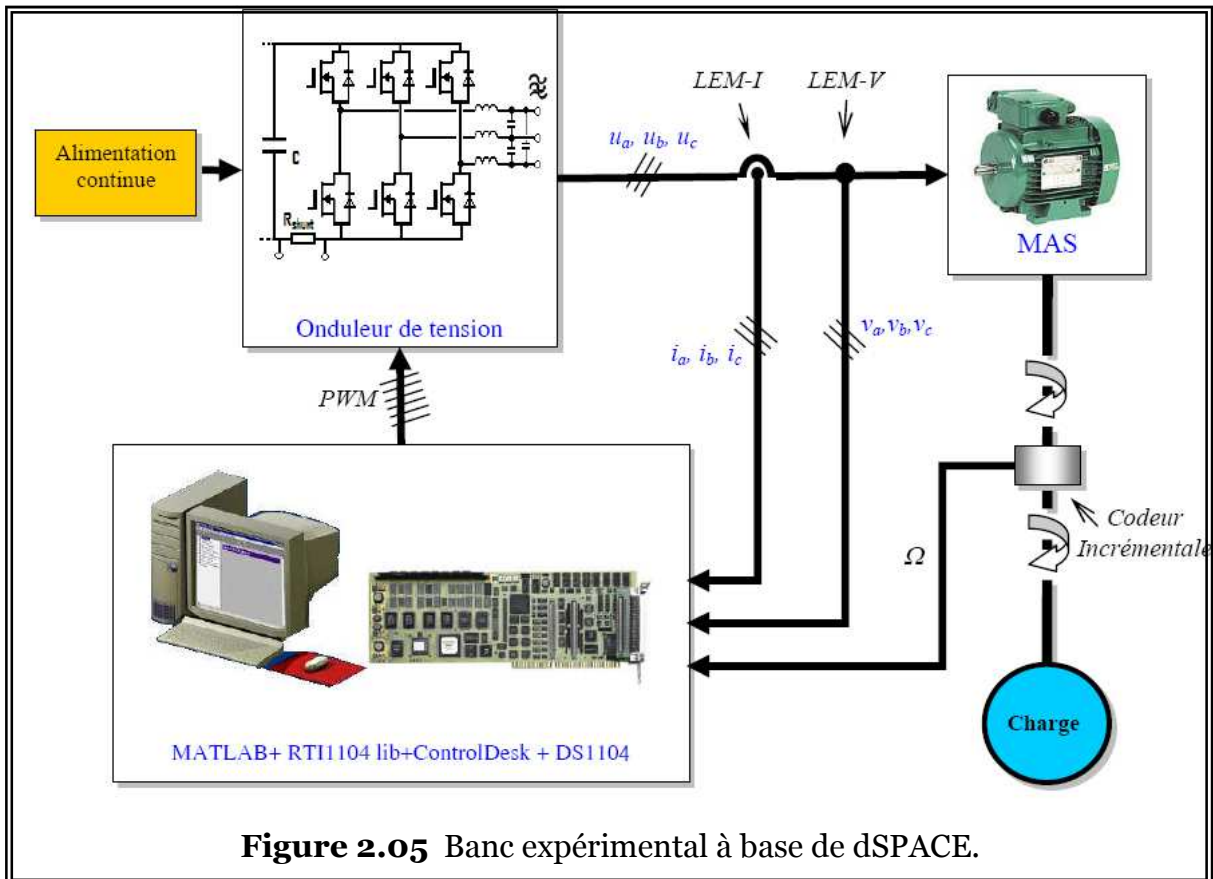


2.4 RESULTATS DE SIMULATION ET EXPERIMENTAUX

La commande vectorielle présentée a été testée en simulation et en pratique afin de comparer leur performance et leur robustesse vis à vis de la variation du couple de charge et de vitesse. Les tests ont été appliqués à une machine asynchrone à cage d'écureuil (MAS, « voir annexe A »).

Présentation du banc d'essai

Pour la mise en œuvre expérimentale des lois de commande, un banc d'essai a été conçu au laboratoire LTI à l'université de Picardie Jules Verne en utilisant le matériel mis à notre disposition.



La structure de base de la configuration du banc d'essai est représentée sur la figure (2.05). La machine à courant continu est utilisée comme charge. Le stator du moteur asynchrone est alimenté par un convertisseur SEMIKRON (de 4 kW, modules IGBT) contrôlée directement par un DS1104. Le dSPACE DS1104 PPC est branché sur l'hôte du PC. Le codeur est utilisé pour la vitesse mécanique. Les capteurs sont utilisés pour la mesure des courants et celle des tensions qui sont respectivement LA-55NP et LV-25P. L'interface est utilisée pour fournir une isolation galvanique à tous les signaux connectés au contrôleur DS1104 PPC.



Figure 2.06 Synoptique du banc d'essais

La photo de banc d'essai du laboratoire est donnée en figure (2.06).

Nous présenterons, dans cette partie, quelques résultats des essais effectués sur la plateforme expérimentale avec capteur mécanique permettant de valider les algorithmes de la commande vectorielle.

Cas 1 Robustesse vis-à-vis de la variation de charge et de la vitesse :

Nous présenterons dans ce cas les résultats de simulation et les résultats expérimentaux de la commande vectorielle indirecte par orientation de flux rotorique. La figure (2.07) représente les profils de références de la vitesse et du couple. A noter qu'après 4,5s du démarrage à vide et avec une vitesse de (140 rd/s), une charge de 8 Nm est appliqué. Après 10s, on fait changer le sens de la vitesse de référence de $+\Omega_{\text{reff}}$ à $-\Omega_{\text{reff}}$ par passant par zéro en 12 secondes, le flux de référence est fixé à 0.9Wb.

Les seuls paramètres de réglage dans ce cas sont les gains proportionnel et intégral des régulateurs de courants et de vitesse.

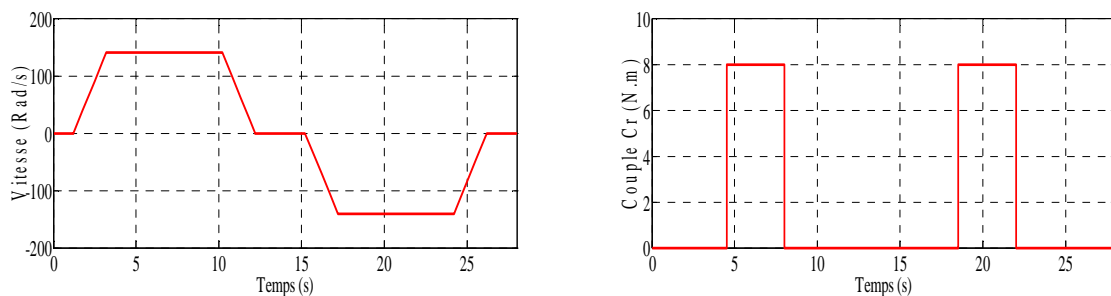


Figure 2.07 Profils de référence vitesse-Couple

Les résultats de simulation et expérimentaux montrent le comportement de la vitesse, les tensions et les courants statoriques de la machine asynchrone pendant le fonctionnement à vide, en charge et lors de l'inversion du sens de rotation, sont données par la figure (2,08).

Au démarrage, on remarque bien la convergence de la vitesse vers les valeurs de référence (140Rad/s, à l'arrêt et -140 Rad/s). Dans la figure (2,08), on constate que la vitesse rotorique de la machine suit parfaitement la vitesse de référence en régime permanent.

En régime permanent, nous appliquons un couple de charge nominal ($C_r = 8 \text{ Nm}$) à l'instant $t=4.5\text{s}$, la commande réagit face à cette perturbation pour ramener la vitesse mesurée à la valeur de référence après un délai de temps transitoire. En effet, cela nous permet de garantir le bon choix des coefficients du régulateur de vitesse.

On remarque qu'à l'instant de l'application du couple de charge, le courant en quadrature I_{sq} augmente puis reste constant. Ce phénomène est justifié par l'appel d'un courant

proportionnel au couple électromagnétique pour vaincre le couple de charge. Nous remarquons que la composante du courant statorique d'axe direct I_{sd} est maintenue constante, et qu'il est insensible aux impacts de variations de vitesse et de couple de charge. Ces résultats montrent le découplage entre le couple électromagnétique et le flux rotorique, ainsi que le bon fonctionnement de la commande vectorielle.

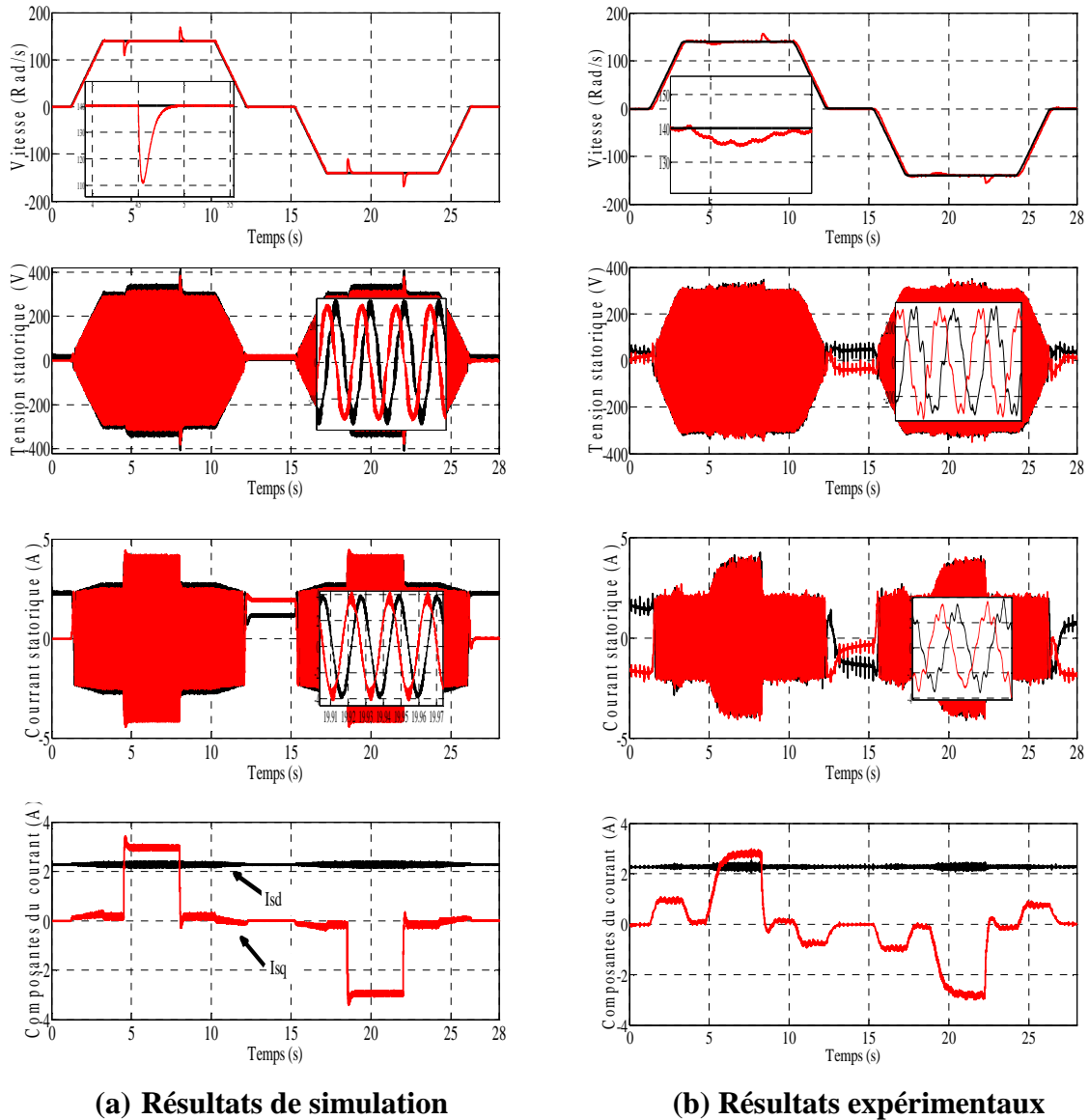


Figure 2.08 Résultats de simulation et expérimentaux pour la commande vectorielle de la MAS à vide, en charge et inversion de sens de rotation.

Les courbes expérimentales sont similaires à celles de la simulation (mêmes périodes et les mêmes amplitudes). Ce qui prouve la bonne identification des paramètres mécanique et électrique.

Cas 2 Robustesse vis-à-vis de la variation de vitesse sous forme d'escalier

On fait étudier la sensibilité de la commande vectorielle vis-à-vis de la variation de vitesse. La figure (2.09) représente le profil de référence de la vitesse.

Les résultats de simulation et expérimentaux sont donnés par la figure (2.10), il y est présentée les réponses en courant, en vitesse et en erreur de vitesse.

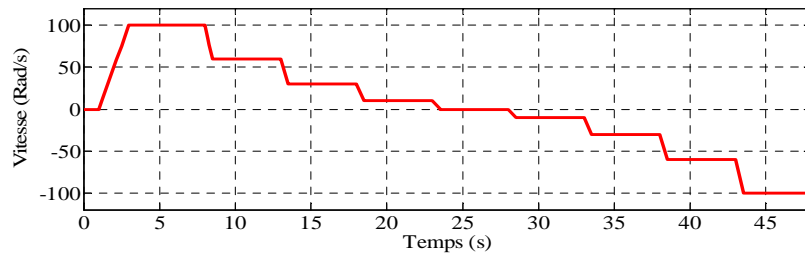


Figure 2.09 Trajectoires de la vitesse de référence.

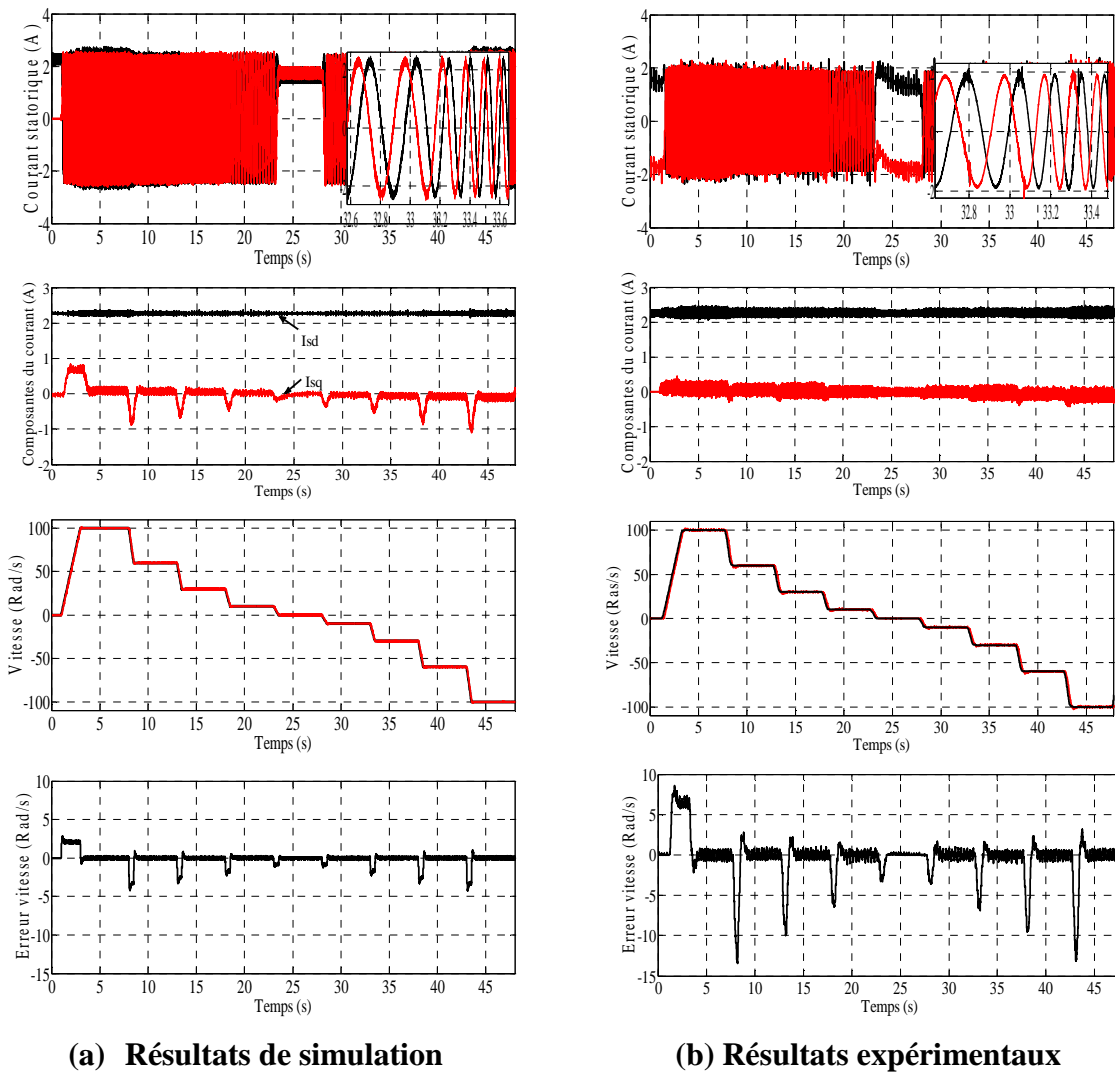


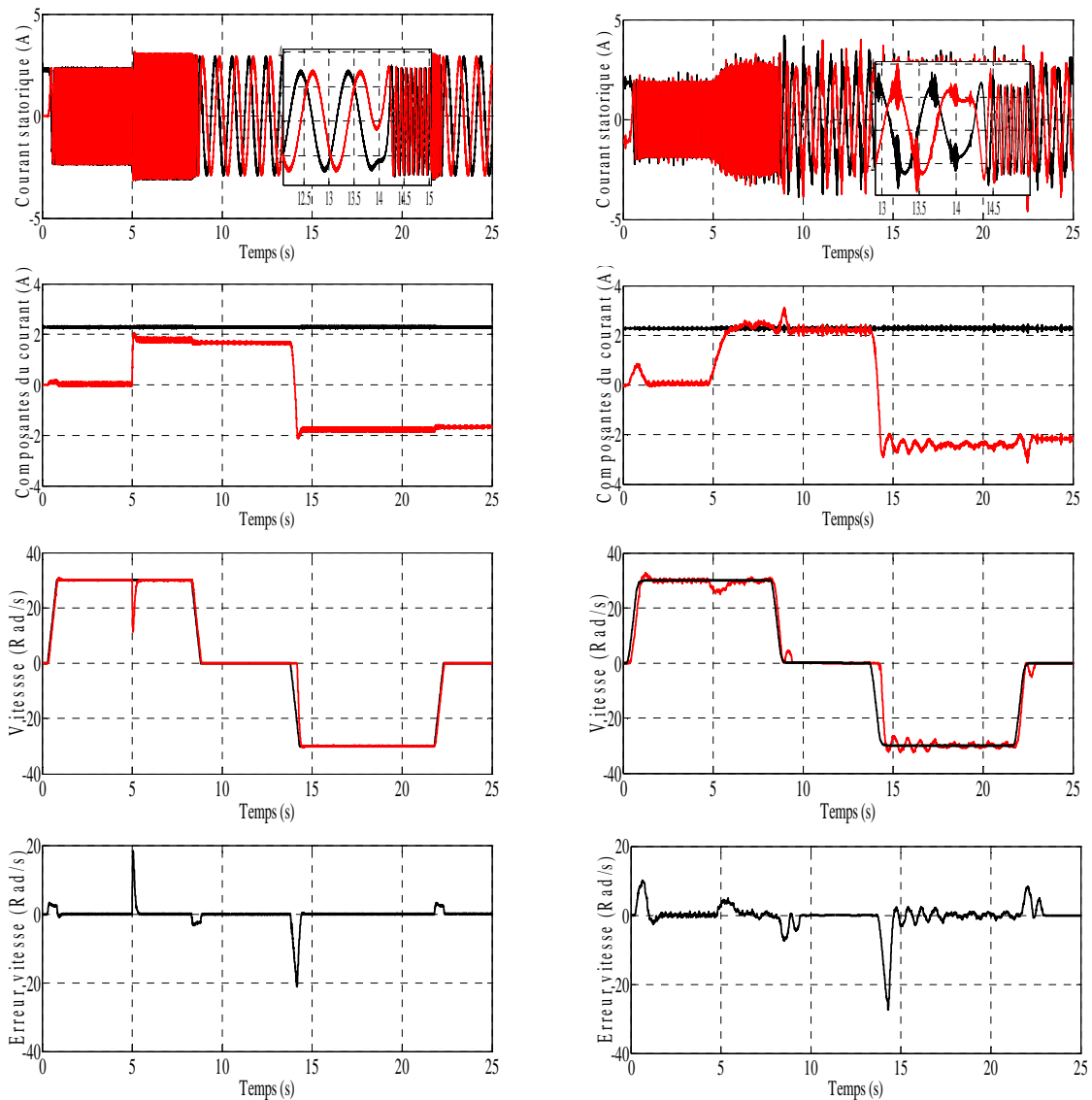
Figure 2.10 Résultats de simulation et expérimentaux de la commande vectorielle de la machine asynchrone en régime variable de vitesse.

On remarque que le courant statorique, simulation et expérimental, présente des oscillations mais on peut constater que les valeurs au milieu des périodes de modulation suivent une évolution sinusoïdale, et la composante du courant statorique d'axe direct I_{sd} est maintenue constante, et qu'il est insensible aux impacts de variations de vitesse.

On voit clairement que la vitesse converge vers sa référence, et l'erreur de vitesse converge rapidement vers zéro.

Cas 3 Robustesse vis-à-vis des moyennes vitesses

Nous allons maintenant étudier la commande vectorielle avec capteur de vitesse, on procède à un test de robustesse aux moyennes vitesses.



(a) Résultats de simulation

(b) Résultats expérimentaux

Figure 2.11 Résultats de simulation et expérimentaux de la commande vectorielle pour des moyenne vitesses.

La machine tourne à vide et avec une vitesse de 30Rad/s, à l'instant $t=5s$ un couple charge est appliqué. Après 8s, on fait changer le sens de la vitesse de référence de (30 Rad/s) à (-30 Rad/s) par passant par zéro.

La figure (2.11), est présentée les réponses en courant, en vitesse et en erreur de vitesse. Le courant statorique présente des oscillations mais on peut constater que les valeurs au milieu des périodes de modulation suivent une évolution sinusoïdale, En outre, il est clair que les courbes expérimentales des courants statoriques sont similaires à celles de la simulation (mêmes périodes et les mêmes amplitudes).

D'après les composantes des courants, on constate que la composante du courant statorique sur l'axe q est proportionnelle à la variation du couple de charge, par contre sa composante sur l'axe d reste constante, donc on peut dire que le découplage est bien assuré.

On remarque bien la convergence de la vitesse vers les valeurs de référence (30 Rad/s, à l'arrêt et -30Rad/s). Dans la figure (2.11), on voit clairement un pic important dans la courbe de la vitesse suite à l'application d'un échelon de couple de charge, et l'erreur de vitesse converge rapidement vers zéro, même à vitesse nulle.

Les résultats de simulation et expérimentaux sont similaires. Ce qui prouve la bonne identification des paramètres mécanique et électrique et par conséquent ils peuvent servir dans la suite de ce travail. Enfin, les essais expérimentaux de la commande vectorielle de la machine asynchrone sur le banc d'essai, ont donné des résultats satisfaisants.

2.5 PROBLIMATIQUE DE LA COMMANDE SANS CAPTEUR

La commande du moteur à induction sans capteur mécanique de vitesse est un axe de développement et de recherche industrielle fondamental car, il représente une fonctionnalité particulière stratégique sur le plan commercial pour la plupart des constructeurs des entraînements électrique [14].

La raison de cet intérêt est motivée d'un côté par le fait que dans certains cas les capteurs mécaniques ne sont pas admis dans les entraînements utilisant les moteurs asynchrones de faible puissance inférieure **10 KW**, à cause de leurs fragilités et de leur coût qui peut être plus cher que celui du moteur lui-même [15]. De plus l'incorporation de ces éléments dans les systèmes d'entraînement peut augmenter leur complexité et leur encombrement. D'un autre côté les mesures provenant de ces capteurs sont souvent bruitées et erronées surtout aux faibles vitesses, ce qui dégrade fortement les performances de la régulation [16-18].

2.6 CONCLUSION

Ce chapitre a été consacré à la présentation du modèle mathématique généralement utilisé pour sa commande, en l'occurrence le modèle de Park du moteur. Ce modèle est donné dans sa représentation conventionnelle dynamique en tenant compte des hypothèses simplificatrices. Sa représentation d'état conduit à un système d'ordre 4, en séparant le mode électrique du mode mécanique.

De ce fait, il a été exposé les principes de base de la commande vectorielle à flux rotorique orienté à partir du concept de la modélisation vectorielle.

Les résultats de simulation, ainsi que les expérimentations, nous ont permis de mettre en évidence les capacités de l'algorithmes proposés en terme de régulation, poursuite, et rejet de perturbation, ces résultats, simulation et expérimentaux, sont pratiquement identiques. Ce qui prouve la bonne identification des paramètres mécanique et électrique.

La commande vectorielle présente de bonnes performances et elle sera retenue pour les chapitres qui suivent. Cependant dans cette commande, on a supposé que la vitesse est mesurée, mais pour des raisons techniques ou / et de coût la mesure de celle-ci n'est pas toujours disponible. Il faut donc la déterminer sans utiliser de capteur dédié. Il peut être reconstitué par des estimateurs ou des observateurs à partir des grandeurs électriques déjà mesurés (courant ou tension). Cela constituera l'objet des prochains chapitres.

2.7 REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] L. Yousfi, A. Bouchemha, M. Bechouat and A. Boukrouche « Vector control of induction machine using PI controller optimized by genetic algorithms», IEEE, 16th Inter. Power Electro. and Motion Control Conf. and Expo. , pp. 1272-1277, Sept 2014.
- [2] A. Morsy, A. Abdel-khalik, S. Ahmed and A. Massoud « Sensorless field oriented control of five-phase induction machine under open-circuit phase faults», IEEE Energy Conv. Congr. and Expos. , pp. 5112-5117, 2013
- [3] Y. Liu and A. Bazzi « Improved maximum torque-per-ampere control of induction machines by considering iron loss», IEEE International Electric Machines and Drives Conference (IEMDC) , pp. 1-6, 2017.
- [4] G. Grellet et G. Clerc, « Actionneurs électriques : Principes, Modèles et commande », Edition Eyrolles, Paris, 1997.

- [5] J. Lesenne, F. Notelet et G. Segulier, « Introduction à électrotechnique approfondie », Edition Technique et Documentation, 1980.
- [6] C. Canudas de Wit, « Commande des moteurs asynchrones 2 – Optimisation discrétisation et observateurs », Edition HERMES Science Europe Ltd, Paris, 2000.
- [7] C. Canudas de Wit, « Commande des moteurs asynchrones 1 – Modélisation contrôle vectoriel et DTC », Edition HERMES Science Europe Ltd, Paris, 2000.
- [8] B. Akin, « State estimation techniques for speed sensorless field oriented control of induction motors », master of science in the department of electrical and electronics engineering, **august-2003**.
- [9] I. BENLALLOUI, « Commande, Observation et Diagnostic d'un Système Non-linéaire : Application à la Machine Asynchrone en Présence de Défauts, » Thèse de doctorat, Univ. Batna, juin 2016.
- [10] J.P. Caron & J.P. Hautier, « Systèmes automatiques, Tome 2, Commande des processus », Editions Ellipses, Paris, 1997.
- [11] G. Segulier, « Entraînements électriques à vitesse variable », Lavoisier, paris, 1998.
- [12] C. Elmoucary, « Contribution à l'étude de commande directe du couple et du flux de la machine à induction », thèse de doctorat, université de paris XI, 2000.
- [13] I. Benlaloui, S. Drid, L. Chrifi-Alaoui and M. Ouriagli « Implementation of a New MRAS Speed Sensorless Vector Control of Induction Machine », IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 30, No. 2, pp. 588-595, 2015.
- [14] Ke-Yu Zhuang « The Position Tracking Control System of Induction Motors Based on Stator-Flux-Oriented Vector Control », IEEE 7th Data Driven Contr. and Lear. Sys. Conf. (DDCLS), pp. 708-713, 2018.
- [15] R. Arulmozhiyal, K. Baskaran, R. Manikandan, « An intelligent speed controller for indirect vector controlled induction motor drive », IEEE Inter. Conf. on Comp. Intel. and Comp Res., pp. 1-5, 2010.
- [16] J. Holtz, « Acquisition of Position Error and Magnet Polarity for Sensorless Control of PM Synchronous Machines », IEEE, Trans. on Indus. App., Vol. 44, pp 1172-1180, 2008.
- [17] J. Holtz and J. Quan, « Drift and parameter compensation flux estimator for persistent zero stator frequency operation of sensorless controlled induction motors, » IEEE Trans. Ind. Applicat., vol. 39, no. 4, pp. 1052-1060, July/August 2003
- [18] H. He, J. Xing, « Design of Induction Motor Speed-Sensorless Vector Control System, » IEEE Inter. Sym. on Comp., (IS3C), pp. 563-566, 2016.

Chapitre 3:

Les estimateurs de vitesse du moteur asynchrone

3.1 INTRODUCTION

Dans ce contexte, plusieurs approches d'estimation de la vitesse ont été développées dans la littérature, afin d'éliminer le capteur de vitesse sans détériorer les performances dynamiques et statiques des systèmes d'entraînement [1-5].

Plusieurs travaux de recherches sur le moteur asynchrone sans capteur de la vitesse ont été récemment proposés. Ces recherches utilisent plusieurs techniques pour estimer la vitesse du moteur, telles que : les systèmes adaptatifs à modèle de référence (**MRAS**), les observateurs, filtres de **Kalman**, réseaux de neurones artificiels (**RNA**), etc. Ces approches et autres ont rendu possible le contrôle de la vitesse de la machine asynchrone avec des valeurs estimées [6-10].

Parmi les avantages du contrôle de vitesse du moteur asynchrone sans capteur mécanique, on cite la réduction du poids et du coût de ces systèmes d'entraînement, l'élimination de la chaîne du capteur en question et l'augmentation de la fiabilité de la boucle de régulation [11].

Dans une première partie, nous présenterons plusieurs techniques pour l'estimation de la vitesse rotorique, basées sur le flux rotorique, la force électromagnétique et le système adaptatif à modèle de référence (**MRAS**).

La seconde partie de ce chapitre sera consacrée à la validation expérimentale appliquée à la commande sans capteur de vitesse, tel qu'on introduira chaque estimateur de vitesse dans la commande vectorielle. Finalement, nous proposerons un ensemble de résultats expérimentaux. Soulignons que cette validation a été effectuée sur le banc d'essai de laboratoire d'Automatique et Informatique Industrielle de Poitiers (*LAI*). Le développement des algorithmes a été fait sous l'environnement de Matlab/Simulink/dSPACE 1104.

3.2 MODELE D'UN MOTEUR A INDUCTION

Il existe beaucoup de techniques pour calculer la vitesse du rotor, il est nécessaire de baser le calcul sur le modèle du moteur asynchrone. Tant que la tension et le courant du moteur sont mesurés dans une armature stationnaire de référence, il est commode d'exprimer ces équations dans une armature stationnaire.

Les équations du moteur en termes de vecteurs sont :

$$\bar{V}_S = R_S \bar{i}_S + \dot{\bar{\Phi}}_S \quad (3.01)$$

$$0 = R_R \bar{i}_R + \dot{\bar{\Phi}}_R + J.\omega.\bar{\Phi}_R \quad (3.02)$$

$$\bar{\Phi}_S = L_S \bar{i}_S + M \bar{i}_R \quad (3.03)$$

$$\bar{\Phi}_R = L_R \bar{i}_R + M \bar{i}_S \quad (3.04)$$

avec :

$$\bar{i}_S = i_{S\alpha} + j i_{S\beta} \quad , \text{ Courant statorique ;}$$

$$\bar{i}_R = i_{R\alpha} + j i_{R\beta} \quad , \text{ Courant rotorique ;}$$

$$\bar{\Phi}_S = \Phi_{S\alpha} + j \Phi_{S\beta} \quad , \text{ Flux statorique ;}$$

$$\bar{\Phi}_R = \Phi_{R\alpha} + j \Phi_{R\beta} \quad , \text{ Flux rotorique ;}$$

$$\dot{\bar{\Phi}}_S = \frac{d\bar{\Phi}_S}{dt} \quad , \text{ dérivé du flux.}$$

3.3 ESTIMATION DE LA VITESSE DU MOTEUR A INDUCTION

Supposons que tous les paramètres du moteur sont complètement connus, la vitesse instantanée, peut être calculée directement à partir des équations du modèle du moteur asynchrone. En conséquence, deux techniques sont présentées comme suit :

3.3.1 Estimateur de la vitesse basé sur le flux rotorique

Comme la grandeur du flux est gardée constante, il est préférable de l'utiliser pour le calcul de la vitesse du rotor. D'après les équations (3.01),(3.02), (3.03) et (3.04) le flux du rotor peut être trouvé comme suit :

$$\dot{\bar{\Phi}}_R = \frac{L_R}{M} \left(\bar{v}_S - R_S \bar{i}_S - \sigma L_S \dot{\bar{i}}_S \right) \quad (3.05)$$

ou :

$$\dot{\bar{\Phi}}_R = \left(\frac{-1}{T_R} + j\omega \right) \bar{\Phi}_R + \frac{M}{T_R} \dot{\bar{i}}_S \quad (3.06)$$

avec :

- $T_R = \frac{L_R}{R_R}$; $\sigma = 1 - \frac{M^2}{L_S \cdot L_R}$
- θ : L'angle du vecteur flux rotorique défini comme suit :

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{\Phi_{R\beta}}{\Phi_{R\alpha}} \right) \quad (3.07)$$

la dérivée de l'équation (3.07) est donnée par :

$$\dot{\theta} = \frac{\Phi_{R\alpha} \cdot \dot{\Phi}_{R\beta} - \Phi_{R\beta} \cdot \dot{\Phi}_{R\alpha}}{|\bar{\Phi}_R|^2} \quad (3.08)$$

En remplaçant $\dot{\Phi}_{R\alpha}$ et $\dot{\Phi}_{R\beta}$ dans l'équation (3.08) on trouve :

$$\omega = \dot{\theta} - \frac{M}{T_R} \cdot \frac{i_{S\beta} \cdot \Phi_{R\alpha} - i_{S\alpha} \cdot \Phi_{R\beta}}{|\bar{\Phi}_R|^2} \quad (3.09)$$

Soit,

$$\omega = \dot{\theta} - \frac{M}{T_R} \cdot \frac{|\bar{\Phi}_R \otimes \bar{i}_S|}{|\bar{\Phi}_R|^2} = \omega_S - \omega_R \quad (3.10)$$

où : \otimes désigne le produit vectoriel.

L'équation (3.09) indique que la vitesse angulaire instantanée du vecteur flux rotorique, et sa valeur instantanée relatives au rotor peuvent être obtenues à partir d'un estimateur de flux rotorique basé sur l'équation (3.05), comme illustré par le processus de la **figure (3.01)**.

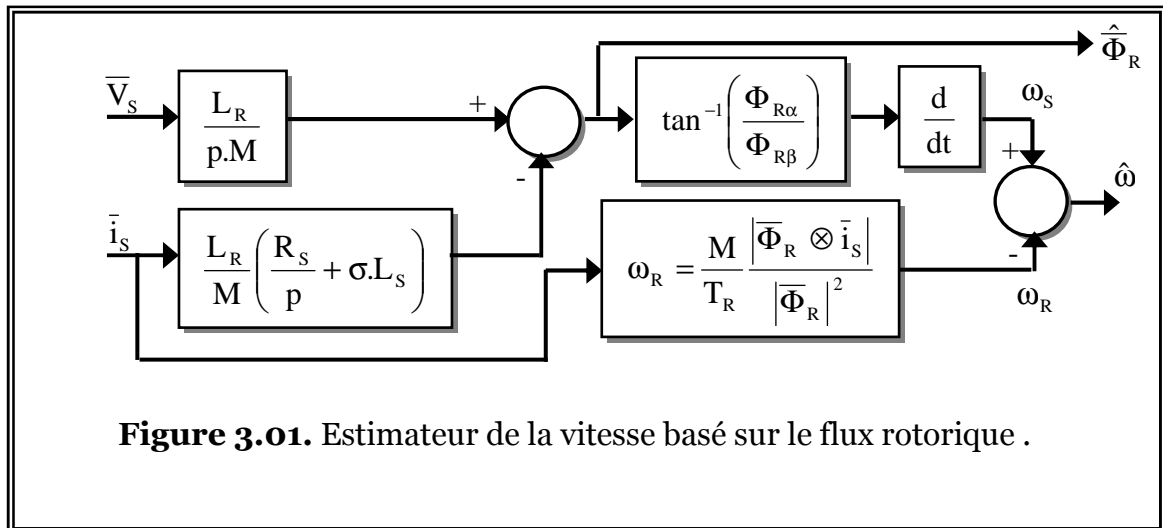


Figure 3.01. Estimeur de la vitesse basé sur le flux rotorique .

3.3.2 Estimeur de la vitesse basé sur la force électromagnétique

A supposant que seulement les changements de la grandeur flux rotorique sont lents, la force électromagnétique est approchée comme suit :

$$\bar{e}_R = \frac{d\bar{\Phi}_R}{dt} \approx j\omega_s \cdot \bar{\Phi}_R \tag{3.11}$$

et en remplaçant $\bar{\Phi}_R$ dans l'équation (3.09), on obtient :

$$\omega = \omega_s - \frac{M}{T_R} \cdot \frac{\left| \frac{j\bar{e}_R}{\omega_s} \otimes \bar{i}_S \right|}{\left| \frac{j\bar{e}_R}{\omega_s} \right|^2} = \omega_s - \frac{M}{T_R} \cdot \frac{\omega_s \cdot \bar{e}_R \circ \bar{i}_S}{|\bar{e}_R|^2} \tag{3.12}$$

(\circ) : est le produit scalaire.

La force électromagnétique est calculée à partir de l'équation (3.05), et le schéma donné par la figure (3.02), est semblable à la figure (3.01), la seule différence est qu'aucune intégration est nécessaire dans le schéma réelle.

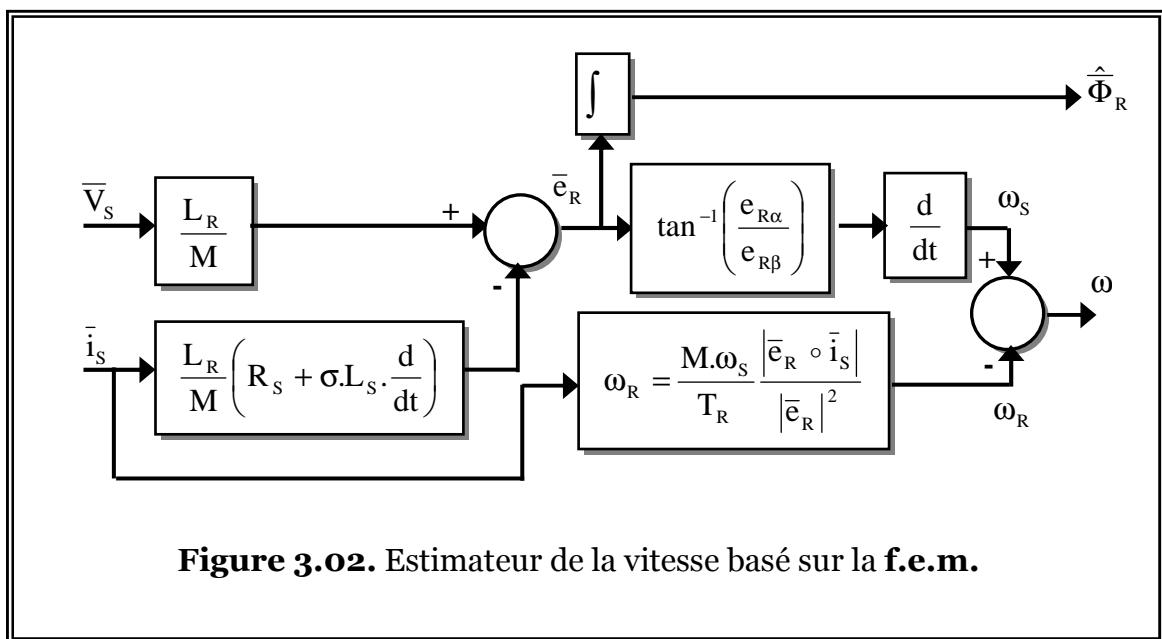


Figure 3.02. Estimateur de la vitesse basé sur la f.e.m.

3.4 ESTIMATION DE LA VITESSE BASEE SUR MRAS.

L'approche basée sur **M.R.A.S.** (Système Adaptatif à Modèle de Référence) utilise deux structures de modèles de la machine qui estiment la même variable d'état. Le modèle qui ne contient pas la quantité estimée (la vitesse du rotor Ω) est considéré comme le modèle de référence, quant au second, il est pris comme modèle réglable.

L'erreur entre les équations estimées obtenues par les deux modèles agit sur un mécanisme d'adaptation convenable qui produit la vitesse du rotor estimé $\hat{\Omega}$. Le schéma bloc de cette méthode est montré dans la figure (3.03) :

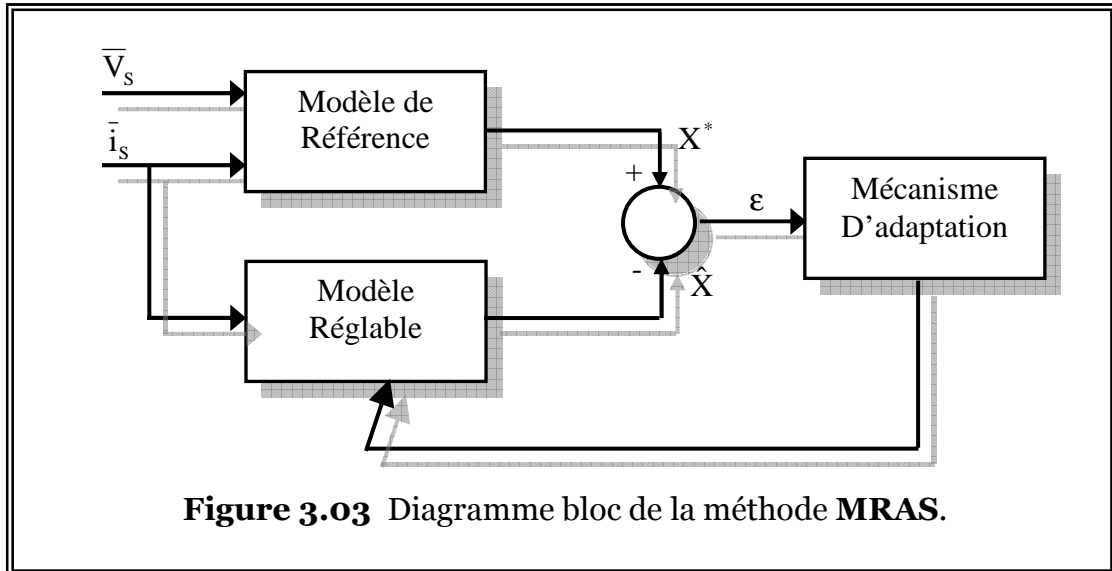


Figure 3.03 Diagramme bloc de la méthode MRAS.

Les deux modèles de base sont : le modèle du stator (modèle de tension (3.05)) et le modèle du rotor (modèle de courant (3.06)). Cette approche a été proposée dans [12-18].

3.4.1 MRAS basé sur l'estimation de flux rotorique

Le flux rotorique d'équation (3.05) ne contient pas la vitesse ω . Par conséquent il est sélectionné pour produire la valeur référence du flux rotorique. Par contre l'équation (3.06) impliquant ω , génère la valeur estimée du flux et peut être considérée comme le modèle réglable. Avec la connaissance complète des paramètres du moteur, les sorties des deux modèles devraient coïncider.

Cependant, toute inégalité entre la vitesse réelle et la vitesse du modèle réglable donne automatiquement une erreur entre les deux résultats des estimateurs du flux. Cette erreur passe à travers un contrôleur **PI** délivrant ainsi la vitesse estimée du modèle réglable.

Le mécanisme d'adaptation est dérivé en utilisant le critère de **Popov** pour l'hyperstabilité.

De l'équation (3.05), le flux rotorique peut être écrit aussi comme suit :

$$\begin{cases} \frac{d\Phi_{R\alpha}}{dt} = \frac{L_R}{M} V_{S\alpha} - R_S i_{S\alpha} - \sigma L_S \frac{di_{S\alpha}}{dt} \\ \frac{d\Phi_{R\beta}}{dt} = \frac{L_R}{M} V_{S\beta} - R_S i_{S\beta} - \sigma L_S \frac{di_{S\beta}}{dt} \end{cases} \quad (3.13)$$

Le modèle réglable est :

$$\begin{cases} \frac{d\Phi_{R\alpha}}{dt} = \frac{M}{T_R} i_{S\alpha} - \frac{1}{T_R} \Phi_{R\alpha} - P.\omega.\Phi_{R\beta} \\ \frac{d\Phi_{R\beta}}{dt} = \frac{M}{T_R} i_{S\beta} + P.\omega.\Phi_{R\alpha} - \frac{1}{T_R} \Phi_{R\beta} \end{cases} \quad (3.14)$$

Supposons que la vitesse rotorique ω est constante et remplaçons la par son estimée $\hat{\omega}$ dans le modèle ajustable (3.14), on obtient :

$$\begin{cases} \frac{d\hat{\Phi}_{R\alpha}}{dt} = \frac{M}{T_R} i_{S\alpha} - \frac{1}{T_R} \hat{\Phi}_{R\alpha} - P.\hat{\omega}.\hat{\Phi}_{R\beta} \\ \frac{d\hat{\Phi}_{R\beta}}{dt} = \frac{M}{T_R} i_{S\beta} + P.\hat{\omega}.\hat{\Phi}_{R\alpha} - \frac{1}{T_R} \hat{\Phi}_{R\beta} \end{cases} \quad (3.15)$$

La dynamique d'erreur entre les deux modèles (3.14) et (3.15) est donc obtenue par :

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} \varepsilon_\alpha = -\frac{1}{T_R} \varepsilon_\alpha - P.\omega.\varepsilon_\beta - (\omega - \hat{\omega})\hat{\Phi}_\beta \\ \frac{d}{dt} \varepsilon_\beta = P.\omega.\varepsilon_\alpha - \frac{1}{T_R} \varepsilon_\beta + (\omega - \hat{\omega})\hat{\Phi}_\alpha \end{cases} \quad (3.16)$$

équivalent à

$$\frac{d}{dt} \varepsilon = [A]\varepsilon - [W] \quad (3.17)$$

En respectant le critère de **Popov**, **Schauder** propose la loi d'adaptation candidate suivante :

$$\hat{\omega} = \varphi_2(\varepsilon) + \int_0^t \varphi_1(\varepsilon) . dt \quad (3.18)$$

Le critère de popov exige la satisfaction de l'inégalité suivante :

$$\int_0^{t_1} \varepsilon^T . W . dt \geq -\gamma_0^2, \quad \forall t_1 \geq 0 \quad (3.19)$$

où γ_0^2 constante positive. En utilisant la définition de $\hat{\omega}$, remplaçons ε et W par leur valeurs, on obtient :

$$\int_0^{t_1} \left\{ \left[\varepsilon_\alpha \hat{\Phi}_{R\alpha} - \varepsilon_\beta \hat{\Phi}_{R\beta} \right] \left[\omega - \varphi_2(\varepsilon) + \int_0^t \varphi_1(\varepsilon) . dt \right] \right\} . dt \geq -\gamma_0^2 \quad (3.20)$$

La solution de cette inégalité peut être trouvée à l'aide de la relation suivante :

$$\int_0^{t_1} K \left(\frac{d}{dt} f(t) \right) \cdot f(t) \cdot dt \geq -\frac{1}{2} K \cdot f(0)^2, \quad K > 0 \quad (3.21)$$

En utilisant cette expression, on peut montrer que l'inégalité de **Popov** est satisfaite par les fonctions suivantes :

$$\begin{cases} \varphi_1 = K_i (\varepsilon_\beta \hat{\Phi}_{R\alpha} - \varepsilon_\alpha \hat{\Phi}_{R\beta}) = K_i (\Phi_{R\beta} \hat{\Phi}_{R\alpha} - \Phi_{R\alpha} \hat{\Phi}_{R\beta}) \\ \varphi_2 = K_p (\varepsilon_\beta \hat{\Phi}_{R\alpha} - \varepsilon_\alpha \hat{\Phi}_{R\beta}) = K_p (\Phi_{R\beta} \hat{\Phi}_{R\alpha} - \Phi_{R\alpha} \hat{\Phi}_{R\beta}) \end{cases} \quad (3.22)$$

La valeur estimée $\hat{\omega}(t)$ est donnée par la loi d'adaptation suivante :

$$\hat{\omega} = K_p \cdot (\Phi_{R\beta} \cdot \hat{\Phi}_{R\alpha} - \Phi_{R\alpha} \cdot \hat{\Phi}_{R\beta}) + K_i \int_0^t (\Phi_{R\beta} \cdot \hat{\Phi}_{R\alpha} - \Phi_{R\alpha} \cdot \hat{\Phi}_{R\beta}) \cdot d\tau \quad (3.23)$$

et on peut écrire aussi [18-20]:

$$\hat{\omega} = \left(K_p + \frac{K_i}{s} \right) \cdot (\bar{\Phi}_R \otimes \dot{\bar{\Phi}}_R) \quad (3.24)$$

Le Schéma de cet estimateur est donné par la figure (3.04).

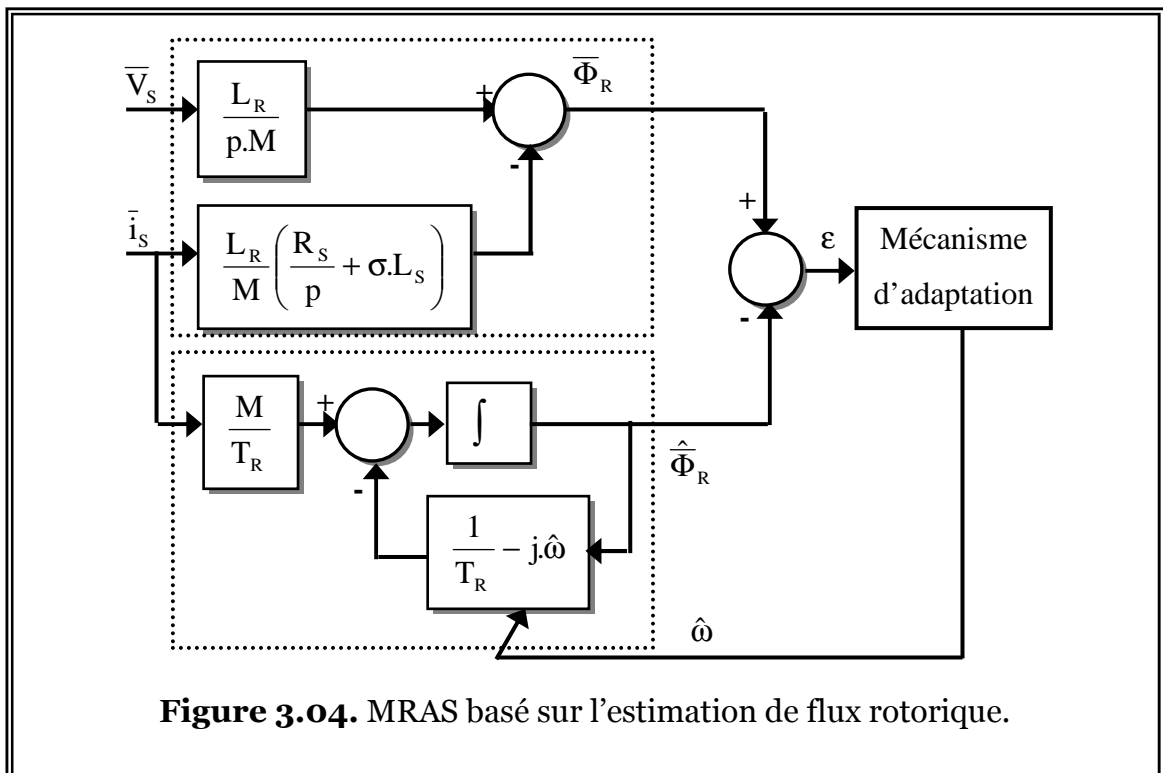
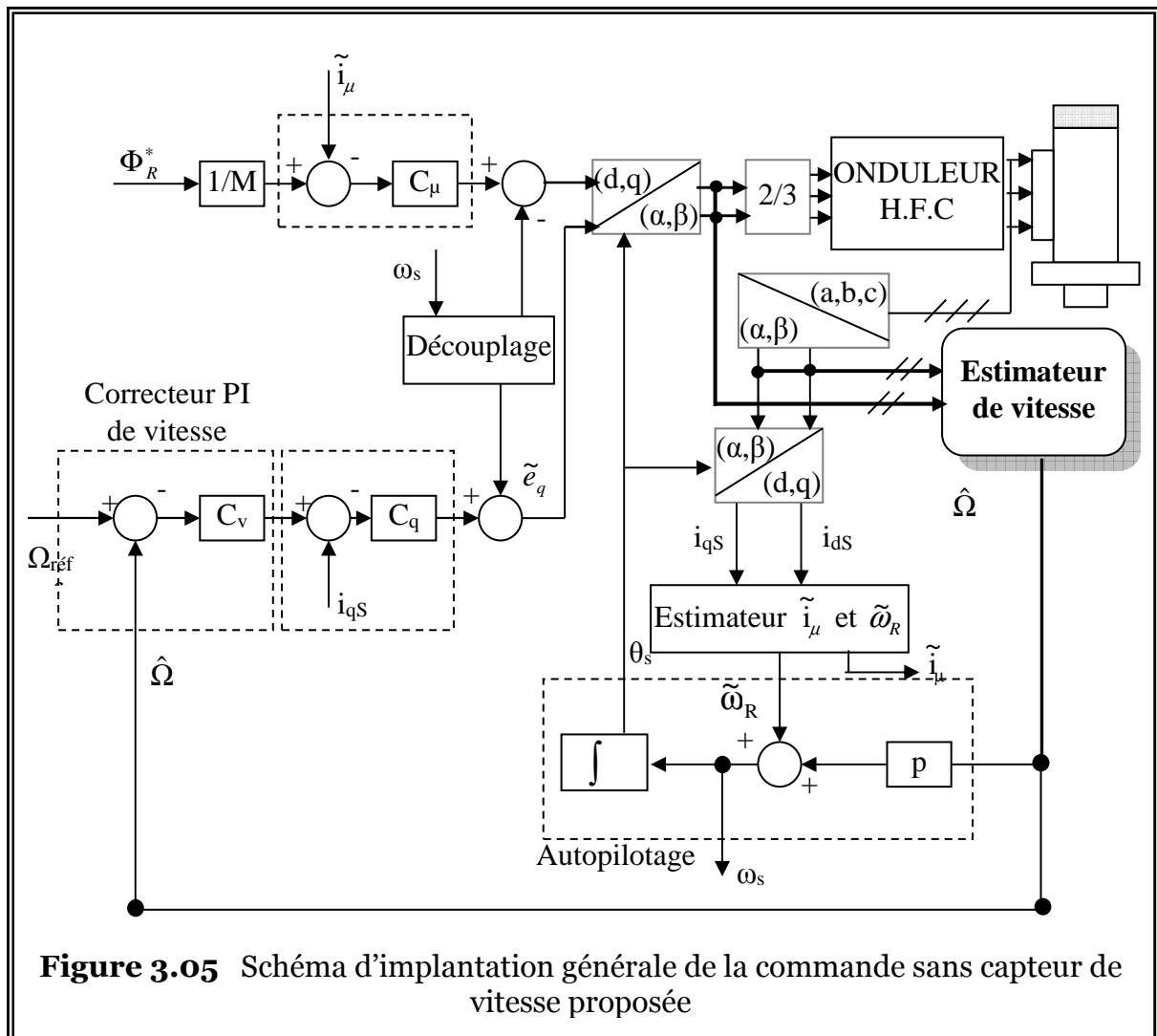


Figure 3.04. MRAS basé sur l'estimation de flux rotorique.

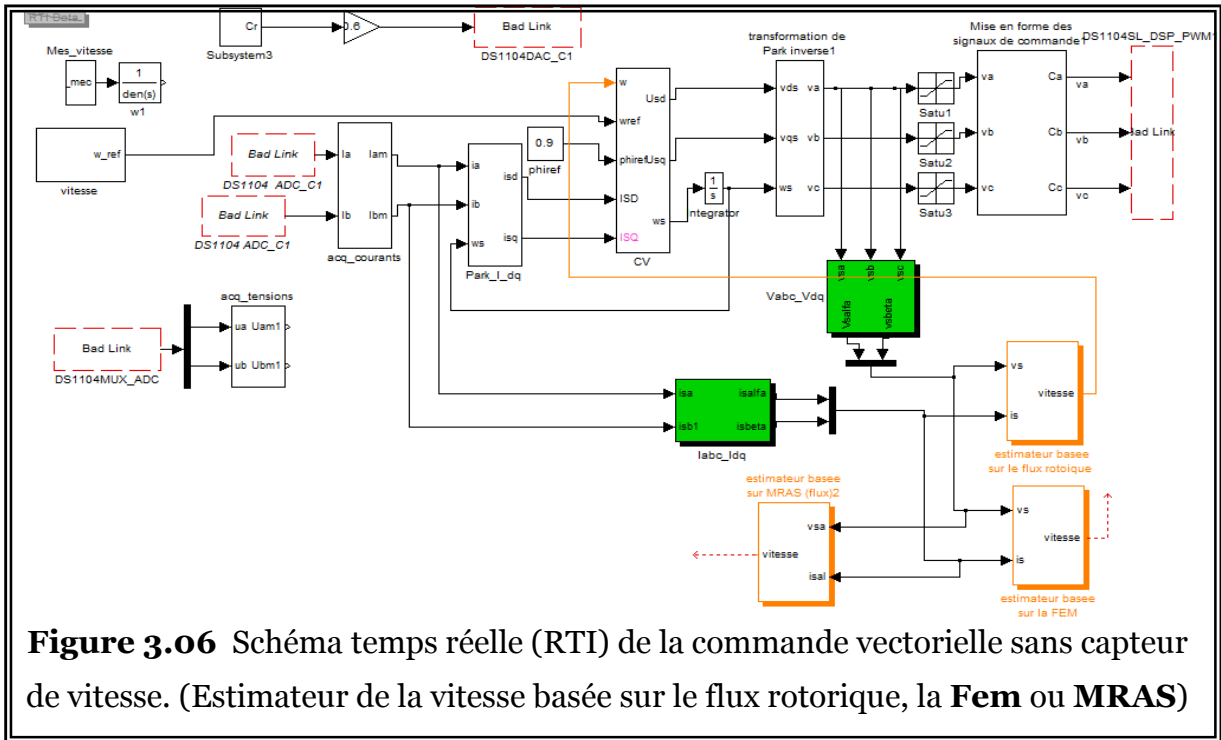
3.5 COMMANDE VECTORIELLE SANS CAPTEUR DE VITESSE.

Le schéma de principe de la commande vectorielle est illustré sur la figure (3.05), il est semblable au schéma de principe de la figure (2.13), la seule différence est l'omission du capteur de vitesse réelle dans la boucle. La vitesse est estimée en utilisant les trois techniques précédemment présentées.



3.6 RESULTATS EXPERIMENTAUX

Afin de tester les performances statiques et dynamiques des estimateurs donnés ci-dessus, nous avons adopté la commande vectorielle pour les trois estimateurs, basée sur le flux rotorique, force électromagnétique et MRAS. Les essais pour cette commande sans capteur de vitesse sont vérifiés sur la configuration de la Plate-forme expérimentale est présenté sur la figure (3.06).



Cas 1 Robustesse vis-à-vis de la variation de charge et de la vitesse :

Nous présenterons dans ce cas les résultats expérimentaux de la commande vectorielle indirecte par orientation de flux rotorique sans capteur de vitesse, la vitesse a estimé par un estimateur basé sur le flux rotorique, la force électromagnétique ou MRAS.

La figure (3.07) représente les profils de références de la vitesse et du couple. A noter qu'après 4,5s du démarrage à vide et avec une vitesse de (140 rd/s), une charge de 8 Nm est appliqué. Après 10s, on fait changer le sens de la vitesse de référence de $+\Omega_{ref}$ à $-\Omega_{ref}$ par passant par zéro en 12 secondes.

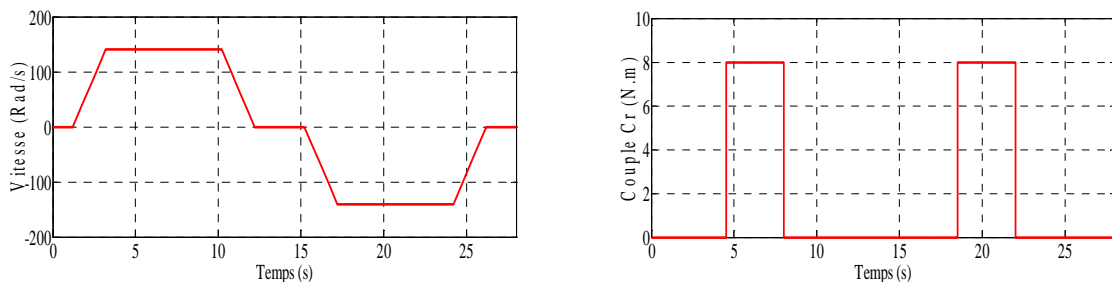


Figure 3.07 Trajectoires de référence pour la vitesse et le couple de charge.

Les résultats Expérimentaux effectués pour les deux essais (application d'une charge et variation de la vitesse) pour la commande vectorielle sans capteur de vitesse, sont données par les figures (3.08), (3.09) et (3.10), la vitesse a estimé par le flux rotorique, par la force électromagnétique ou par MRAS.

Ces estimations ont été effectuées dans les conditions d'un profil variable de la vitesse et du couple de charge. On voit clairement que les deux vitesses, réel et estimé, sont pratiquement confondues et sont proches de leur référence, l'erreur d'estimation de la vitesse (erreur entre la vitesse réelle et estimée) et l'erreur de vitesse de suivi de trajectoire (d'erreur entre la référence et la vitesse estimée) sont faibles, même dans les régions proches de zéro.

On remarque aussi que la composante du courant statorique sur l'axe q est proportionnelle à la variation du couple de charge, par contre sa composante sur l'axe d reste constante.

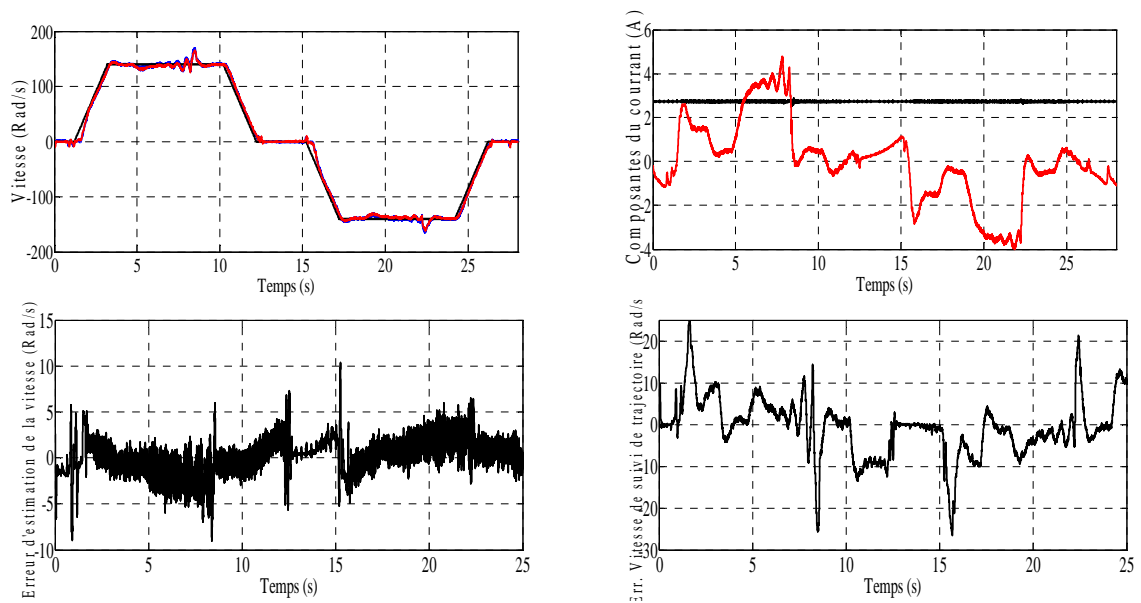


Figure 3.06. Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (Estimateur de vitesse basé sur le flux rotorique).

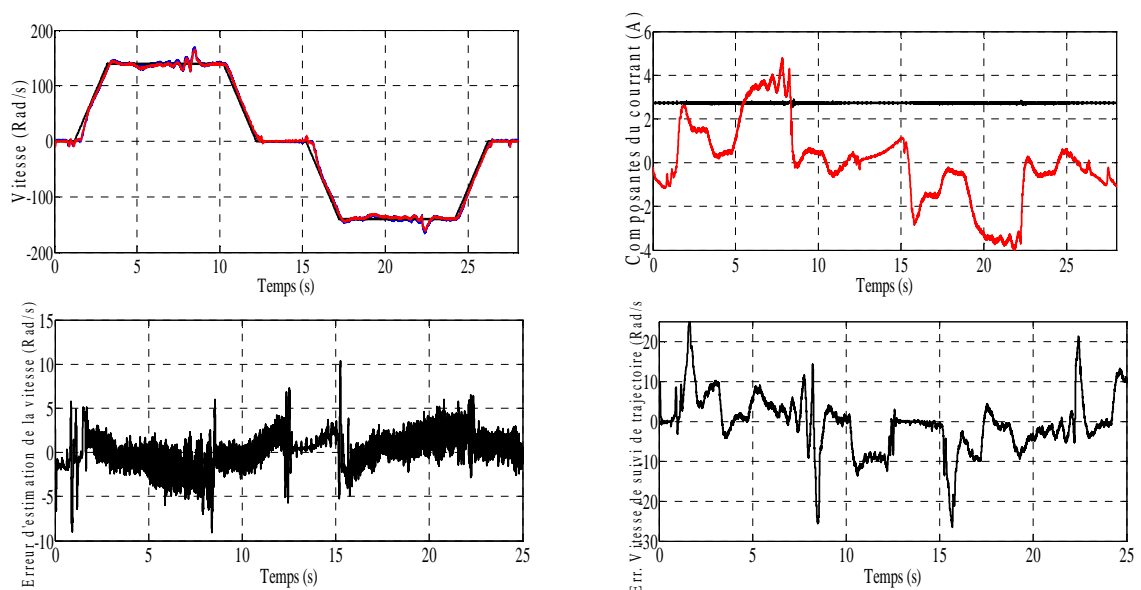


Figure 3.07. Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (Estimateur de vitesse basé sur la force électromagnétique).

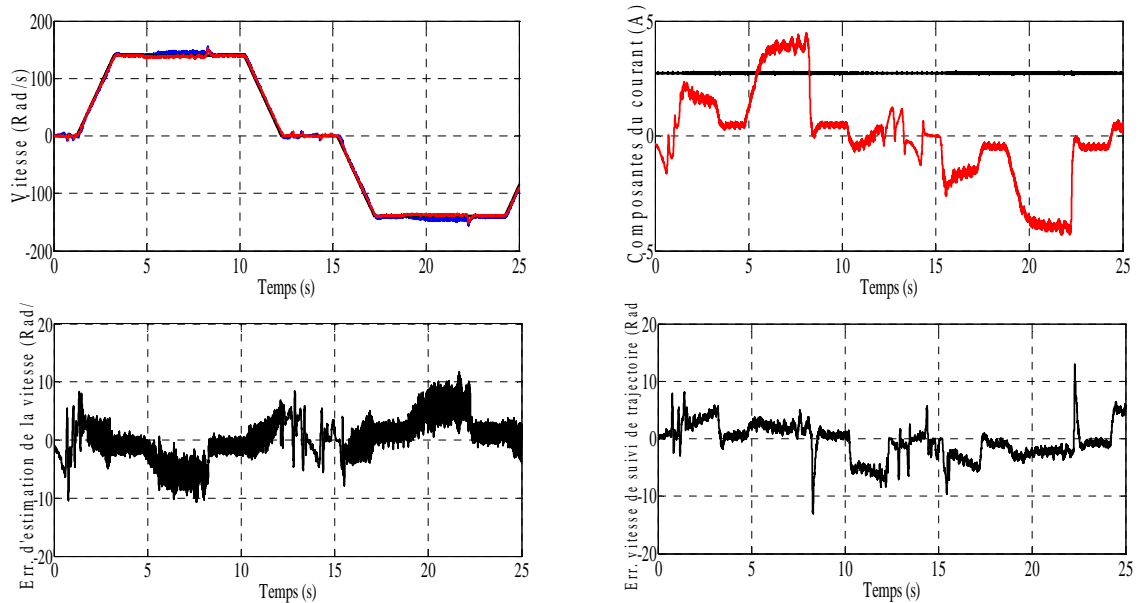


Figure 3.08. Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (Estimateur de vitesse basé sur MRAS).

Cas 2 Robustesse vis-à-vis de la variation de la vitesse sous forme d'escalier

On fait étudier la sensibilité de la commande sans capteur de vitesse vis-à-vis de la variation de vitesse. La figure (3.09) représente le profil de référence de la vitesse.

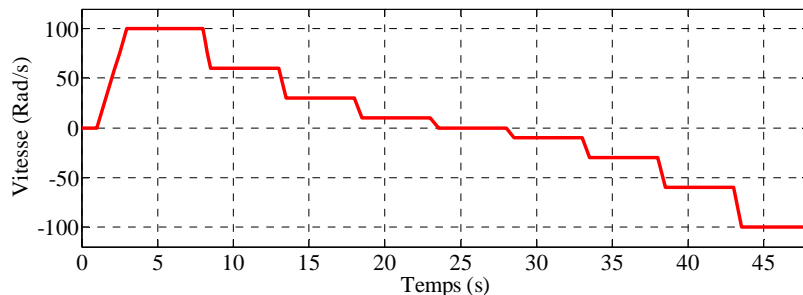


Figure 3.09 Profils de référence vitesse

Les figures (3.10), (3.11) et (3.12) montrent les résultats expérimentaux de la commande sans capteur avec un estimateur de vitesse basé sur le flux rotorique, la force électromagnétique et MRAS respectivement, elles y sont présentées les réponses en vitesse et en courant et en erreur de vitesse.

On constate que les valeurs de vitesse estimées présentent un régime transitoire sans dépassement, et la réponse de la vitesse estimée est semblable avec celle mesurée en suivant la vitesse de référence dans les hautes et moyennes vitesses, mais une mauvaise poursuite

dans les basses vitesses. L'erreur d'estimation de la vitesse (erreur entre la vitesse réelle et estimée) et l'erreur de vitesse de suivi de trajectoire (d'erreur entre la référence et la vitesse estimée) sont importantes, apparaissent dans les basses vitesses et les régions proche de zéro.

Certaines fluctuations aux niveaux de la composante du courant I_{sq} mais la composante du courant statorique d'axe direct I_{sd} est maintenue constante, et qu'il est insensible aux impacts de variations de vitesse.

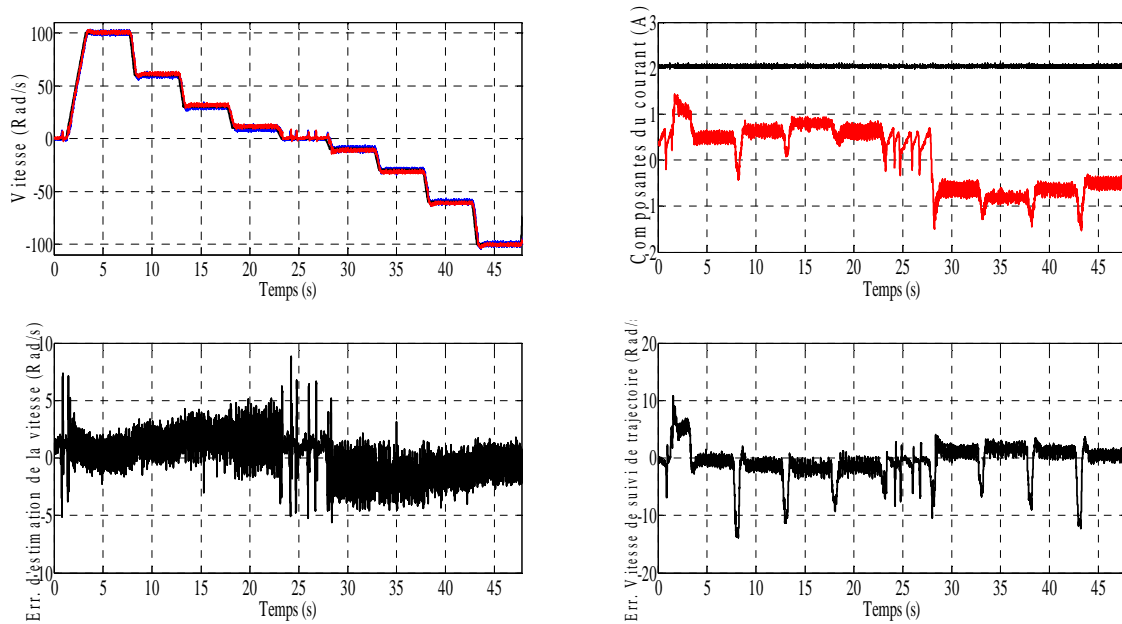


Figure 3.10. Résultats Expérimentaux FOC sans capteur, en régime variable de vitesse (Estimateur de vitesse basé sur le flux rotorique).

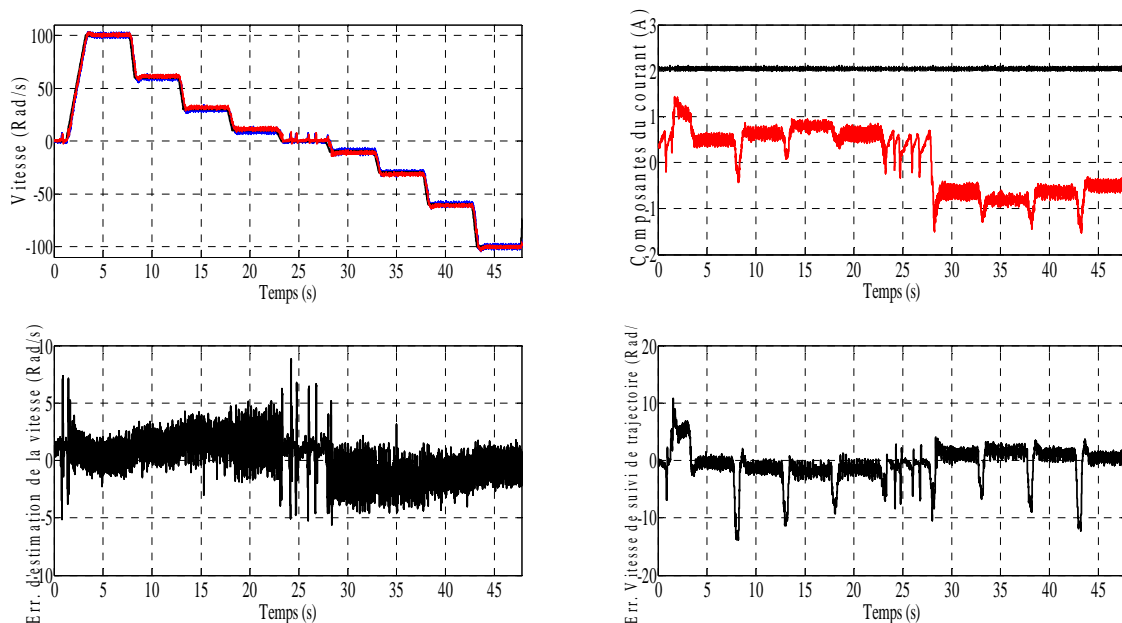


Figure 3.11. Résultats expérimentaux FOC sans capteur en régime variable de vitesse (Estimateur de vitesse basé sur la force électromagnétique).

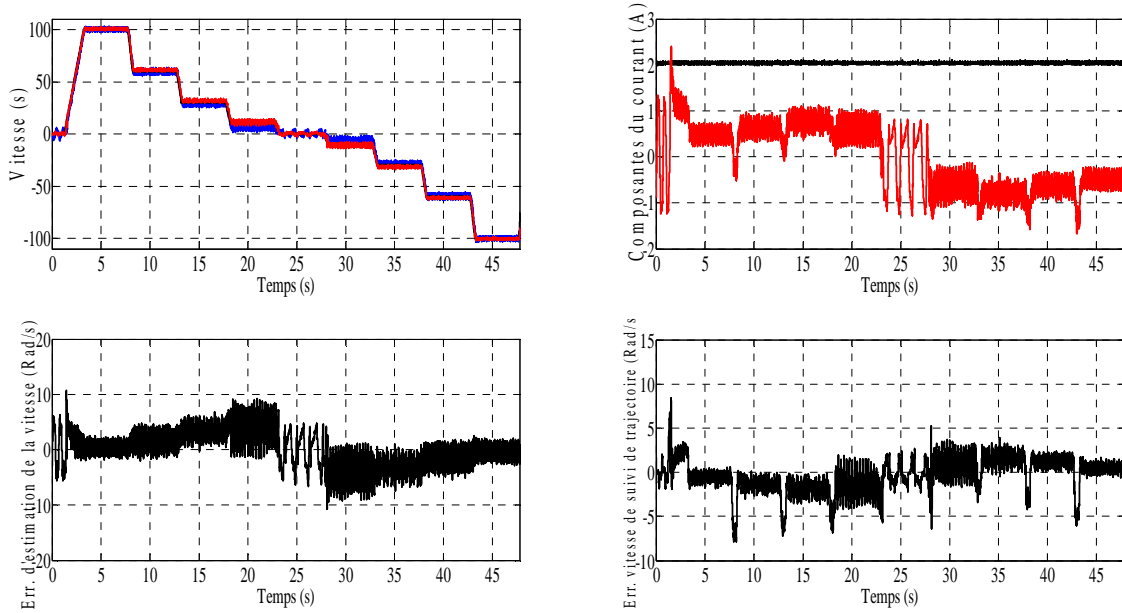


Figure 3.12. Résultats expérimentaux FOC sans capteur en régime variable de vitesse (Estimateur de vitesse basé sur MRAS).

Cas 3 Robustesse vis-à-vis des moyennes vitesses :

On fait étudier la sensibilité des estimateurs de vitesse, (basé sur le flux rotorique, force électromagnétique et MRAS) dans les moyennes vitesses, on procède à un test de robustesse aux moyennes vitesses. La machine tourne à vide et avec une vitesse de 30Rad/s, a l’instant $t=5s$ un couple charge est appliqué. Après 8s, on fait changer le sens de la vitesse de référence de (30 Rad/s) à (-30 Rad/s) par passant par zéro.

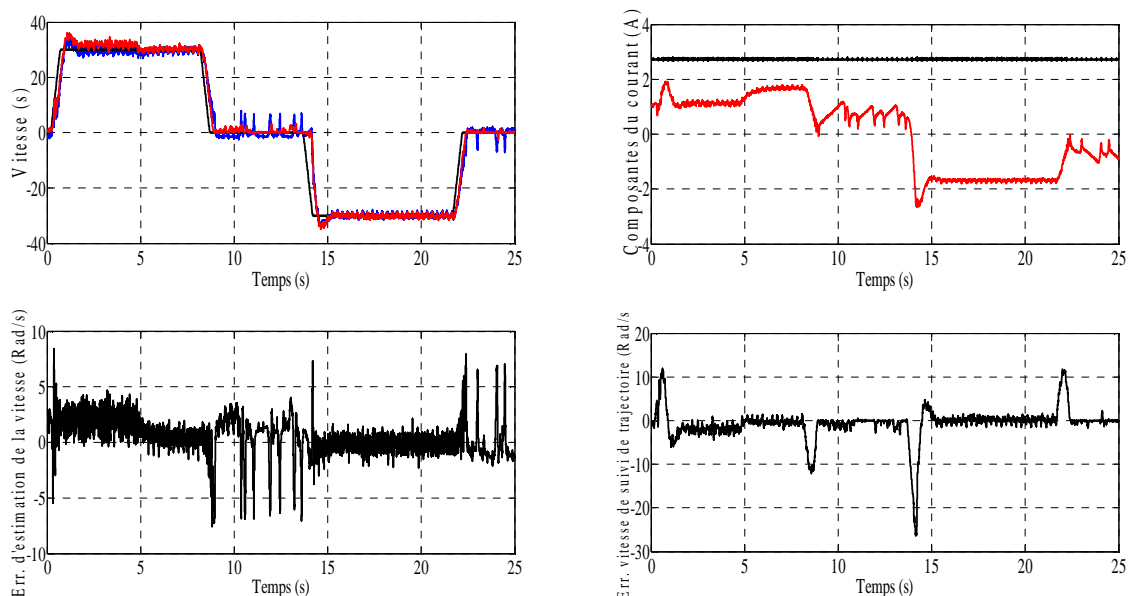


Figure 3.13. Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (le comportement de l’estimateur de la vitesse basé sur le flux rotorique dans les moyennes vitesses).

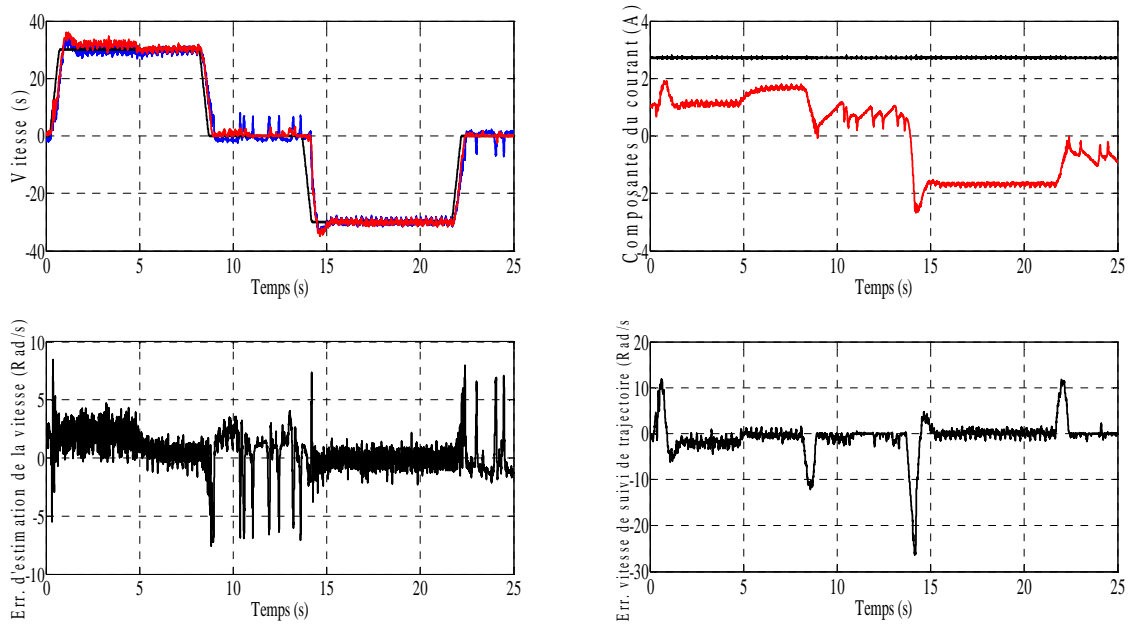


Figure 3.14 Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (le comportement de l'estimateur de la vitesse basé sur la force électromagnétique dans les moyennes vitesses).

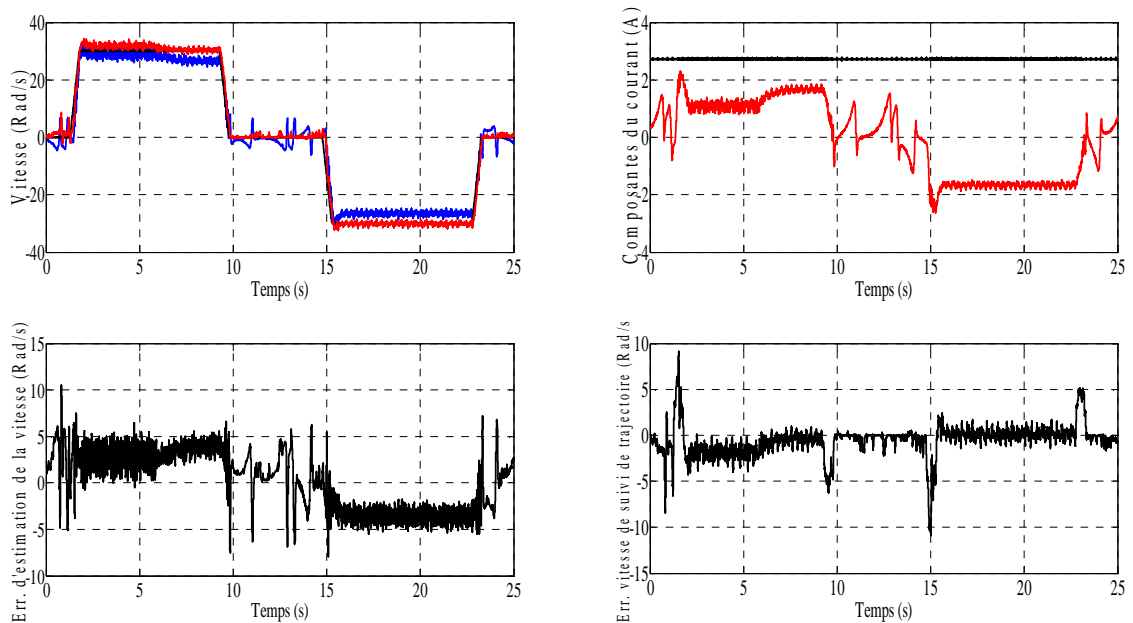


Figure 3.15. Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (le comportement de l'estimateur de la vitesse basé sur MRAS dans les moyennes vitesses).

Les figures (3.13), (3.14) et (3.15) montrent le comportement dynamique du variateur asynchrone soumis à des moyennes vitesses pour la commande vectorielle sans capteur dans les trois techniques d'estimation de la vitesse.

Nous constatons que les deux vitesses, mesurée et estimée, suivent la vitesse de consigne mais avec des oscillations, et l'erreur de mesure de vitesse et de suivi de trajectoire sont plus importantes.

On voit clairement que la composante du courant statorique sur l'axe q est liée à la variation de la vitesse, par contre sa composante sur l'axe d reste constante.

Cas 4 Robustesse vis-à-vis des faibles vitesses :

On fait étudier la sensibilité des estimateurs de vitesse dans les basses vitesses, à noter qu'après 5s du démarrage à vide et avec une vitesse de (2,5 Rad/s), une charge de 3Nm est appliqué. Après 8s, la vitesse varie entre 2,5Rad/s et 10 Rad/s mais par passant par une vitesse nulle.

Les performances dynamiques et statiques de la commande de la machine asynchrone sans capteur avec les estimateurs de vitesse basé sur le flux rotorique, la force électromagnétique et MRAS sont montrées respectivement par les figures (3.16), (3.17) et (3.18). On peut remarquer que les deux vitesses, estimée et mesurée, présentent fluctuations et des fortes oscillations avec une mauvaise poursuite, et on voit clairement que l'erreur de mesure de vitesse et de suivi de trajectoire sont plus importantes.

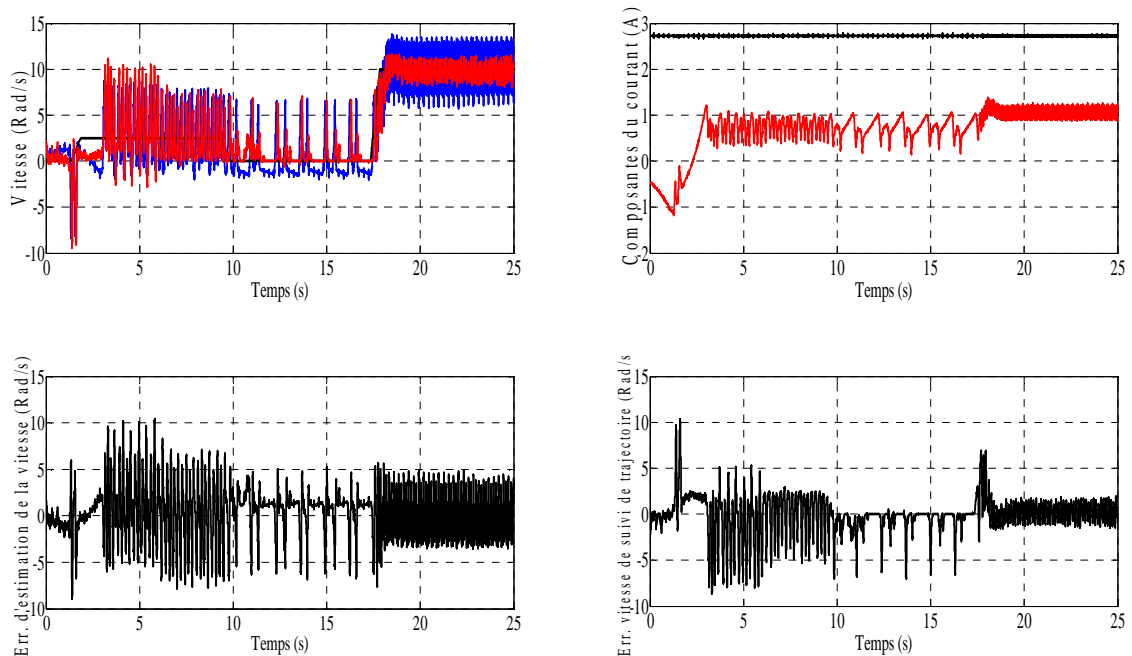


Figure 3.16. Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (le comportement de l'estimateur de la vitesse basé sur le flux rotorique dans les faibles vitesses).

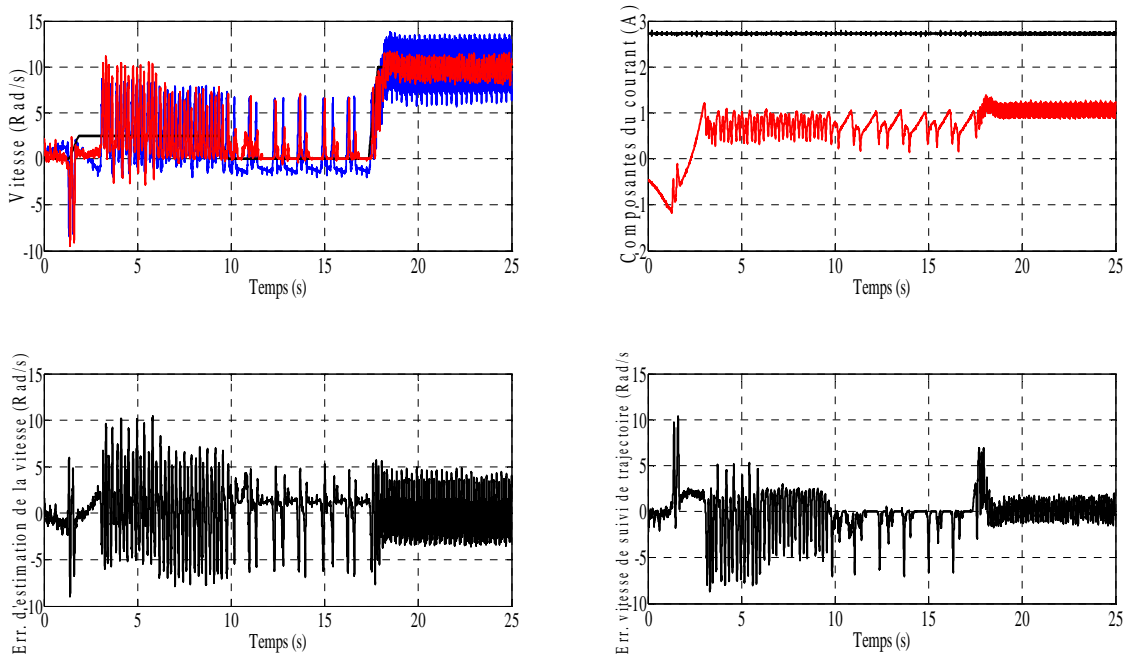


Figure 3.17. Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (le comportement de l'estimateur de la vitesse basé sur la **Fem** dans les faibles vitesses).

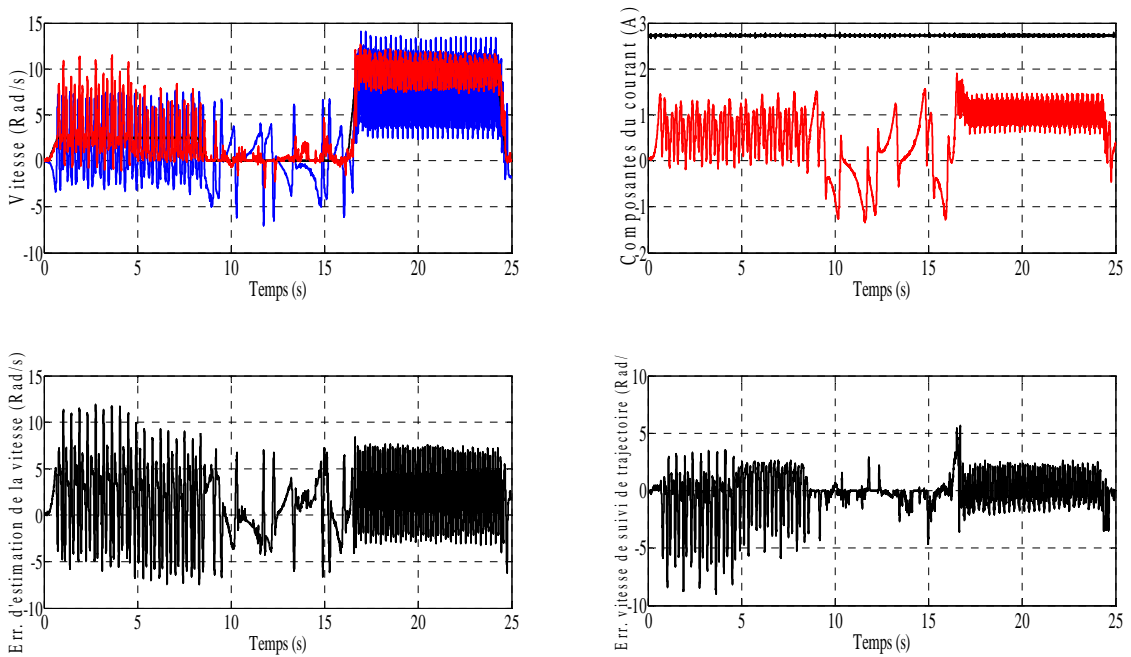


Figure 3.18. Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (le comportement de l'estimateur de la vitesse basé sur MRAS dans les faibles vitesses).

Enfin, on peut dire que les essais expérimentaux de la commande vectorielle sans capteur de la machine asynchrone, avec les estimateurs de vitesse, sur le banc d'essai, ont donné des résultats non satisfaisants surtout dans les faibles vitesses.

3.7 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons exposé l'ensemble des techniques, parmi les utilisées pour l'estimation de la vitesse d'un moteur asynchrone commandé vectoriellement. Celles-ci sont données successivement par un estimateur simple de flux, par la force électromagnétique et enfin par le système adaptatif à modèle de référence (MRAS)

Cette étude a montré que ces techniques présentent des inconvénients semblables comme elles sont dérivées du même modèle de base de la machine.

Les résultats expérimentaux obtenus de la commande sans capteur, avec les estimateurs de vitesse, non satisfaisants, une mauvaise poursuite, surtout dans les moyennes et basses vitesses.

Dans le chapitre suivant, on va étudier des techniques plus robustes, en introduisant des observateurs vitesse dans la commande vectorielle du moteur asynchrone.

3.8 REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] V. Verma, C. Chakraborty, S. Maiti and Y. Hori, « Speed Sensorless Vector Controlled Induction Motor Drive Using Single Current Sensor», IEEE Tran. on energy conv., Vol. 28, no. 4, pp. 938-950, 2013.
- [2] I. BENLALOU, «Commande, Observation et Diagnostic d'un Système Non-linéaire : Application à la Machine Asynchrone en Présence de Défauts, » Thèse de doctorat, Univ. Batna, juin 2016.
- [3] V. Verma, C. Chakraborty, S. Maiti and Y. Hori, « Speed Sensorless Vector Controlled Induction Motor Drive Using Single Current Sensor», IEEE Tran. on energy conv., Vol. 28, no. 4, pp. 938-950, 2013
- [4] R. Cárdenas, R. Peña, J. Clare, G. Asher and J. Proboste, « MRAS Observers for Sensorless Control of Doubly-Fed Induction Generators », IEEE Trans. on power electr., Vol. 23, No.3, , pp. 1075-1084, May 2008
- [5] R. Ajabi Farshbaf, M.R. Azizian and A. Ebrahimi, « NN-MRAS based speed estimator vs. RF-MRAS one: Design and comparison», IEEE 3rd Power Electro. and Drive Sys. Tech. (PEDSTC), pp. 223-228, 2012.
- [6] V. Verma, C. Chakraborty « New series of MRAS for speed estimation of vector controlled induction motor drive», Conf. the IEEE Ind. Electro. Soc., pp. 755-761, 2014.

- [7] M. Zhang, M. Cheng and B. Zhang « Sensorless Control of Linear Flux-Switching Permanent Magnet Motor Based on Improved MRAS », IEEE 9th Inter. Sym. on Sensorless Control for Elec. Drives (SLED), pp. 84-89, 2018.
- [8] A. Accetta, M. Cirrincione, M. Pucci and G. Vitale « Closed-Loop MRAS Speed Observer for Linear Induction Motor Drives», IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 51, No 3, pp. 2279-2290, 2015.
- [9] M. Rizwan Khan ; A. Iqbal « Model reference adaptive system with simple sensorless flux observer for induction motor drive: MRAS with simple sensorless flux observer for induction motor drive», IEEE Inter. Conf. on Power Electro., (PEDES), pp. 1-6, 2012.
- [10] R. Saifi, N. Nait-Said, A. Makouf, L. Chrifi-Alaoui and S. Drid « A new flux rotor based MRAS for sensorless control of induction motor», IEEE 5th Inter. Conf.on Sys. and Control (ICSC), pp. 365-370, 2016.
- [11] M. Mehreganfar and S. Davari « Sensorless predictive control method of three-phase AFE rectifier with MRAS observer for robust control», IEEE Inter. Symp. on Pred. Control of Elec. Drives and Power, pp. 107 - 112, 2017.
- [12] D. Bao, Y. Wang, X. Pan and X. Wang « Improved sensorless control method combining SMO and MRAS for surface PMSM drives», IEEE Ind. App. Soc. Ann. Meet., pp. 1-5, 2017.
- [13] J. Holtz, « Sensorless speed and position control of induction motors», 27th Annual conference of the IEEE, IES, IECON, Denver /Co, Nov. 29 – Dec. 2, 2001.
- [14] H. Ben Azza, N. Zaidi, M. Jemli and M. Boussak, « Development and Experimental Evaluation of a Sensorless Speed Control of SPIM Using Adaptive Sliding Mode-MRAS Strategy», IEEE Journal of Emer. and Sele. Top. in Power Electro. Vol. 02, No. 2, pp. 319-328, 2014.
- [15] E. Dehghan-Azad, S. Gadoue, D. Atkinson, H. Slater, P. Barrass and F. Blaabjerg, «Sensorless Control of IM Based on Stator-Voltage MRAS for Limp-Home EV Applications», IEEE Trans. on Power Electro. Vol. 33, No.3, pp. 1911-1921, 2018.
- [16] C. Schauder, « Adaptive speed identification for vector control of induction motors without rotational transducers », IEEE Trans. on ind. App., Vol. 28, No. 05, pp. 1054-1061, 1992.
- [17] U. Reddy, K. Kumar, A. Kumar and P. Kumar, « Speed Estimation Technique Using Modified Stator Current Error Based MRAS for Direct Torque Controlled Induction Motor Drives », IEEE Journal of Emer. and Sel. Topics in Power Electro. pp. 1-5, 2019.

- [18] M. Hosein, M. Ojaghi and A. Taheri, « Modified DTC of a Six-Phase Induction Motor With a Second-Order Sliding-Mode MRAS-Based Speed Estimator», IEEE Trans. on Power Electro., Vol. 34, No. 1, pp. 600-611, 2019.
- [19] C. Schauder, « Adaptive speed identification for vector control of induction motors without rotational transducers », IEEE Trans. on indus. App., Vol. 28, No. 05, pp. 1054-1061, 1992,.
- [20] A. Smith, S. Gadoue and J. Finch, « Improved Rotor Flux Estimation at Low Speeds for Torque MRAS-Based Sensorless Induction Motor Drives », IEEE Trans. on Energy Conv., Vol. 31, No. 1, pp. 270-282, 2016.

Chapitre 4:

Les observateurs de vitesse du moteur asynchrone

4.1 INTRODUCTION

La mise en œuvre effective d'une loi de commande sur un système dynamique nécessite la connaissance de son état ou d'une partie de celui-ci à chaque instant. En pratique, la connaissance partielle de l'état s'obtient grâce à des mesures effectuées avec des capteurs tels que les codeurs incrémentaux, génératrices tachymétriques, etc. ces mesures sont souvent bruitées, ce qui dégrade les performances d'une boucle de régulation. Pour des raisons techniques et de coût, la dimension du vecteur de sortie ou de mesures étant inférieure à la dimension du vecteur d'état, elle ne permet pas une déduction algébrique du vecteur d'état. Pour toutes ces raisons, on a recours à la théorie des observateurs.

Un observateur fournit une estimation asymptotique de l'état en fonction des entrées appliquées au système et des sorties ou mesures. L'observateur possède le comportement d'un système dynamique. L'utilisation des observateurs est un moyen de reconstruction de l'état, elle constitue une étape intermédiaire pour la commande d'un système dont l'état est partiellement connu. Ce dernier cas rentre dans le cadre de la commande dynamique des systèmes [1-2].

L'estimation de l'état des systèmes dynamiques a concerné nombre de chercheurs au cours des dernières décennies. Une introduction à ce sujet a été présentée par {Luenberger [3]} pour le cas linéaire déterministe et par {Kalman [4]} pour le cas stochastique.

Nous choisissons dans ce chapitre, deux techniques d'observation de la vitesse, le premier, observateur de Luenberger du flux du moteur asynchrone avec adaptation de la vitesse (**Méthode de Kubota**), et le seconde, filtre de Kalman étendu (**observateur stochastique**), puis on introduira chaque Observateur dans la commande vectorielle.

Finalement, nous allons montrer les résultats expérimentaux de la commande sans capteur mécanique en utilisant les deux méthodes citées précédemment.

4.2 OBSERVATION DU FLUX ET ADAPTATION DE LA VITESSE

4.2.1 Observateur de Luenberger

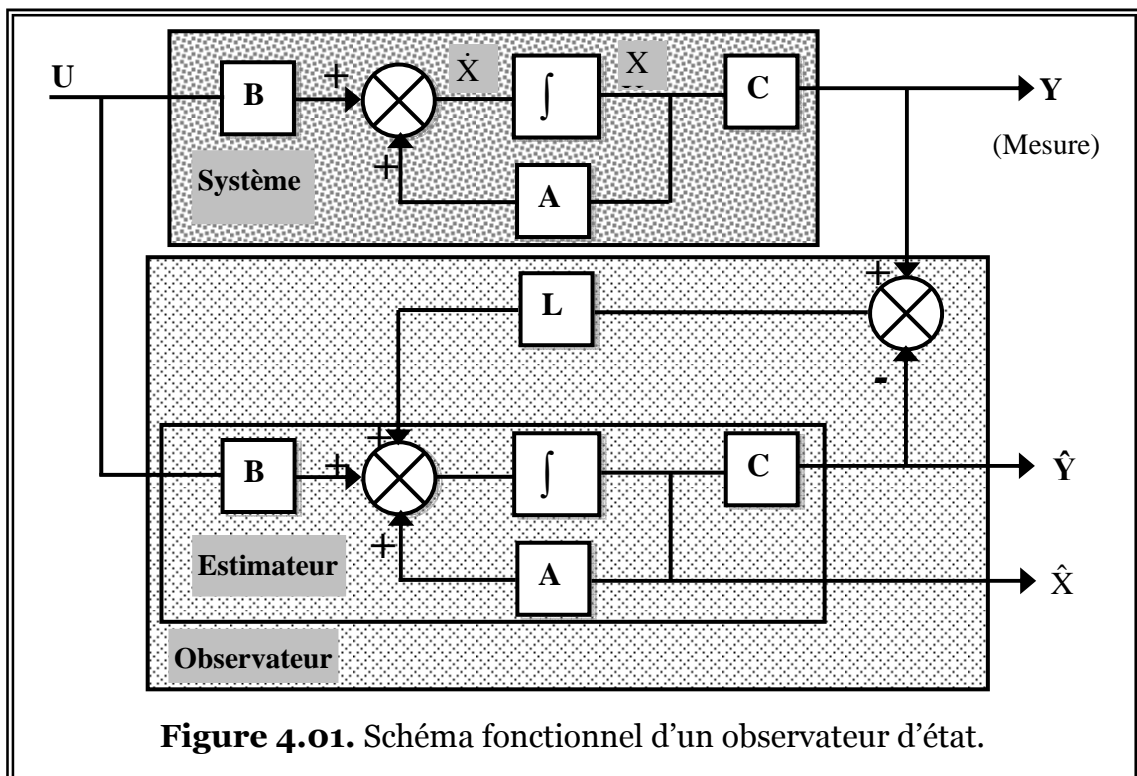
L'observateur de Luenberger permet de reconstituer l'état d'un système observable à partir de la mesure des entrées et des sorties. Il est utilisé dans les commandes par retour

d'état lorsque tout ou partie du vecteur d'état ne peut être mesuré. Dans sa version étendue, il permet d'estimer les paramètres variables ou inconnus d'un système.

L'observateur de Luenberger permet la reconstitution des états du système à observer par résolution des équations d'état du système originale.

4.2.2 Principe de l'observateur

La structure d'un observateur d'état est celle indiquée sur la figure (4.01), elle fait intervenir tout d'abord un estimateur fonctionnant en boucle ouverte qui porte également le nom du prédicteur et qui est caractérisé par la même dynamique que celle du système. La structure fonctionnant en boucle fermée obtenue par l'introduction d'une matrice de gains L permet d'imposer la dynamique propre à cet observateur.



Les différentes grandeurs mentionnées sur la figure représentent respectivement :

- Un vecteur d'entrée U du système réel et de l'observateur,
- Un vecteur d'état X constitué des grandeurs à observer,
- Un vecteur de sortie Y dont les composant (courants, tensions).

Le dernier vecteur est comparé au vecteur équivalent \hat{Y} donné par l'observateur pour assurer fonctionnement en boucle fermée. Ainsi on définit une nouvelle variable l'erreur d'observation ε_Y . Celle-ci est multipliée par une matrice de gains elle est envoyée à l'entrée de l'observateur pour influencer les états estimés \hat{X} . Ainsi, par un choix judicieux de la matrice de gain L , on peut modifier la dynamique de l'observateur et par conséquent faire évoluer la vitesse de convergence de l'erreur vers Zéro.

Le choix d'un bon référentiel s'avère important pour la description de l'observateur. En effet, il est important d'avoir la matrice dynamique A quasi stationnaire qui permet de vérifier la validité de l'hypothèse de linéarisation du système liée à la séparation des modes.

Pour un référentiel lié au stator, d'une part la matrice A ne contient que la vitesse de rotation et d'autre par la matrice C de sortie ne contient que des termes constants et de préférence indépendants des paramètres. Cela permet de dire que la bonne convergence de l'erreur ε_Y vers zéro entraîne une bonne convergence de X vers \hat{X} [1].

4.2.3 Observateur du flux du moteur asynchrone

La forme générale de l'équation d'état s'écrit de la façon suivante :

$$\begin{cases} \dot{X} = AX + BU \\ Y = CX. \end{cases} \quad (4.01)$$

Dans le référentiel lié au stator, le vecteur d'état X peut être composé des composantes du flux statorique et du flux rotorique, le vecteur d'entrée U est constitué des composantes de tension statorique et le vecteur de sortie Y est défini à partir des composantes du vecteur courant statorique. Il vient alors [5] :

$$\begin{bmatrix} \dot{\bar{\Phi}}_S \\ \dot{\bar{\Phi}}_R \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{\Phi}_S \\ \bar{\Phi}_R \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_1 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{U}_S \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4.02)$$

$$\bar{i}_S = C.X \quad (4.03)$$

Où :

$$\bar{\Phi}_S = [\Phi_{S\alpha} \quad \Phi_{S\beta}]^T, \bar{\Phi}_R = [\Phi_{R\alpha} \quad \Phi_{R\beta}]^T, \text{ flux statorique et rotorique.}$$

$$\bar{U}_S = [U_{S\alpha} \quad U_{S\beta}]^T, \bar{i}_S = [i_{S\alpha} \quad i_{S\beta}]^T, \text{ la tension et le courant statorique.}$$

$$A_{11} = -\frac{1}{\sigma T_S} . I = a_{11} I$$

$$A_{12} = \frac{M}{\sigma T_S L_R} \cdot I = a_{12} I$$

$$A_{21} = \frac{M}{\sigma T_R L_S} \cdot I = a_{21} I$$

$$A_{22} = -\frac{1}{\sigma T_R} \cdot I - \omega J = a_{22} I + a_{122} J$$

$$B_1 = I$$

$$C = \left[\begin{array}{cc} \frac{1}{\sigma L_S} \cdot I & \frac{\sigma - 1}{\sigma M} \cdot I \end{array} \right]$$

$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$j = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

L'équation d'état de l'observateur peut s'écrire de la façon suivante [5]:

$$\begin{cases} \hat{\dot{X}} = \hat{A} \cdot \hat{X} + B \cdot U + L \cdot \varepsilon_Y \\ \hat{Y} = C \hat{X} \end{cases} \quad (4.04)$$

ε_Y étant un écart de l'observation défini par :

$$\varepsilon_Y = Y - \hat{Y}. \quad (4.05)$$

où : $\hat{}$ est noté pour les vecteurs estimés et L est le gain de l'observateur.

Y et \hat{Y} : les sorties du système mesurée et estimée.

4.2.4 Observateur du flux avec adaptation de la vitesse

Lorsque la vitesse de rotation de la machine n'est pas mesurée, elle est considérée comme un paramètre inconnu dans le système d'équation de l'observateur basée sur le modèle de la machine.

En ajoutant un mécanisme d'adaptation afin d'estimer la vitesse du rotor, les états du système ainsi que ses paramètres peuvent être estimés simultanément. Le mécanisme d'adaptation de la vitesse ou des paramètres sera déduit de la théorie de **Lyapunov**.

L'observateur d'état se présente comme suit:

$$\hat{\dot{X}} = \hat{A}.\hat{X} + B.U_s + L(\hat{i}_s - i_s) \quad (4.06)$$

avec :

$$\hat{X} = \begin{bmatrix} \hat{\Phi}_s & \hat{\Phi}_r \end{bmatrix}^T ; \hat{i}_s = \begin{bmatrix} \hat{i}_{s\alpha} & \hat{i}_{s\beta} \end{bmatrix}^T ; U_s = \begin{bmatrix} U_{s\alpha} & U_{s\beta} \end{bmatrix}^T$$

on considère l'erreur d'estimation comme suit:

$$\begin{cases} e = X - \hat{X} \\ \Delta A = A - \hat{A} \end{cases} \quad (4.07)$$

Alors la dynamique de l'erreur d'estimation sur les flux statorique et rotorique est donnée par la différence des équations (4.02) et (4.06), cela donne ce qui suit:

$$\frac{de}{dt} = (A + KC).e + \Delta A \hat{X} \quad (4.08)$$

avec :

$$\Delta A = A - \hat{A} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -j\Delta\omega \end{bmatrix} \text{ et } \Delta\omega = \omega - \hat{\omega} \quad (4.09)$$

On définit alors la fonction de Lyapunov suivante afin d'établir un algorithme d'estimation de la vitesse.

$$\text{Soit : } V = e_n^T e_n + \frac{1}{\lambda} (\hat{\omega} - \omega)^2 \quad (4.11)$$

où : λ est une constante positive.

et e_n est défini comme suit :

$$e_n \begin{bmatrix} \hat{i}_s - \hat{i}_s & \Phi_r - \hat{\Phi}_r \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} e_{i_s} & e_{\Phi_r} \end{bmatrix}^T = \Gamma e.$$

avec : Γ une matrice non singulière.

Si on dérive la fonction de Lyapunov (4.11) par rapport au temps on obtient:

$$\dot{V} = e_n^T \left\{ \Gamma(A + LC)\Gamma^{-1} \right\}^T + \left[\Gamma(A + LC)\Gamma^{-1} \right] e_n + \underbrace{X^T \Delta A^T \Gamma^T e_n + e_n^T \Gamma \Delta A X}_{2[\hat{\Phi}_{s\beta} e_{i_{s\alpha}} - \hat{\Phi}_{s\alpha} e_{i_{s\beta}}] \Delta\omega / (\sigma L_s)} - \frac{2\Delta\omega}{\lambda} \frac{d\hat{\omega}}{dt}. \quad (4.12)$$

Pour déduire la loi d'adaptation de la vitesse rotorique, le deuxième terme et le troisième terme de l'équation ci-dessus sont annulés et il est montré, en effet, que le 1^{er} terme est négatif pour garantir la stabilité du système selon la théorie de Lyapunov, puisque ce terme est semi définie négatif et l'observateur a des pôles stables.

Le mécanisme d'adaptation est donné par [5-9]:

$$\hat{\omega} = K_{i\omega} \int_0^t [\hat{\Phi}_{s\beta} e_{is\alpha} - \hat{\Phi}_{s\alpha} e_{is\beta}] dt \tag{4.13}$$

où : $K_{i\omega}$ est une constante positive.

Notons que des détails sur le mécanisme d'adaptation sont donnés en annexe (B).

Le schéma bloc de l'observateur avec le mécanisme d'adaptation est donné par la figure (4.02).

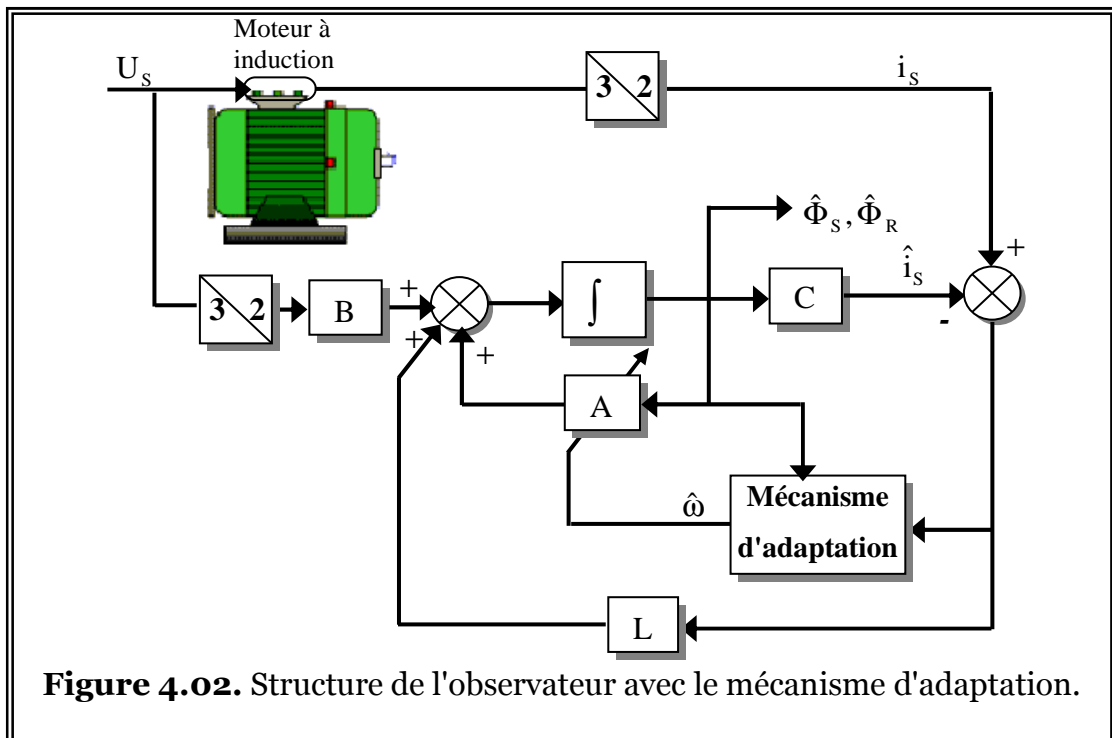


Figure 4.02. Structure de l'observateur avec le mécanisme d'adaptation.

La loi d'adaptation de la vitesse est déduite sous la condition que la vitesse reste constante, mais en pratique elle change assez rapidement. Pour améliorer le comportement dynamique de l'observateur de vitesse, un terme proportionnel peut être ajouté. La loi d'adaptation de la vitesse devient alors

$$\hat{\omega} = K_{p\omega} (\hat{\Phi}_{s\beta} e_{is\alpha} - \hat{\Phi}_{s\alpha} e_{is\beta}) + K_{i\omega} \int_0^t [\hat{\Phi}_{s\beta} e_{is\alpha} - \hat{\Phi}_{s\alpha} e_{is\beta}] dt \tag{4.14}$$

4.2.5 Choix du gain de l'observateur

La matrice de gain est choisie de manière à imposer une dynamique de l'observateur plus rapide que celle du système. Habituellement, les pôles de l'observateur sont placés tels que l'erreur d'observation diminue le plus rapidement possible.

Le gain $[L]$ devra être calculé pour assurer la convergence de l'observateur sur une large gamme de vitesse donnée et ou sa valeur devra être adaptée selon la vitesse de rotation.

Peu de méthodes sont proposées pour le placement des pôles de l'observateur d'ordre complet du moteur à induction. L'approche classique c'est de placer les pôles de l'observateur proportionnellement aux pôles du moteur à induction.

Si les pôles du moteur asynchrone sont donnés par S_{LM} , les pôles de l'observateur sont choisis comme suit :

$$S_{LO} = K_S \cdot S_{LM} \quad (4.15)$$

avec K_S une constante positive.

La matrice de gain K de l'observateur est présentée sous la forme spéciale suivante [2]:

$$K = \begin{bmatrix} K_1 \cdot I & K_2 \cdot j \\ K_3 \cdot I & K_4 \cdot j \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

Où K_1 , K_2 , K_3 et K_4 sont fonctions des paramètres du moteur asynchrone et sa vitesse. Ils sont donnés par les relations suivantes [5-9]:

$$K_1 = -k_s \cdot R_s (1 + a_{22}/a_{11})(1 - \sigma a_{22} h)$$

$$K_2 = -k_s R_s \omega (1 + a_{22}/a_{11}) \cdot h$$

$$K_3 = k_s R_s L_R / M (1 + a_{22}/a_{11})(1 + \sigma a_{22} h)$$

$$K_4 = -k_s R_s \omega \cdot L_R / M (1 + a_{22}/a_{11})$$

$$\text{et } h = (\sigma a_{22} - (k_s + 1)(a_{11} + a_{22})) / (\omega^2 + (\sigma a_{11})^2)$$

4.3 COMMANDE SANS CAPTEUR DE VITESSE

Dans le but de tester la performance de la commande vectorielle sans capteur de vitesse avec l'observateur de Luenberger, nous procédons à des tests expérimentaux. La figure (4.03) montre le schéma bloc de cette commande.

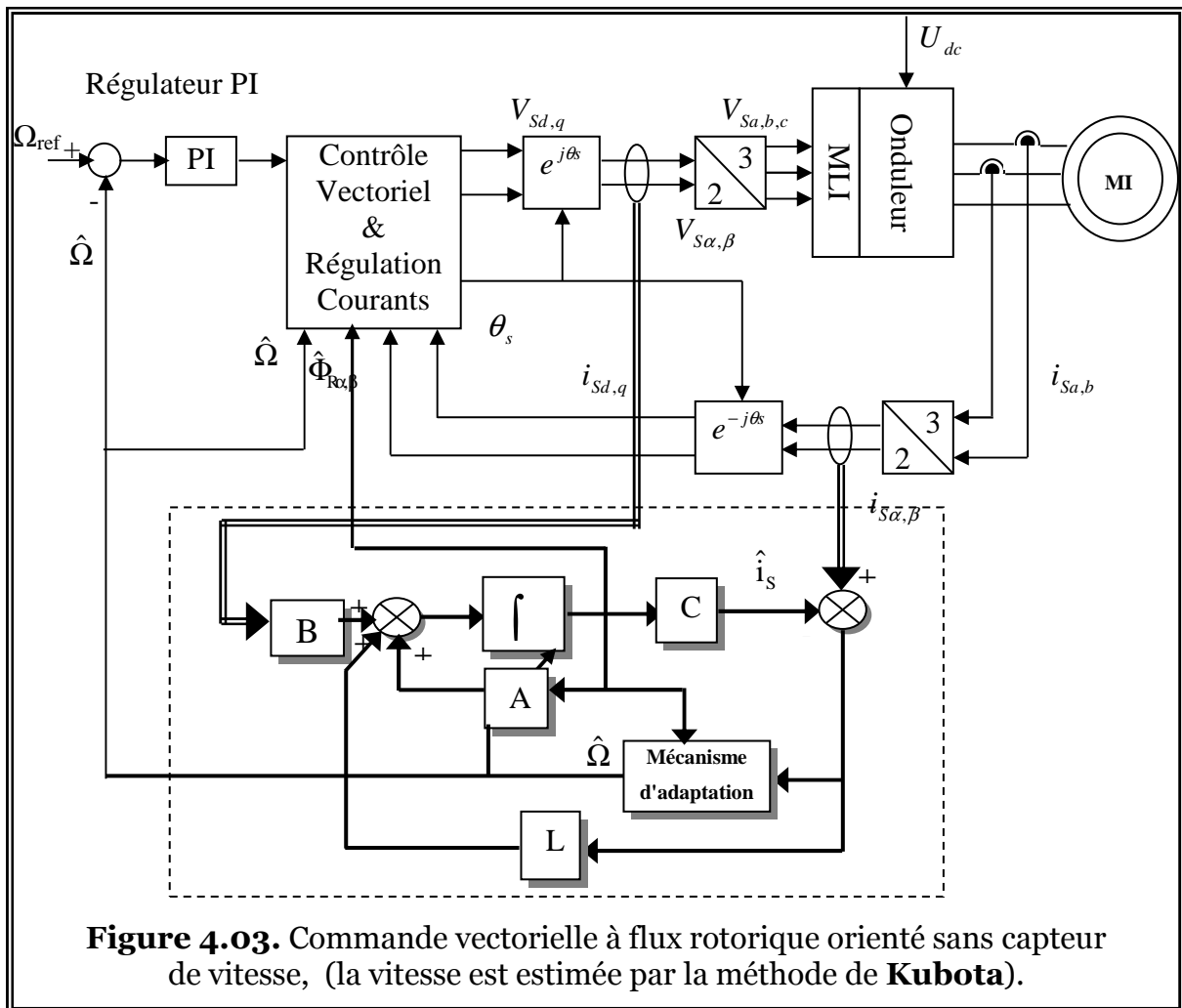


Figure 4.03. Commande vectorielle à flux rotorique orienté sans capteur de vitesse, (la vitesse est estimée par la méthode de **Kubota**).

4.4 RESULTATS EXPERIMENTAUX

Nous présenterons dans ce cas les résultats expérimentaux de la commande vectorielle indirecte par orientation de flux rotorique sans capteur de vitesse, la vitesse a estimé par un observateur de Luenberger du flux du moteur asynchrone avec adaptation de la vitesse (**Méthode de Kubota**).

On a fait plusieurs tests de robustesse qu'on présentera et discutera dans ce qui suit.

Cas 1 Robustesse vis-à-vis de la variation de charge et de la vitesse.

La figure (4.04) représente les profils de références de la vitesse et du couple. Les résultats expérimentaux pour un cycle de vitesse de (140Rad/s) et inversion du sens de rotation, avec application et annulation d'un couple de charge de 8 Nm aux instants $t=4,5s$ et $t=8s$ sont donnés par la figure 4.05.

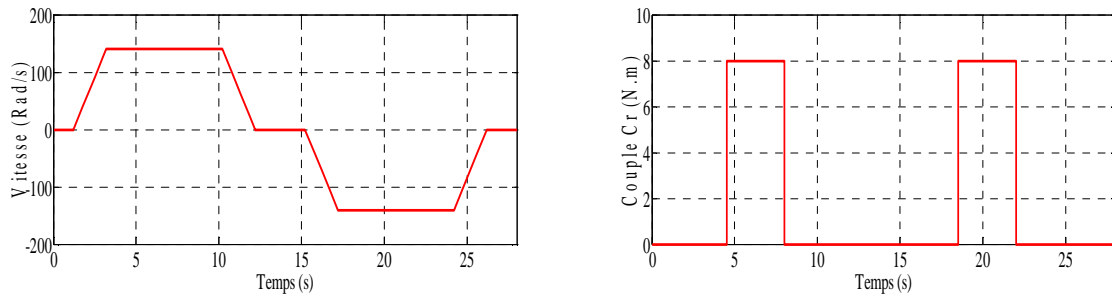


Figure 4.03 Trajectoires de référence pour la vitesse et le couple de charge.

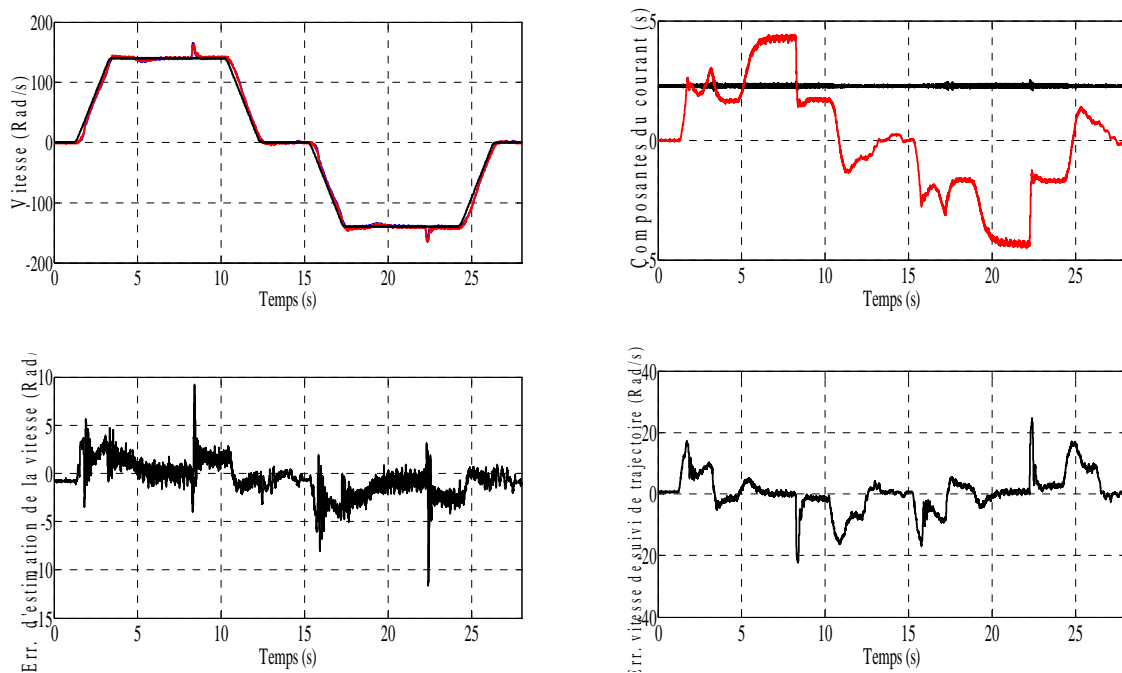


Figure 4.04. Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (Observateur de Luenberger avec l'adaptation de la vitesse)

Cet observateur a été effectué dans les conditions d'un profil variable de la vitesse et du couple de charge.

On voit clairement que les deux vitesses, mesurée et estimée, sont pratiquement confondues et sont proches de la vitesse de référence, l'erreur d'estimation de la vitesse (erreur entre la vitesse réelle et estimée) et l'erreur de vitesse de suivi de trajectoire (d'erreur entre la référence et la vitesse estimée) sont pratiquement faibles, même à vitesse nulle.

La composante du courant statorique sur l'axe q est proportionnelle à la variation du couple de charge et de la vitesse, par contre sa composante sur l'axe d reste constante.

Cas 2 Robustesse vis-à-vis de la variation de la vitesse sous forme d'escalier.

On fait étudier la sensibilité de la commande vectorielle sans capteur, avec un observateur déterministe, vis-à-vis de la variation de vitesse. La figure (4.05) représente le profil de référence de la vitesse.

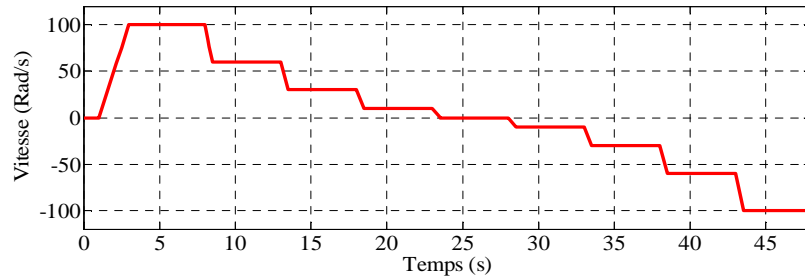


Figure 4.05 Profils de référence vitesse

Les résultats expérimentaux sont donnés par la figure (4.06), elle y est présentée les réponses en courant, en vitesse et en erreur de vitesse.

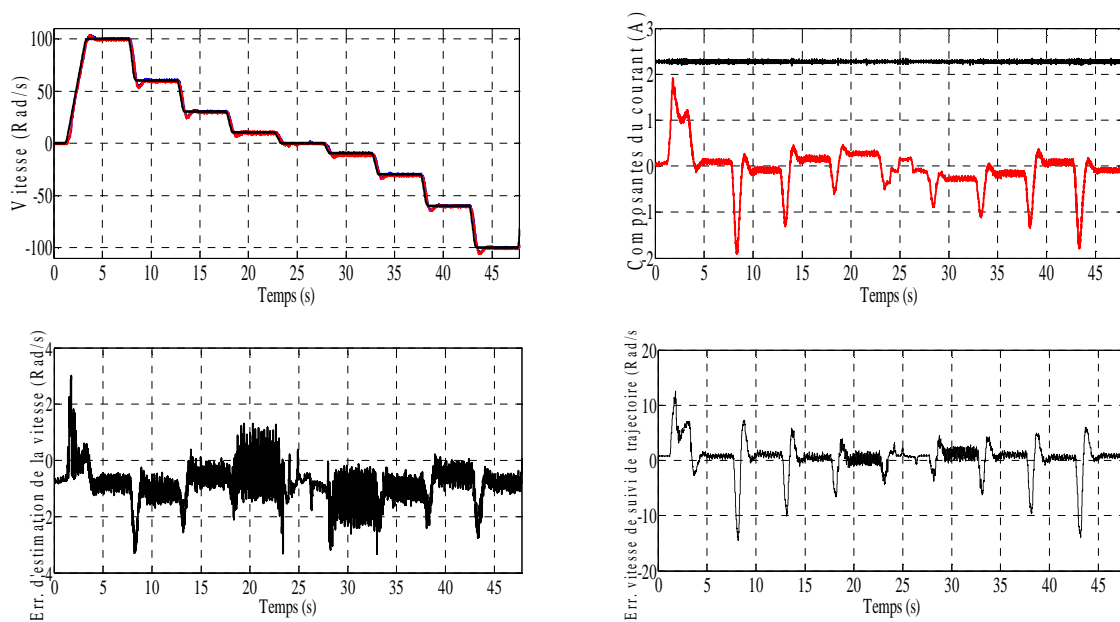


Figure 4.06. Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (le comportement de l'observateur et la commande en régime variable de vitesse).

On constate que la vitesse estimée est semblable avec celle mesurée en suivant la vitesse de référence. L'erreur d'estimation de la vitesse et l'erreur de vitesse de suivi de trajectoire sont petites et convergent vers zéro, même pour les régions de basse vitesse.

On voit clairement des certaines fluctuations apparaissent sur la composante du courant I_{sq} , par contre la composante du courant statorique d'axe direct I_{sd} est insensible aux impacts de variations de vitesse.

Cas 3 Robustesse vis-à-vis des moyennes vitesses.

On fait étudier la sensibilité de l'observateur de luenberger du flux du moteur asynchrone avec adaptation de la vitesse dans les moyennes vitesses, Dans ce test, la machine tourne avec un couple charge et une vitesse de 30Rad/s. Après 8s, on fait changer le sens de la vitesse de référence de (30 Rad/s) à (-30 Rad/s) par passant par zéro.

La figure (4.07) montre le comportement dynamique du variateur asynchrone soumis à de moyennes vitesses pour la commande sans capteur de vitesse.

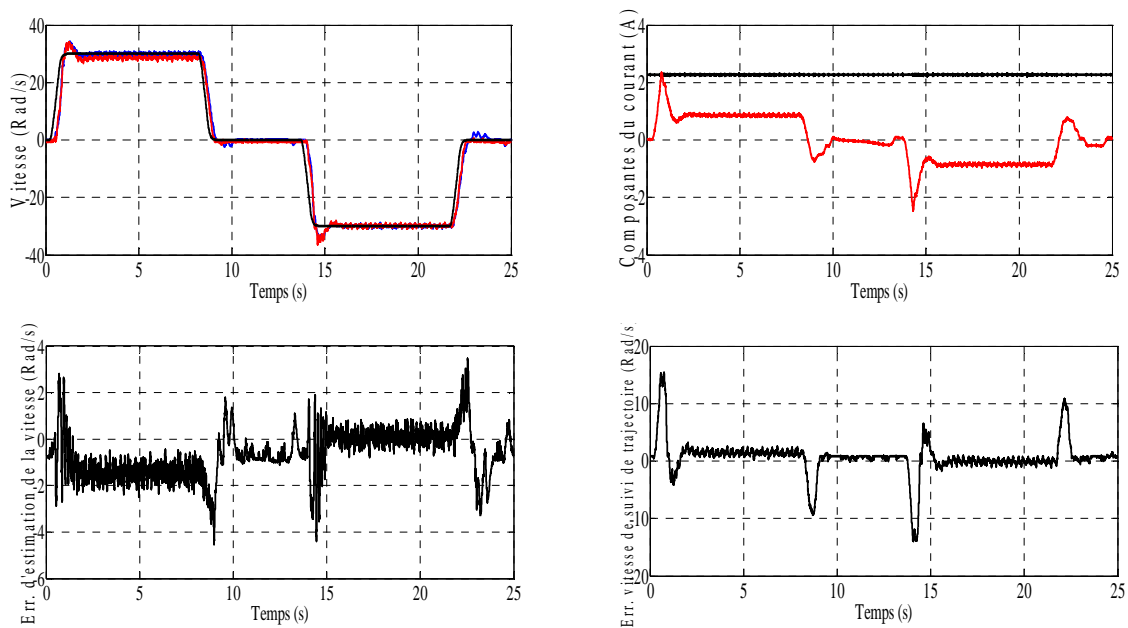


Figure 4.07 Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (le comportement de l'observateur et de commande dans les moyennes vitesses).

Nous constatons que l'allure des vitesses, mesurée et estimée, présentes des faibles oscillations avec une bonne poursuite, et l'erreur de mesure de vitesse et de suivi de trajectoire sont petites, même dans les régions proche de zéro.

On voit clairement que la composante du courant statorique sur l'axe q est liée à la variation de la vitesse, par contre sa composante sur l'axe d reste constante.

Cas 4 Robustesse vis-à-vis des faibles vitesses.

On fait étudier la sensibilité de l'observateur de vitesse dans les basses vitesses, à noter qu'après 5s du démarrage à vide et avec une vitesse de (2,5 Rad/s), une charge de 3Nm est appliqué. Après 8s, la vitesse varie entre 2,5Rad/s et 10 Rad/s par passant par une vitesse nulle.

Les performances dynamiques et statiques de la commande de la machine asynchrone sans capteur de vitesse avec l'observateur de Luenberger est montrée par la figure (3.08).

On peut remarquer que les vitesses réelle (mesurée) et estimée présentent une erreur statique et dynamique plus importante avec une mauvaise poursuite dans les basses vitesses (2,5 Rad/s). On voit aussi clairement que la composante du courant statorique sur l'axe q est proportionnelle à la variation du couple de charge et de vitesse, par contre sa composante sur l'axe d reste constante.

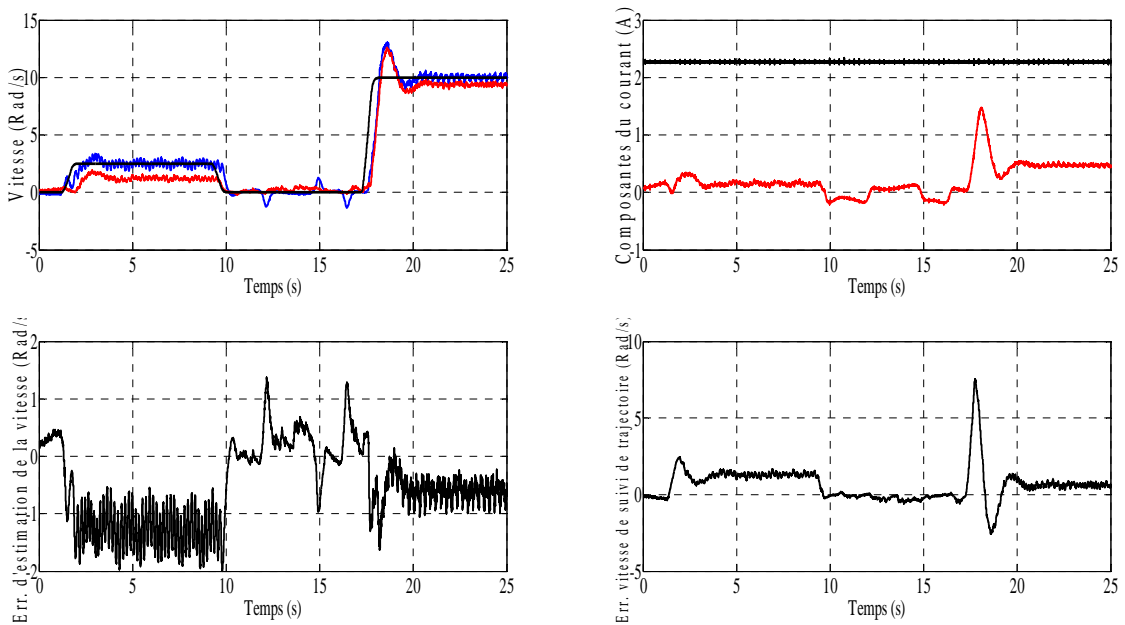


Figure 4.08. Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (le comportement de l'observateur et de commande dans les faibles vitesses).

4.5 FILTRE DE KALMAN ETENDU

Le filtre de **Kalman** est un reconstituteur d'état dans un environnement stochastique. Lorsque les variances des bruits sont connues, c'est un estimateur linéaire minimisant la variance de l'erreur d'estimation. Les algorithmes donnant la solution de ce problème ont été déterminés initialement par [Kalman, 1960] dans le cas discret et [Kalman, Bucy, 1961] dans le cas continu. [10].

Cet observateur donne une estimation optimale (au sens d'un critère statistique) de l'état du système perturbé par des bruits dont les propriétés stochastiques sont connues. Le filtre (ou prédicteur) de Kalman appartient à cette classe de reconstituteur d'état. Il est souvent mis en œuvre pour donner une estimation du flux, de la vitesse ou des paramètres rotoriques utilisés pour la synthèse des commandes [11].

4.5.1 Principe du filtre de Kalman

L'adoption d'une approche déterministe pour l'estimation d'état d'un système physique suppose une connaissance exacte de son modèle, de ses matrices **A**, **B**, et **C**. Cette approche néglige également les notions d'incertitudes et des fluctuations aléatoires. Or toute observation physique est perturbée par des signaux parasites qui ont des causes diverses internes ou externes aux dispositifs de mesures. Quand les bruits sont faibles, l'approche déterministe peut s'avérer suffisante, mais pour atteindre de hautes performances, il faut augmenter la précision des variables estimées.

Dans l'approche stochastique, il y a un lien très précis entre le placement des pôles de l'estimateur et les paramètres statistiques des bruits. En effet, étant donné la description des bruits, le choix de la matrice des gains **K** est optimal au sens de la variance minimale des valeurs estimées.

Dans le cas stochastique qui est plus général, on peut prendre en compte les bruits du système et les bruits de mesures.

Les vecteurs de bruits s'ajoutent au vecteur des commandes et au vecteur des mesures. La structure de base d'un observateur stochastique est semblable à celle d'un observateur d'état déterministe en boucle fermée. Cependant, les gains du filtre sont calculés à partir des paramètres du modèle d'état du processus et des lois de probabilité des bruits. Dans la littérature spécialisée, le terme d'observateur d'état est réservé pour une estimation d'état déterministe et le terme filtre pour le cas stochastique [1].

L'équation d'état du système s'écrit alors de la façon suivante [1], [11-12] :

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{A} \mathbf{X}(t) + \mathbf{B} \mathbf{U}(t) + \mathbf{b}_{RS}(t) \\ \mathbf{Y}(t) = \mathbf{C} \mathbf{X}(t) + \mathbf{b}_{Rm}(t) \end{cases} \quad (4.17)$$

Le modèle en vue de cette observation est celui défini dans le référentiel lié au stator et décrit par les équations (2.01), (2.02), (2.03) et (2.04). Nous prenons le vecteur d'état constitué des deux courants statoriques, des deux flux rotorique et la vitesse. Le vecteur de commande correspond aux tensions statoriques et le vecteur de mesures est constitué des deux courants statoriques.

$$\begin{aligned} \mathbf{X}(t) &= [i_{s\alpha} \quad i_{s\beta} \quad \Phi_{s\alpha} \quad \Phi_{s\beta} \quad \omega]^T \\ \mathbf{U}(t) &= [V_{s\alpha} \quad V_{s\beta}]^T \\ \mathbf{Y}(t) &= [i_{s\alpha} \quad i_{s\beta}]^T. \end{aligned} \quad (4.18)$$

Les vecteurs $b_{RS}(t)$ et $b_{Rm}(t)$ sont donc le bruit du système et le bruit de mesure, qui admettent les propriétés statistiques suivantes :

- leurs valeurs moyennes sont nulles :

$$\begin{aligned} E[b_{RS}(t)] &= 0 \\ E[b_{Rm}(t)] &= 0 \end{aligned} \quad (4.19)$$

- leurs auto-corrélations s'expriment par :

$$E[b_{RS}(t) b_{RS}^T(t-\tau)] = Q(t) \delta(t-\tau) \quad (4.20)$$

$$E[b_{Rm}(t) b_{Rm}^T(t-\tau)] = R(t) \delta(t-\tau) \quad (4.21)$$

où $\delta(u)$ est une fonction impulsion de Dirac, les matrices $Q(t)$ et $R(t)$, définies non négatives, sont symétriques et présentent les densités spectrales de puissance moyenne $b_{RS}(t)$ et $b_{Rm}(t)$;

- ils se caractérisent par l'absence de corrélation entre $b_{RS}(t)$ et $b_{Rm}(t)$:

$$E[b_{Rm}(t) b_{RS}^T(t)] = 0 \quad (4.22)$$

- et entre les bruits et l'état initial [1], [11] :

$$E[b_{RS}(t) X_0(t)^T] = E[b_{Rm}(t) X_0(t)^T]$$

4.5.2 Discrétisation du modèle

Le filtre de Kalman-Bucy est un algorithme récursif de traitement des données qui génère, à partir d'un ensemble de mesures entachées de bruit, l'estimé des variables d'état d'un système dynamique.

Pour cela on suppose que l'entrée de commande $U(k-1)$ est constante entre les instants $(k-1)T_e$ et kT_e . Cette hypothèse fait introduire un échantillonnage de l'entrée dans le cas où les instants kT_e sont régulièrement répartis. Le modèle d'état discret est exprimé par :

$$\begin{cases} X(k) = \phi_a(k, k-1)X(k-1) + \phi_b(k, k-1)U(k-1) + b_{RS}(k) \\ Y(k) = \phi_c(k)X(k) + b_{Rm}(k) \end{cases} \quad (4.23)$$

$X(k)$ est le vecteur d'état de dimension n , $\phi_a(k, k-1)$ et $\phi_b(k, k-1)$ sont les matrices de transition d'état entre $(k-1)T_e$ et kT_e , elles se calculent de la manière suivante :

$$\phi_a(k, k-1) = \exp \left(\int_{(k-1)kT_e}^{kT_e} A(\tau) d\tau \right) \quad (4.24)$$

$$\phi_b(k, k-1) = \int_{(k-1)kT_e}^{kT_e} \phi_a(t-\tau) B U(\tau) d\tau \quad (4.25)$$

$b_{RS}(k)$ représente les bruits d'état sous forme d'une séquence gaussienne de dimension n , de moyenne nulle $E[b_{RS}(t)] = 0$ et de covariance :

$$Q(k) = E[b_{RS}(k) b_{RS}^T(k')] \text{ pour } k = k' \quad (4.26)$$

Le vecteur d'observateur $Y(k)$ est de dimension m et $\phi_c = C$ (dimension $m \times n$) et $b_{Rm}(k)$, qui représente les bruits de mesure est une séquence gaussienne de moyenne nulle $E[b_{Rm}(t)] = 0$ et de covariance [1] [11]:

$$R(k) = E[b_{Rm}(k) b_{Rm}^T(k')] \text{ pour } k = k' \quad (4.27)$$

4.5.3 Algorithme de Kalman

Le Tableau de la figure (4.01) illustre les définitions et les dimensions de toutes les variables nécessaires à la formulation du filtre de Kalman [1].

Variable	Définition	Dimension
$X(k, k-1)$	Vecteur de prédiction de l'état à l'instant k sachant $X(k-1, k-1)$	$(n_x, 1)$
$U(k)$	Vecteur de commande	$(n_y, 1)$
$Y(k)$	Vecteur de mesure	$(n_y, 1)$
$Y(k, k-1)$	Vecteur de prédiction de la mesure à l'instant k , sachant $X(k-1, k-1)$	$(n_y, 1)$
$X(k, k)$	Vecteur de l'estimé optimal à l'instant k , sachant $Y(k)$	$(n_x, 1)$
$\Phi_a(k, k-1)$	Matrice de transition de $(k-1$ à $k)$	(n_x, n_x)
$Q(k)$	Matrice de covariance du bruit du système	(n_x, n_x)
$R(k)$	Matrice de covariance du bruit de mesure	(n_y, n_y)
$P(k, k-1)$	Matrice de covariance de l'erreur de prédiction $X(k) - X(k, k-1)$	(n_x, n_x)
$P(k, k)$	Matrice de covariance de l'erreur d'estimation	(n_x, n_x)
$K(k, k)$	Matrice de gain de Kalman à l'instant k	(n_x, n_y)

Table 4.01. Définitions des variables du filtre de Kalman.

Pour le moteur asynchrone $n_x = 5$ et $n_y = 2$.

Dans le cas général d'un système quelconque caractérisé par la matrice de transition d'état $\phi(k, k-1)$, on peut définir un système d'équations servant à la résolution du filtre qui sont respectivement les équations de prédiction et les équations d'estimation. Cet algorithme peut être résumé de la façon suivante [1]:

- Acquisition des mesures : $i_{s\alpha}$ et $i_{s\beta}$
- Actualisation des matrices : $\phi_a(k, k-1)$ et $\phi_b(k, k-1)$
- Prédiction de l'état $X(k, k-1) = \phi_a(k, k-1)X(k-1, k-1) + \phi_b(k, k-1)U(k-1)$
- Prédiction de covariance $P(k, k-1) = \phi_a(k, k-1)P(k-1, k-1)\phi_a(k, k-1)^T + Q(k)$
- Calcul du gain de Kalman : $K(k) = P(k, k-1)C^T [CP(k-1, k-1)C^T + R(k)]^{-1}$
- Prédiction des mesures : $Y(k, k-1) = C X(k, k-1)$
- Calcul de l'estimé optimal : $X(k, k) = X(k, k-1) + K(k)[Y(k) - Y(k, k-1)]$
- Calcul de la covariance de l'erreur : $P(k, k) = [I_5 - K(k)C]P(k, k-1)$
- Stockage des valeurs finales : $X(k-1, k-) = X(k, k)$ et $P(k-1, k-1) = P(k, k)$.

Notons que des détails sur la formulation du filtre de Kalman sont donnés en annexe (C).

4.6 OBSERVATEUR STOCHASTIQUE DU FLUX ET DE LA VITESSE

4.6.1 Modèle du moteur pour le filtre de Kalman étendu

Le modèle de ce filtre est celui défini dans le référentiel lié au stator et s'écrit de la façon suivante [13-14] :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \\ \Phi_{R\alpha} \\ \Phi_{R\beta} \\ \omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{K_R}{K_L} & 0 & \frac{MR_R}{L_R^2 K_L} & \frac{M\omega}{L_R K_L} & 0 \\ 0 & -\frac{K_R}{K_L} & -\frac{M\omega}{L_R K_L} & \frac{MR_R}{L_R^2 K_L} & 0 \\ \frac{M}{T_R} & 0 & -\frac{1}{T_R} & -\omega & 0 \\ 0 & \frac{M}{T_R} & \omega & -\frac{1}{T_R} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \\ \Phi_{R\alpha} \\ \Phi_{R\beta} \\ \omega \end{bmatrix} + \frac{1}{K_L} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{s\alpha} \\ V_{s\beta} \end{bmatrix} \quad (4.28)$$

$$\begin{bmatrix} i_{S\alpha} \\ i_{S\beta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{S\alpha} \\ i_{S\beta} \\ \Phi_{R\alpha} \\ \Phi_{R\beta} \\ \omega \end{bmatrix} \quad (4.29)$$

Où :

$$\frac{K_R}{K_L} = \left(\frac{R_S}{\sigma L_S} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_R} \right) = \frac{1}{\sigma} \left(\frac{1}{T_S} + \frac{1-\sigma}{T_R} \right) = \frac{R_S + R_R (M/L_R)^2}{\sigma L_S}$$

4.6.2 Discrétisation du modèle du moteur asynchrone

Les équations du moteur (4.28) et (4.29) doivent être discrétisées pour l'exécution de filtre de Kalman étendu comme suit :

$$X(k+1) = A_d(k).X(k) + B_d(k)U(k) \quad (4.30)$$

$$Y(k) = C_d(k).X(k) \quad (4.31)$$

$$A_d(k) = e^{[AT_e]} \quad (4.32)$$

Si on applique le développement de **Taylor** pour le calcul de la matrice de transition, l'équation (4.31) devient alors [1], [15] :

$$A_d(k) \approx 1 + AT_e \quad (4.33)$$

$$B_d(k) \approx BT_e \quad (4.34)$$

$$C_d(k) = C \quad (4.35)$$

Avec :

$$e^{(at)} = 1 + at + \frac{a^2 t^2}{2!} + \dots + \frac{a^n t^n}{n!} \quad (4.36)$$

et :

$$A_d(k) = \begin{bmatrix} 1 - T \frac{K_R}{K_L} & 0 & T \frac{MR_R}{L_R^2 K_L} & T \frac{M\omega}{L_R K_L} & 0 \\ 0 & 1 - T \frac{K_R}{K_L} & -T \frac{M\omega}{L_R K_L} & T \frac{MR_R}{L_R^2 K_L} & 0 \\ T \frac{M}{T_R} & 0 & 1 - T \frac{1}{T_R} & -T\omega & 0 \\ 0 & T \frac{M}{T_R} & \omega & 1 - T \frac{1}{T_R} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.37)$$

$$\mathbf{B}_d(k) = \frac{T}{\mathbf{K}_L} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \mathbf{C}_d(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.38)$$

$$\mathbf{X}(k) = [i_{s\alpha}(k) \quad i_{s\beta}(k) \quad \Phi_{s\alpha}(k) \quad \Phi_{s\beta}(k) \quad \omega(k)]^T \quad (4.39)$$

$$\mathbf{U}(k) = [V_{s\alpha}(k) \quad V_{s\beta}(k)]^T \quad (4.40)$$

On a une nouvelle fonction (\mathbf{F}) du système non linéaire sous la forme discrète [16] :

$$\begin{cases} \mathbf{X}(k+1) = \mathbf{F}[\mathbf{X}(k), \mathbf{U}(k), k] \\ \mathbf{Y}(k) = \mathbf{C}_d(k) \mathbf{X}(k) \end{cases} \quad (4.41)$$

Le modèle discret du moteur asynchrone sous forme étendue est :

$$\begin{cases} i_{s\alpha}(k+1) = f_1[\mathbf{X}(k), \mathbf{U}(k), k] \\ i_{s\beta}(k+1) = f_2[\mathbf{X}(k), \mathbf{U}(k), k] \\ \Phi_{r\alpha}(k+1) = f_3[\mathbf{X}(k), \mathbf{U}(k), k] \\ \Phi_{r\beta}(k+1) = f_4[\mathbf{X}(k), \mathbf{U}(k), k] \\ \omega(k+1) = f_5[\mathbf{X}(k), \mathbf{U}(k), k] \end{cases} \quad (4.42)$$

avec :

$$\begin{cases} f_1 = (1 - T \frac{\mathbf{K}_R}{\mathbf{K}_L}) i_{s\alpha}(k) + T \frac{\mathbf{M} \mathbf{R}_R}{L_R^2 \mathbf{K}_L} \Phi_{r\alpha}(k) + T \frac{\mathbf{M}}{L_R \mathbf{K}_L} \omega(k) \Phi_{s\beta}(k) + \frac{T}{\mathbf{K}_L} V_{s\alpha}(k) \\ f_2 = (1 - T \frac{\mathbf{K}_R}{\mathbf{K}_L}) i_{s\beta}(k) - T \frac{\mathbf{M}}{L_R \mathbf{K}_L} \omega(k) \Phi_{s\alpha}(k) + T \frac{\mathbf{M} \mathbf{R}_R}{L_R^2 \mathbf{K}_L} \Phi_{r\beta}(k) + \frac{T}{\mathbf{K}_L} V_{s\beta}(k) \\ f_3 = \frac{T \mathbf{M}}{T_R} i_{s\alpha}(k) + (1 - \frac{T}{T_R}) \Phi_{r\alpha}(k) - T \omega(k) \Phi_{s\beta}(k) \\ f_4 = \frac{T \mathbf{M}}{T_R} i_{s\beta}(k) + T \omega(k) \Phi_{s\alpha}(k) + (1 - \frac{T}{T_R}) \Phi_{r\beta}(k) \\ f_5 = \omega(k) \end{cases} \quad (4.43)$$

Vu l'approche stochastique, l'équation d'état du système est composée de deux termes supplémentaires $b_{rS}(k)$ et $b_{rM}(k)$ qui sont respectivement le bruit du système et le bruit de mesure, admettant les propriétés statistiques suivantes :

- Valeur moyenne ou (espérance mathématique) nulle.

- Les matrices de covariance $Q(k)$ et $R(k)$ sont symétriques, définies non négatives.

Le modèle d'état discret devient alors :

$$\begin{cases} X(k+1) = F[X(k), U(k), k] + b_{RS}(k) \\ Y(k) = C_d(k) X(k) + b_{Rm}(k) \end{cases} \quad (4.44)$$

avec :

$$\begin{cases} \text{Cov}(b_{RS}(k)) = E\{b_{RS}(k).b_{RS}(k)^T\} = Q \\ \text{Cov}(b_{Rm}(k)) = E\{b_{Rm}(k).b_{Rm}(k)^T\} = R \end{cases} \quad (4.45)$$

La matrice de covariance de bruit de système (Q) est de dimension (5, 5) et la matrice de covariance de bruit de mesure (R) est de dimension (2, 2), tel que [14]:

$$Q = \begin{bmatrix} Q_{i_{S\alpha}} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & Q_{i_{S\beta}} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & Q_{\Phi_{R\alpha}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & Q_{\Phi_{R\beta}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & Q_{\omega} \end{bmatrix} \quad R = \begin{bmatrix} R_{i_{S\alpha}} & 0 \\ 0 & R_{i_{S\beta}} \end{bmatrix} \quad (4.46)$$

avec :

$$\begin{cases} Q_{i_{S\alpha}} = Q_{i_{S\beta}} \\ Q_{\Phi_{R\alpha}} = Q_{\Phi_{R\beta}} \\ R_{i_{S\alpha}} = R_{i_{S\beta}} \end{cases} \quad (4.47)$$

4.6.3 Algorithme du filtre de Kalman étendu

Le filtre de Kalman étendu est un observateur stochastique pour un système non linéaire. Le but de cet algorithme est d'estimer les composantes du vecteur d'état en présence des incertitudes du modèle et de mesure.

L'estimation de l'état dépend de la prédiction (donnée par le modèle) et de la correction (donnée par la comparaison entre la valeur mesurée et estimée). La partie de correction est généralement donnée par un gain K , ce gain est variable et est calculé à chaque période, car il dépend du bruit de système. Selon [16], la figure (4.09) illustre le système et le filtre de Kalman étendu.

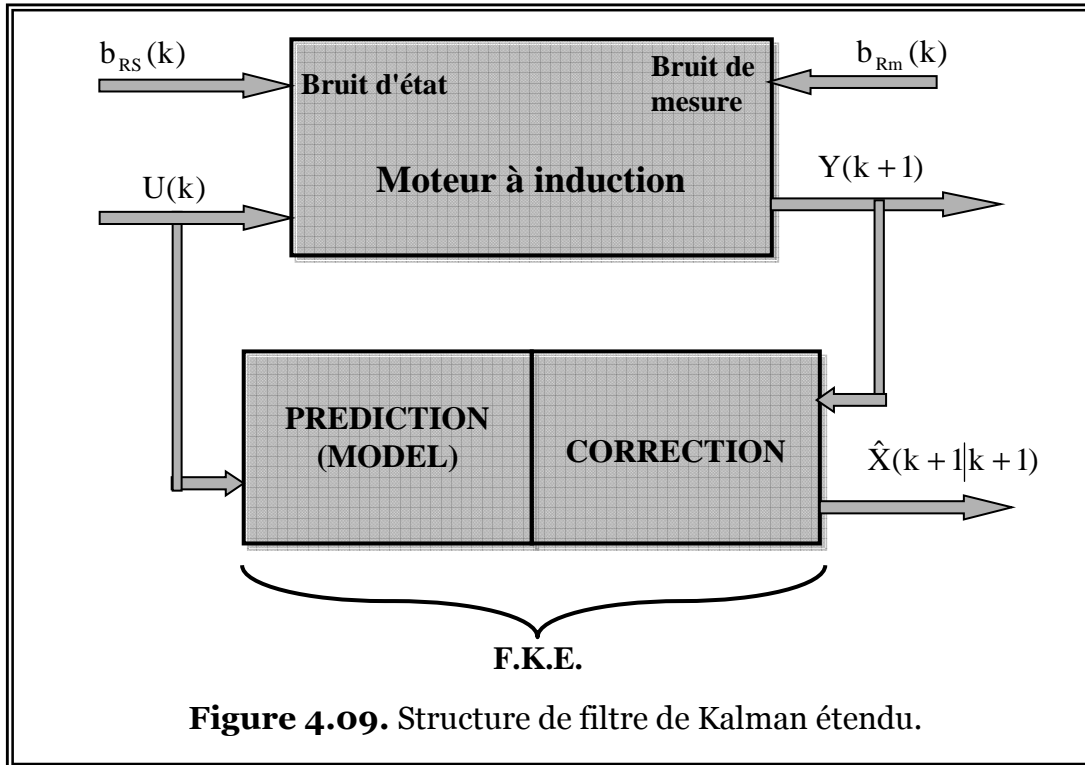


Figure 4.09. Structure de filtre de Kalman étendu.

La valeur de $\hat{X}(k+1|k)$ et la meilleure prédiction qu'on peut faire à cet instant connaissant l'estimé optimal précédant $\hat{X}(k|k)$, on peut écrire [16]:

$$\hat{X}(k+1|k) = F[\hat{X}(k|k), U(k), k] \tag{4.48}$$

La différence entre la prédiction $Y(k+1, k)$ du vecteur de mesure $Y(k)$ et la mesure est pondérée par le gain de Kalman $K(k, k)$ pour corriger la prédiction $\hat{X}(k+1|k)$ et générer l'estimé optimal $\hat{X}(k+1|k+1)$ et la covariance de l'erreur d'estimation $P(k+1|k)$.

Soit une fonction d'estimation linéaire :

$$\hat{X}(k+1|k+1) = \hat{X}(k+1|k) + K(k+1)\{Y(k+1) - C\hat{X}(k+1|k)\} \tag{4.49}$$

avec :

$$K(k+1) = P(k+1|k).C^T \{C.P(k+1|k).C^T + R\}^T \tag{4.50}$$

et $P(k+1|k)$, la prédiction de covariance (la variance de l'erreur de prédiction de l'état) est écrit comme suit :

$$P(k+1|k) = M(k).P(k|k).M(k)^T + Q \tag{4.51}$$

La matrice $M(k)$ est calculée comme suit :

$$\begin{aligned}
M(k) = \frac{dF}{dt} \Big|_{X=\hat{X}(k|k)} &= \left(\begin{array}{ccccc} \frac{df_1}{dX_1} & \frac{df_2}{dX_1} & \frac{df_3}{dX_1} & \frac{df_4}{dX_1} & \frac{df_5}{dX_1} \\ \frac{df_1}{dX_2} & \frac{df_2}{dX_2} & \frac{df_3}{dX_2} & \frac{df_4}{dX_2} & \frac{df_5}{dX_2} \\ \frac{df_1}{dX_3} & \frac{df_2}{dX_3} & \frac{df_3}{dX_3} & \frac{df_4}{dX_3} & \frac{df_5}{dX_3} \\ \frac{df_1}{dX_4} & \frac{df_2}{dX_4} & \frac{df_3}{dX_4} & \frac{df_4}{dX_4} & \frac{df_5}{dX_4} \\ \frac{df_1}{dX_5} & \frac{df_2}{dX_5} & \frac{df_3}{dX_5} & \frac{df_4}{dX_5} & \frac{df_5}{dX_5} \end{array} \right)_{X=\hat{X}(k|k)} = \\
& \begin{bmatrix} 1-T \frac{K_R}{K_L} & 0 & T \frac{MR_R}{L_R^2 K_L} & T \frac{M}{L_R K_L} \hat{\omega}(k|k) & T \frac{M}{L_R K_L} \hat{\Phi}_{R\beta}(k|k) \\ 0 & 1-T \frac{K_R}{K_L} & -T \frac{M}{L_R K_L} \hat{\omega}(k|k) & T \frac{MR_R}{L_R^2 K_L} & T \frac{M}{L_R K_L} \hat{\Phi}_{R\alpha}(k|k) \\ T \frac{M}{T_R} & 0 & 1-T \frac{1}{T_R} & -T \hat{\omega}(k|k) & T \hat{\Phi}_{R\beta}(k|k) \\ 0 & T \frac{M}{T_R} & T \hat{\omega}(k|k) & 1-T \frac{1}{T_R} & T \hat{\Phi}_{R\alpha}(k|k) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.52)
\end{aligned}$$

Cette matrice représente la linéarisation du système, elle doit être actualisée chaque période d'échantillonnage. La réactualisation de la matrice de covariance de l'erreur du filtre, est donnée par :

$$P(k+1|k+1) = [I_5 - K(k+1)C]P(k+1|k) \quad (4.53)$$

En conclusion, les équations du filtre de Kalman étendu se décomposent en deux étapes :

1. Une étape de prédiction :

a) Prédiction le vecteur d'état à l'instant k+1

$$\hat{X}(k+1|k) = F[\hat{X}(k|k), U(k), k] \quad (4.54)$$

On note que $\hat{X}(k+1|k)$ est calculé à partir de $M(k)$, donné par [16-22]:

$$\begin{bmatrix} \hat{X}(k+1|k)_{[1]} \\ \hat{X}(k+1|k)_{[2]} \\ \hat{X}(k+1|k)_{[3]} \\ \hat{X}(k+1|k)_{[4]} \\ \hat{X}(k+1|k)_{[5]} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M(k)_{[1,1]} & 0 & M(k)_{[1,3]} & M(k)_{[1,4]} & 0 \\ 0 & M(k)_{[2,2]} & M(k)_{[2,3]} & M(k)_{[2,4]} & 0 \\ M(k)_{[3,1]} & 0 & M(k)_{[3,3]} & M(k)_{[3,4]} & 0 \\ 0 & M(k)_{[4,2]} & M(k)_{[4,3]} & M(k)_{[4,4]} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{X}(k|k)_{[1]} \\ \hat{X}(k|k)_{[2]} \\ \hat{X}(k|k)_{[3]} \\ \hat{X}(k|k)_{[4]} \\ \hat{X}(k|k)_{[5]} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{TU_{[1]}}{K_L} \\ \frac{TU_{[2]}}{K_L} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4.55)$$

b) Prédiction de covariance :

$$P(k+1|k) = M(k).P(k|k).M(k)^T + Q \tag{4.56}$$

2. Une étape de correction

a) Estimation le vecteur d'état à l'instant (k+1) :

$$\hat{X}(k+1|k+1) = \hat{X}(k+1|k) + K(k+1)\{Y(k+1) - C\hat{X}(k+1|k)\} \tag{4.57}$$

b) Calcul de la matrice de covariance de l'erreur de filtre :

$$P(k+1|k+1) = [I_5 - K(k+1)C]P(k+1|k) \tag{4.58}$$

où $K(k+1)$ est le gain de Kalman à l'instant (k+1) donné par :

$$K(k+1) = P(k+1|k).C^T \{C.P(k+1|k).C^T + R\}^{-1} \tag{4.59}$$

Le schéma-bloc sur la figure (4.10) montre l'algorithme du filtre de Kalman, on remarque qu'il diffère peu de l'observateur déterministe (observateur de Luenberger).

Les éléments de la matrice de gain $K(k+1)$ de dimension (5,2) corrigent la trajectoire du vecteur d'état estimé en fonction de l'erreur d'estimation.

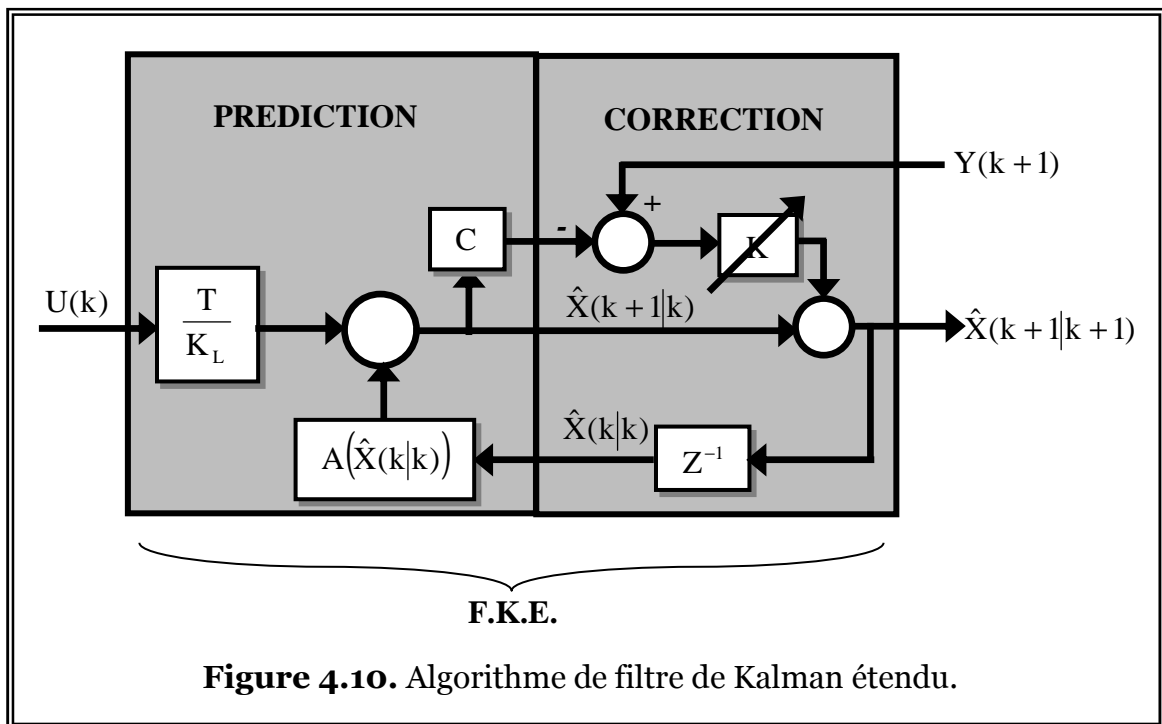


Figure 4.10. Algorithme de filtre de Kalman étendu.

4.7 COMMANDE SANS CAPTEUR DE VITESSE

4.7.1 Schéma synoptique de la commande

On introduit l'observateur dans la commande vectorielle.

Le schéma bloc de la commande vectorielle à flux orienté du moteur asynchrone (le flux rotorique étant orienté mais non contrôlé) sans capteur de vitesse est illustré par la figure (4.11)

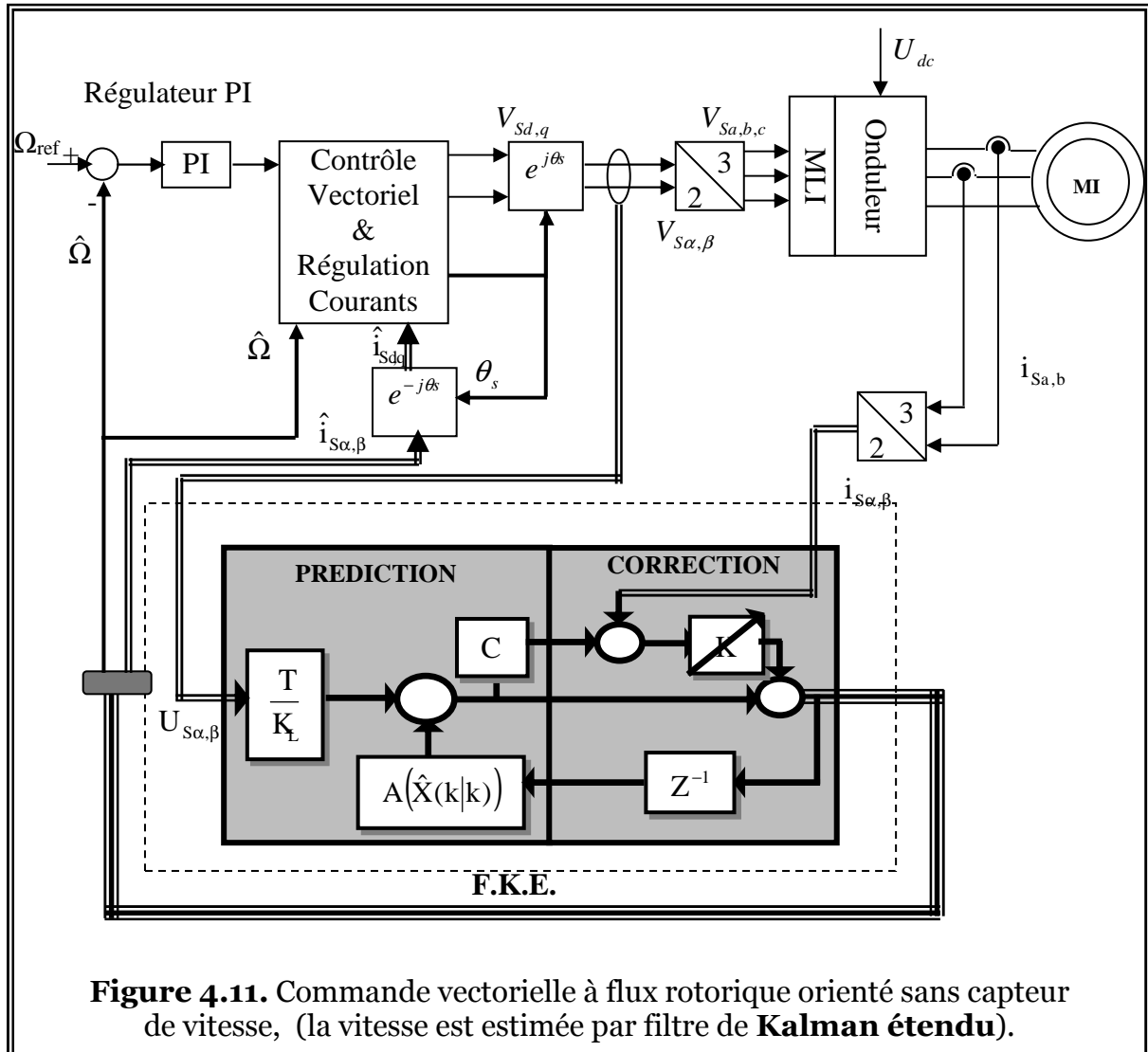


Figure 4.11. Commande vectorielle à flux rotorique orienté sans capteur de vitesse, (la vitesse est estimée par filtre de **Kalman étendu**).

4.7.2 Résultats Expérimentaux

On a fait une multitude de cas qu'on présentera et discutera dans ce qui suit.

Cas 1 Robustesse vis-à-vis de la variation de charge et de la vitesse.

On fait le même test que précédemment, Robustesse vis-à-vis de la variation de charge et de la vitesse.

Dans ce qui suit, nous présentons les résultats expérimentaux obtenus par la commande vectorielle sans capteur de vitesse (figure 4.12), où il est présenté les réponses en vitesse et en courant.

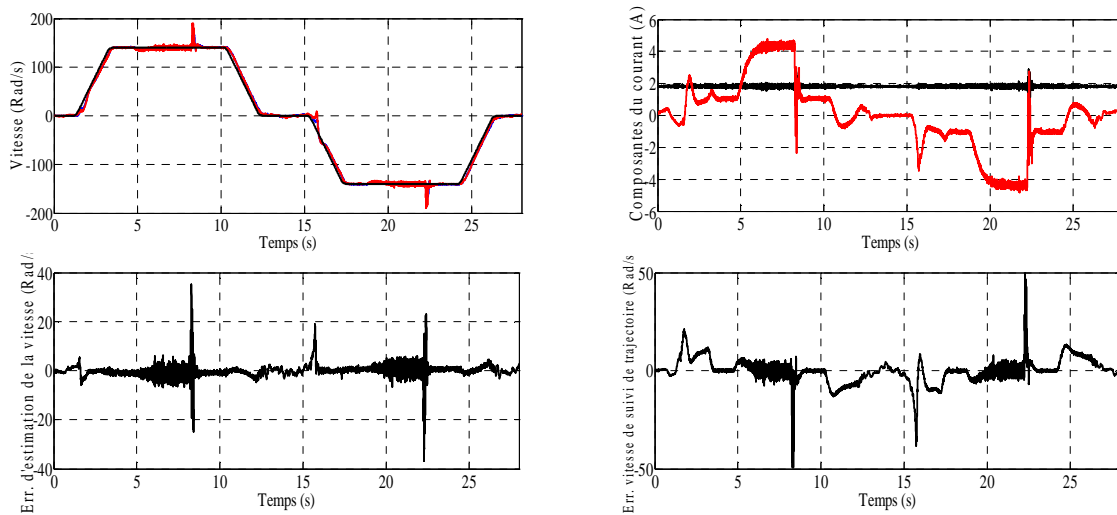


Figure 4.12. Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (le comportement de la vitesse basé sur filtre de Kalman étendu)

On peut noter les deux vitesses, réel et estimé, sont confondues en régime permanent avec une faible erreur, l'erreur d'estimation de la vitesse et l'erreur de vitesse de suivi de trajectoire sont pratiquement faibles, même dans les régions proches de zéro.

On remarque aussi que la composante du courant statorique sur l'axe q est proportionnelle à la variation du couple de charge, par contre sa composante sur l'axe d reste constante.

Cas 2 Robustesse vis-à-vis de la variation de la vitesse sous forme d'escalier

On fait étudier la sensibilité de la commande vectorielle sans capteur de vitesse vis-à-vis de la variation de vitesse. Le profil de référence de la vitesse est illustré sur la figure (4.13).

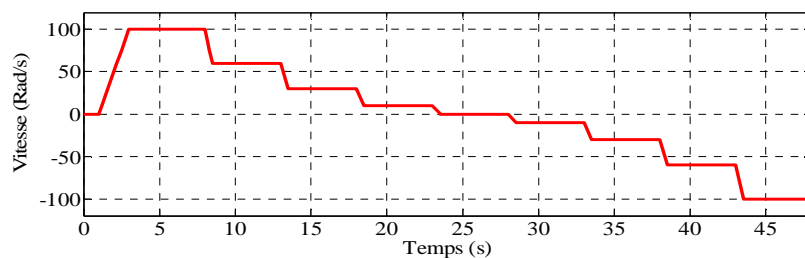


Figure 4.13 Profils de référence vitesse

La figure (4.14) montre les résultats expérimentaux de la commande sans capteur avec un observateur de vitesse basé sur le filtre de Kalman étendu.

On constate que la réponse de la vitesse estimée est identique avec celle mesurée en suivant la vitesse de référence dans les hautes et moyennes vitesses, mais une mauvaise poursuite dans les faibles vitesses, à voir de plus près par les courbes de l'erreur d'estimation de la vitesse et de l'erreur de vitesse de suivi de trajectoire correspondants.

Certaines fluctuations aux niveaux de la composante du courant I_{sq} , par contre la composante sur l'axe d est insensible aux impacts de variations de vitesse.

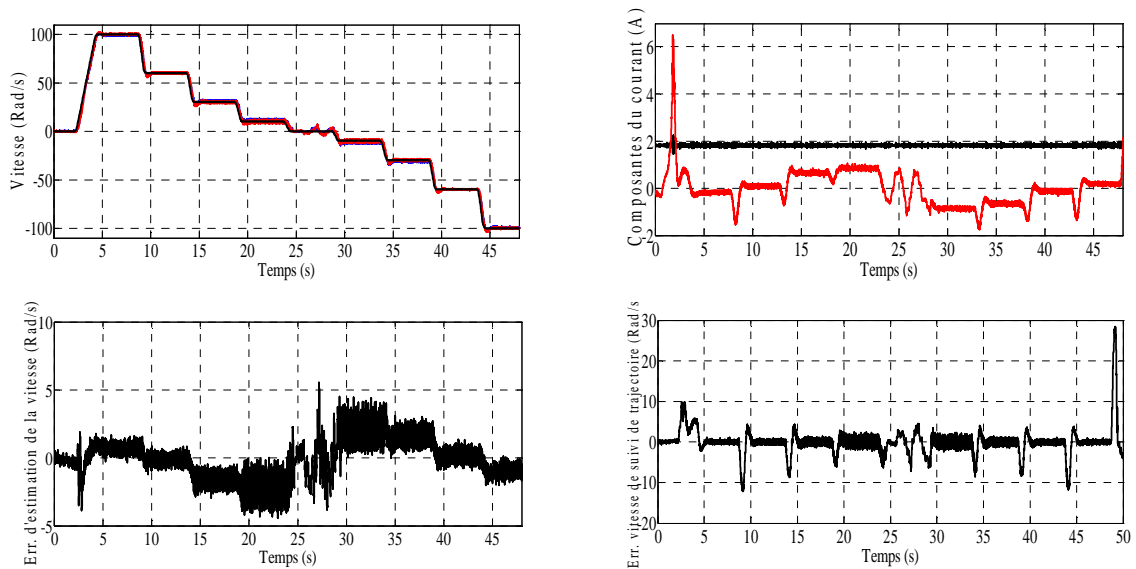


Figure 4.14. Résultats expérimentaux FOC sans capteur, en régime variable de vitesse (Estimateur de vitesse basé sur filtre de Kalman étendu).

Cas 3 Robustesse vis-à-vis des moyennes vitesses

On fait étudier la sensibilité de l'observateur dans les moyennes vitesses. On introduit la charge à l'instant $t = 5s$, et puis on fait changer le sens de la vitesse de référence de (30 Rad/s) à (-30 Rad/s) par passant par zéro.

La figure (4.14) montre le comportement dynamique du variateur asynchrone soumis à des moyennes vitesses de la commande sans capteur de vitesse.

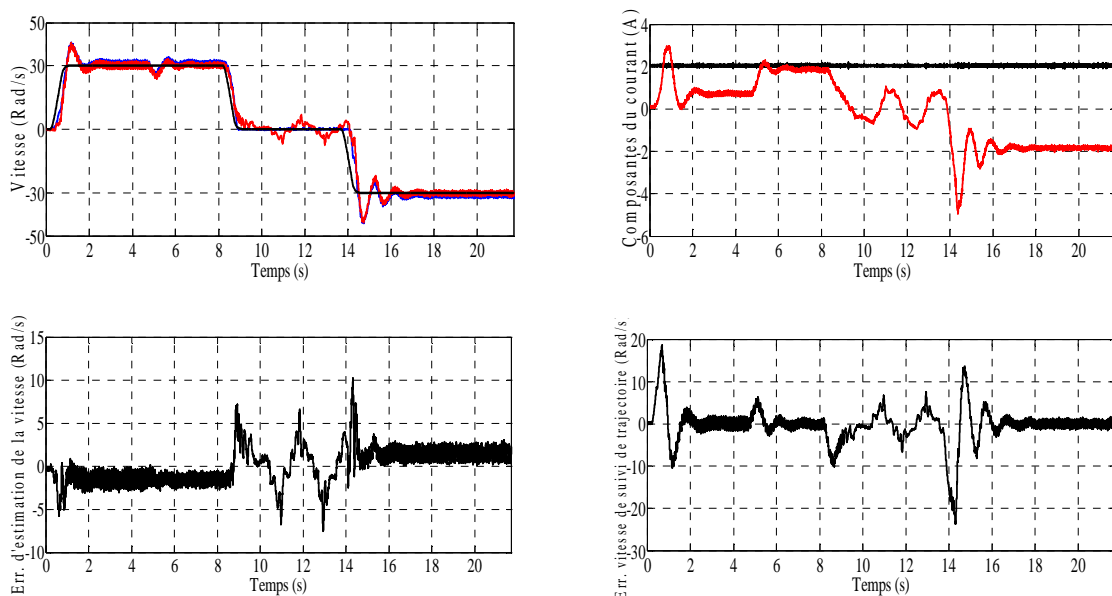


Figure 4.15 Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (le comportement de la vitesse basé sur filtre de Kalman étendu dans les moyennes vitesses)

Nous constatons que les deux vitesses, mesurée et estimée, suivent la vitesse de consigne mais avec des oscillations et des fluctuations surtout autour de la vitesse nulle, et l'erreur de mesure de vitesse et de suivi de trajectoire sont plus importantes.

On voit clairement des fluctuations aux niveaux la composante du courant statorique sur l'axe q, cependant sa composante sur l'axe d reste stable même lors de variation de vitesse.

Cas 4 Robustesse vis-à-vis des faibles vitesses :

On fait le même test que précédemment, robustesse vis-à-vis des faibles vitesses. Dans ce qui suit, nous présentons les résultats expérimentaux obtenus par la commande vectorielle sans capteur de vitesse basé sur filtre de kalman (figure 4.16), où il est présenté les réponses en vitesse et en courant.

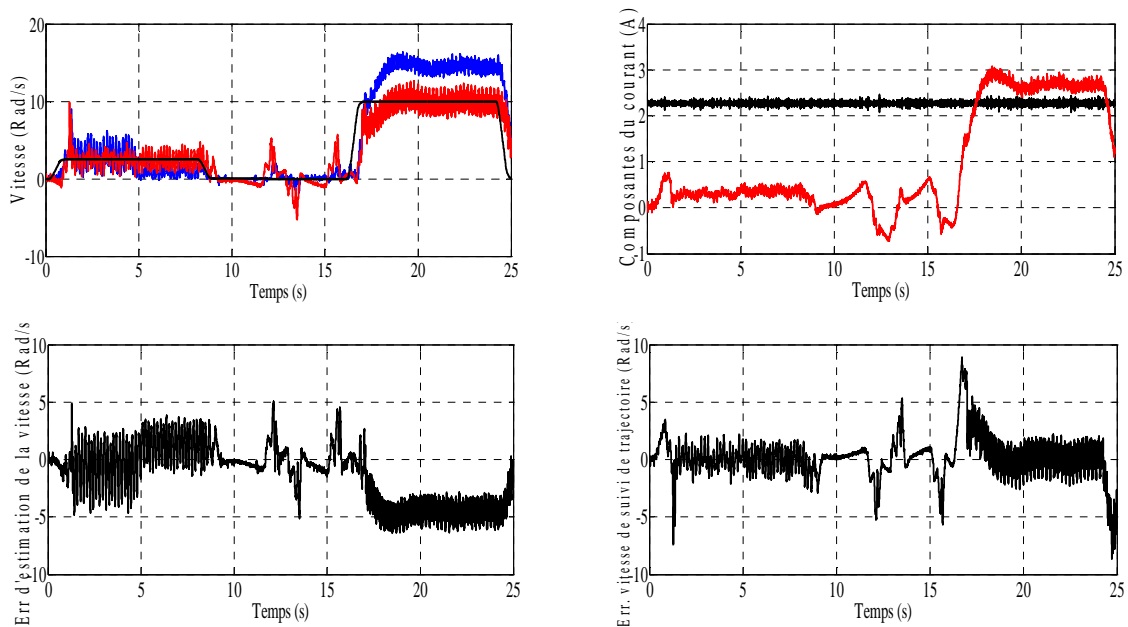


Figure 4.16. Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (le comportement de la vitesse basé sur filtre de Kalman étendu dans les faibles vitesses)

On peut remarquer que les deux vitesses, estimée et mesurée, présentent des fluctuations et des fortes oscillations avec une erreur statique et dynamique plus importante dans les faibles vitesses, à voir de plus près par les courbes de l'erreur d'estimation de la vitesse et de l'erreur de vitesse de suivi de trajectoire correspondants.

Enfin, on peut dire que les essais expérimentaux de la commande vectorielle sans capteur de la machine asynchrone basé sur filtre de kalman, sur le banc d'essai, ont donné des bons résultats autour les hautes et moyennes vitesses, mais non satisfaisants dans les faibles vitesses.

Cas 5 Robustesse vis-à-vis d'un bruit de mesure

Afin de tester la robustesse du filtre de Kalman aux bruits de mesures, nous injectons pour cela un bruit de mesure de **20 %** par rapport au courant nominal à l'instant $t = 6s$. Ce bruit est introduit dans la commande vectorielle sans capteur et pour les deux techniques d'observation de la vitesse, stochastique et déterministe.

La figure (4.17), montre le bruit injecté aux courants statorique, pour tester la robustesse de l'observateur aux bruits de mesure. Nous injectons pour cela un bruit blanc, gaussien de moyenne nulle d'une variance de $0,7A$. Le but de l'injection du bruit est d'observer les caractéristiques de filtrage par filtre de Kalman.

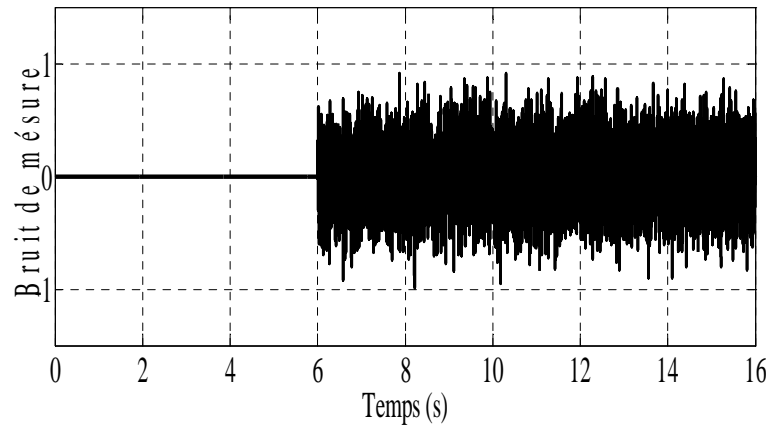


Figure 4.17 Bruit de mesure, 20% I_{nom} .

Nous présentons les résultats expérimentaux obtenus par la commande vectorielle sans capteur de vitesse dans les deux techniques d'observation de la vitesse (figure 4.18), à gauche pour l'observateur stochastique et à droite pour l'observateur déterministe.

La figure (4.18) montre les résultats expérimentaux obtenus avec une injection d'un bruit de mesure de **20 %** par rapport au courant nominal à l'instant $t = 6s$.

On remarque que l'injection de bruit de mesure influence fortement sur le comportement de l'observateur déterministe et sensible aux bruits de mesures comme monter sur les courants statoriques mesurés et la vitesse. Par contre, l'observateur stochastique, le bruit est rejeté et les courants statoriques mesurés et la vitesse ne sont pas trop affectés par celui-ci, est insensible et présente une faible erreur d'observation. On peut conclure que l'observateur stochastique filtre le bruit de mesure et donne des résultats très satisfaisant

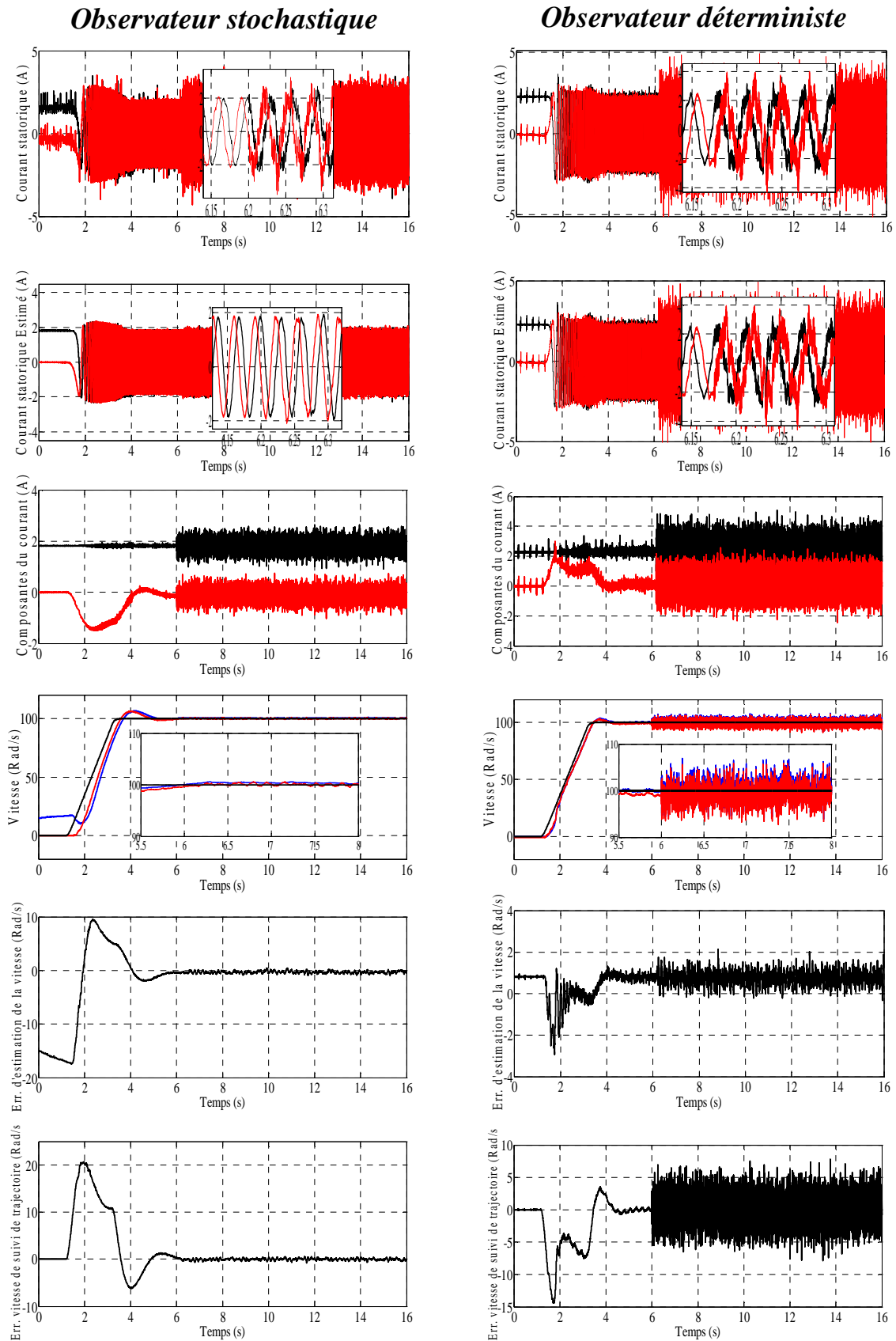


Figure 4.18. Influence des bruits de mesure sur le comportement de la commande vectorielle sans capteur, la vitesse est estimée par un observateur

4.8 CONCLUSION

Nous avons présenté dans ce chapitre, deux techniques différentes pour l'observation de la vitesse, l'une déterministe, représentée par l'observateur de Luenberger de flux avec adaptation de la vitesse (Méthode de **Kubota**), et l'autre, stochastique (filtre de Kalman étendu), introduites chacune dans la commande vectorielle.

Ces observateurs donnent de très bons résultats autour de la vitesse nominale et moyenne vitesse, mais une mauvaise poursuite dans les bases vitesses.

Grâce à la mise en oeuvre de ses observateurs, on peut obtenir une commande sans capteur de vitesse performante, fiable et robuste par rapport aux variations de la charge et de la vitesse.

On peut conclure aussi que l'observateur stochastique de Kalman est insensible si les entrées sont bruitées, la difficulté réside dans le choix des matrices de covariance des bruits qui sont fixées de manière empirique. Ce choix est délicat car une mauvaise attribution de ces matrices peut conduire à une observation trop lente ou instable.

Dans le prochain chapitre, il sera présenté une autre technique d'estimation de la vitesse, basé sur les réseaux de neurones artificiels.

4.9 REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] C. Canudas de Wit, «Commande des moteurs asynchrones 2 – Optimisation discrétisation et observateurs», Edition HERMES Science Europe Ltd, Paris, 2000.
- [2] C. Canudas de Wit, «Commande des moteurs asynchrones 1 – Modélisation contrôle vectoriel et DTC», Edition HERMES Science Europe Ltd, Paris, 2000.
- [3] D. G. Luenberger, «An introduction to Observers», IEEE Trans. on Automatic Control, Vol. AC-16, No.6, December. 1971, pp. 596-602.
- [4] R. E. Kalman, «A new approach to linear filtering and prediction problems», Trans. ASME (Serie D), Journal of Basic Engineering, 1982, pp. 35-45.
- [5] L. Shi, G. Li, F. Xie et B. Hang, « Speed sensorless vector control of Induction motor based on adaptive full-order flux observer », IEEE 2016 IEEE 11th Conf. on Ind. Electro. and App. (ICIEA), pp. 124-127, 2016.
- [6] M. Depenbrock, A. Steimel, H. Kubota, « Discussion of "Regenerating-mode low-speed operation of sensorless induction motor drive with adaptive observer" », IEEE Trans. on Ind. App., Vol. 39, No. 1, pp. 19-20, 2003.

- [7] H. Kubota, & K. Matsuse, «Speed Sensorless Field-Oriented Control of Induction Motor with Rotor Resistance Adaptation», IEEE Trans. on industry Applications, Vol. 30, No.5, September/October. 1994, pp. 1219-1223.
- [8] T. Pana, «Speed and Rotor Flux Estimation of Speed Sensorless Control of Induction Motor », Conf. ELECTROMOTION, June 19-20. 2001, Bologna - ITALY, pp 595-600.
- [9] J. Maes and J.A. Melkebeek, « Speed-sensorless direct torque control of induction motors using an adaptive flux observer », IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 36, No.3, pp 778-785, 2000.
- [10] M. Zaky, M. Metwaly, H. Azazi and S. Deraz, « A New Adaptive SMO for Speed Estimation of Sensorless Induction Motor Drives at Zero and Very Low Frequencies», IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 65, No.9, pp 6901-6911, 2018.
- [11] Z. Wang, Y. Zheng, Z. Zou and M. Cheng, « Position Sensorless Control of Interleaved CSI Fed PMSM Drive With Extended Kalman Filter», IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 48, No.11 pp 3688-3691, 2012.
- [12] M. Gevers & L. Vandendorpe, «Processus stochastique, estimation et prédiction», Faculté des Sciences appliquées, Université catholique de Louvain, 1996.
- [13] G. Rigatos, P. Siano and N. Zervos, « Sensorless Control of Distributed Power Generators With the Derivative-Free Nonlinear Kalman Filter», IEEE Trans. on Industrial Electronics, Vol. 61, No.11 pp 6369-6382, 2014.
- [14] M. Habibullah, D. Dah-Chuan Lu « A Speed-Sensorless FS-PTC of Induction Motors Using EKF», IEEE Trans. on Industrial Electronics, Vol. 62, No.11 pp 6765-6778, 2015.
- [15] Z. Yin, G. Li, Y. Zhang and J. Liu « Symmetric-Strong-Tracking-Extended-Kalman-Filter-Based Sensorless Control of Induction Motor Drives for Modeling Error Reduction», IEEE Trans. on Industrial Informatics, Vol. 15, No.2 pp 650 - 662, 2019.
- [16] Y. Zhonggang, Z. Ruifeng, Z. Yanru and C. Yu « Speed and flux estimation of permanent magnet synchronous motor for sensorless vector control based on Robust Extended Kalman Filter », IEEE Inter. Sym. on Ind. Electro., pp 748-751, 2012.
- [17] V. Smidl, Z. Peroutka « Advantages of Square-Root Extended Kalman Filter for Sensorless Control of AC Drives», IEEE Trans. on Industrial Electronics, Vol. 52, No.11 pp.4189-4196, 2012.
- [18] Nguyen Khanh Quang ; Nguyen Trung Hieu ; Q. P. Ha « FPGA-Based Sensorless PMSM Speed Control Using Reduced-Order Extended Kalman Filters», IEEE Trans. on Industrial Electronics, Vol. 61, No.12 pp. 6574 - 6582, 2014.

- [19] O. Aydogmus, M. Fatih Talu « Comparison of Extended-Kalman- and Particle-Filter-Based Sensorless Speed Control», IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol. 61, No.2 pp. 402-410, 2012.
- [20] I. M. Alsofyani, N. Idris «Lookup-Table-Based DTC of Induction Machines With Improved Flux Regulation and Extended Kalman Filter State Estimator at Low-Speed Operation», IEEE Trans. on Industrial Informatics, Vol. 12, No.4 pp. 1412-1425, 2016.
- [21] E. Zerdali, M. Barut «The Comparisons of Optimized Extended Kalman Filters for Speed-Sensorless Control of Induction Motors», IEEE Trans. on Industrial Electronics, Vol. 64, No.6 pp. 4340-4351, 2017.
- [22] M. Barut, R. Demir, E. Zerdali and R. Inan« Real-Time Implementation of Bi Input-Extended Kalman Filter-Based Estimator for Speed-Sensorless Control of Induction Motors», IEEE Trans. on Industrial Electronics, Vol. 59, No.11 pp. 4197-4206, 2012.

Chapitre 5 :
**Estimation de la vitesse du moteur asynchrone
par réseaux de neurones artificiels**

5.1 INTRODUCTION

Malgré la constante augmentation de la puissance des calculateurs, et les approches théoriques de plus en plus développées, plusieurs opérations restent toujours difficiles à effectuer. Le grand nombre de données, leurs variabilités, la nécessité de traitement en temps réel, et le fait que les problèmes posés ne répondent à aucun modèle physique clair, laisse parfois le chercheur démuni devant des tâches de reconnaissance, de caractérisation, ou prise de décisions. Parmi ces opérations on trouve la modélisation de système, les estimateurs de vitesse (exemple MRAS), les observateurs (Luenberger ou filtre de Kalman) [1]. Pour toutes ces raisons, la recherche de nouvelles approches permettant de surmonter ces obstacles a permis l'apparition de techniques nouvelles basées sur des modèles biologiques tels que la logique floue ou les réseaux de neurones artificiels. C'est ces derniers qui feront l'objectif de ce chapitre.

Dans ce chapitre, on présentera deux techniques neuronales pour estimer la vitesse du moteur asynchrone

Dans la première partie de ce chapitre, est présenté l'estimateur neuronal de vitesse basé sur le flux rotorique. Le modèle en courant du flux rotorique ramené conduit à une forme similaire à celle d'un réseau de neurones linéaire dans lequel la vitesse est un poids à ajuster. Le modèle en tension fournit alors le signal flux cible. L'algorithme de la rétro propagation qui permet un apprentissage en temps réel, présente l'avantage de déduire un mécanisme d'adaptation estimant la vitesse par une simple équation récurrente, et puis on introduit l'estimateur neuronal basé sur le flux rotorique dans la commande vectorielle.

Dans la seconde partie de ce chapitre, est présentée une nouvelle technique neuronale pour l'estimation de la vitesse du rotor, basée sur le déphasage (la différence de phase entre la tension et le courant statorique), et la fréquence de commande. Le schéma équivalent en régime permanent du moteur asynchrone permet d'avoir des caractéristiques intéressantes du *déphasage-vitesse*. Des caractéristiques « *déphasage-vitesse* », on réalise un estimateur neuronal, les exemples ou les données d'apprentissage sont le déphasage et la fréquence de commande comme entrées du réseau et la vitesse désirée comme sortie. L'estimateur ainsi réalisé est utilisé dans la commande.

5.2 DEFENTIONS

5.2.1 Le neurone biologique et artificiel

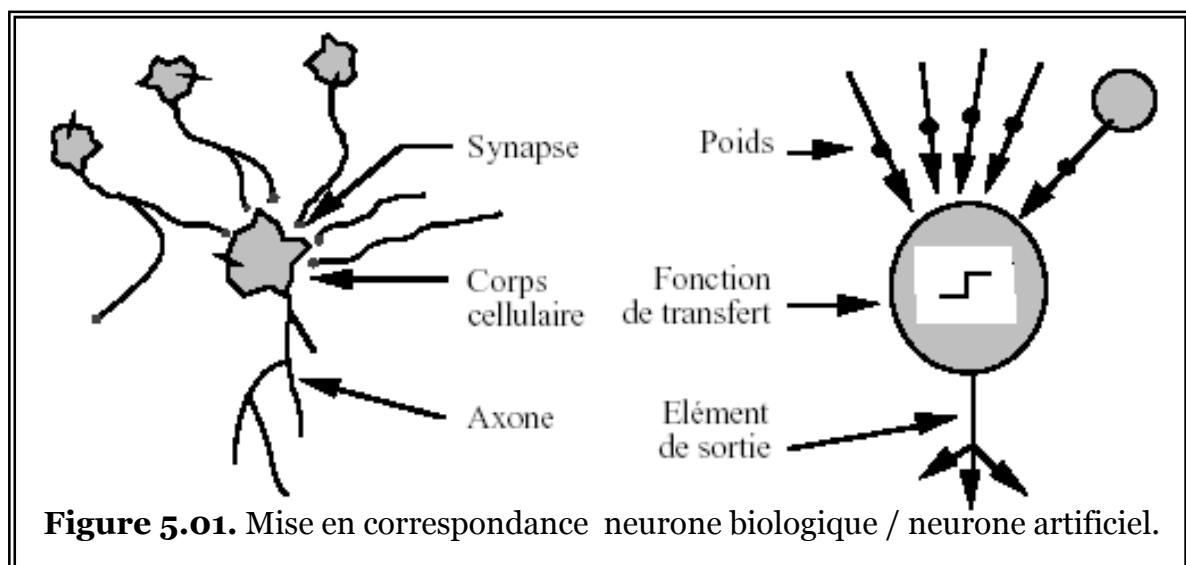
Les cellules nerveuses appelées neurones sont les éléments de base du système nerveux central ou les fonctions cérébrales (motrices sensibles) sont localisées d'une façon précise. Le cerveau est constitué d'un grand nombre d'unités biologiques élémentaires (environ 100 milliards d'unités), elles sont extrêmement connectées, chacune reçoit et envoie des informations à plusieurs de ses congénères

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau.

5.2.2 Le neurone artificiel (formel)

5.2.2.1 Structure

La figure (5.01) montre la structure d'un neurone artificiel, qui est le processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones amonts. A chacune de ces entrées est associée un poids w abréviation de weight (poids en anglais) représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones avals. A chaque connexion est associée un poids.

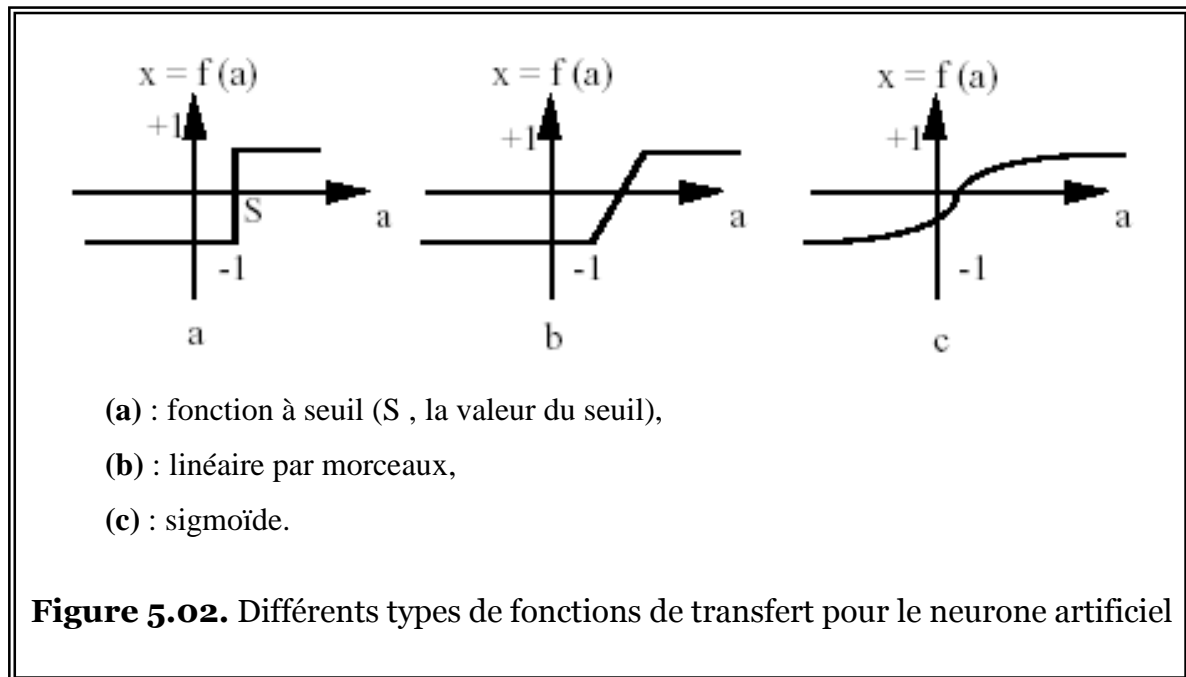


5.2.3.2 Comportement

On distingue deux phases : la première est habituellement le calcul de la somme pondérée des entrées (a) selon l'expression suivante :

$$a = \sum_{i=1}^N \omega_i \cdot e_i \quad (5.01)$$

A partir de cette valeur, une fonction de transfert calcule la valeur de l'état du neurone, c'est la rène phase du traitement. C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones aval. Il existe de nombreuses formes possibles pour la fonction de transfert. Les plus courantes sont présentées sur la figure (5.02). On remarquera qu'à la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continues, offrant une infinité de valeurs possibles comprises dans l'intervalle $[0, +1]$ (ou $[-1, +1]$).



Nous constatons que les équations décrivant le comportement des neurones artificiels n'introduisent pas la notion de temps. En effet, et c'est le cas pour la plupart des modèles actuels de réseaux de neurones, nous avons affaire à des modèles à temps discret, synchrone, dont le comportement des composants ne varie pas dans le temps.

5.2.4 Variables descriptives

Ces variables décrivent l'état du système. Dans le cas des réseaux de neurones qui sont des systèmes non autonomes, un sous-ensemble de variables descriptives est constitué par les variables d'entrée, variables dont la valeur est déterminée extérieurement au modèle [2-7].

5.2.5 Apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est défini comme étant n'importe quel changement opéré dans la mémoire du réseau. Ainsi cette modification affecte les poids synaptiques qui relient les neurones entre eux.

$$\text{Apprentissage} = \frac{dW}{dt} \neq 0 \quad (5.02)$$

L'apprentissage a comme objectif l'amélioration des performances futures des réseaux, sur la base d'une connaissance acquise au fur et mesure des expériences passées. Le mécanisme d'apprentissage diffère suivant la tâche pour laquelle ce réseau est utilisé. Il existe principalement deux types d'apprentissages différents :

5.2.5.1 Apprentissage supervisé

Il se fait en présence d'un superviseur (teacher) qui dirige le comportement des réseaux en lui présentant les couples d'entrée et leurs sorties désirées.

Cet apprentissage se fait toujours par l'intermédiaire d'un critère à optimiser définissant la performance du réseau à chaque étape.

5.2.5.2 Apprentissage non supervisé

L'apprentissage non-supervisée nécessite la présence des entrées seulement sans l'intervention d'un superviseur. Cet entraînement se fait sur la base d'informations locales existantes aux niveaux des neurones et découvre les propriétés collectives qui existent entre les données sur la base desquelles le réseau doit s'organiser.

Ce type d'apprentissage n'est pas intéressant pour notre application et ne sera donc pas étudié ici. Nous traiterons uniquement le cas de l'apprentissage supervisé [7].

5.2.6 L'algorithme de la rétropropagation [7-13] :

Si l'on peut propager l'activation dans un sens, on peut aussi propager la correction dans le sens inverse. C'est-à-dire que l'erreur récupérée en sortie après avoir injecté un exemple est renvoyée dans le sens opposé afin de modifier les poids des connexions, d'où le terme de *rétropropagation*.

Pour pouvoir utiliser cette méthode, il est impératif de choisir une fonction d'activation dérivable pour les neurones. En effet, il faut calculer le gradient du réseau comme nous allons le voir plus loin. Les fonctions telles que la sigmoïde ou la linéaire répondent bien à cette condition et sont donc très souvent utilisées pour ce type de réseaux.

Les poids synaptiques sont corrigés en fonction de l'erreur de tous les neurones suivants, on calcule l'erreur commise par le réseau comme suit :

$$\varepsilon(k) = \frac{1}{2} (y(k) - y_d(k))^2 \quad (5.03)$$

avec :

y : étant l'état d'activation du neurone .

y_d : étant celui voulu.

Ensuite une descente de gradient pour les poids, couche par couche, est effectuée pour pouvoir ajuster les poids :

$$W(k+1) = W(k) + l_r \frac{\partial e(k)}{\partial W} + m[W(k) - W(k-1)] \quad (5.04)$$

où :

l_r : étant une constante qui détermine la vitesse d'apprentissage appelée « taux d'apprentissage ».

m : étant appelé le paramètre inertiel ou moment.

5.3 ESTIMATION DE LA VITESSE PAR RNA BASE SUR LE FLUX ROTORIQUE

5.3.1 Modèle du réseau

Le modèle mathématique du **RNA** est obtenu à partir du modèle de base de la machine {équation (2.05) et (2.06), chapitre 2}. L'équation (2.05) qui représente le modèle en tension de la machine est utilisée pour délivrer le flux référence nécessaire à l'apprentissage.

L'équation (3.06) représente le modèle en courant servant pour définir le **RNA**. En effet, la discrétisation de cette dernière par usage de l'approximation d'**Euler** de la dérivée pour $t=k.T$,

$$\bar{\Phi}_R(t) \approx \frac{\bar{\Phi}_R(k) - \bar{\Phi}_R(k-1)}{T} \quad (5.05)$$

avec, k et T respectivement l'instant et la période d'échantillonnage, donne :

$$\bar{\Phi}_R(k) = W_1 \bar{X}_1 + W_2 \bar{X}_2 + W_3 \bar{X}_3 \quad (5.06)$$

En remplaçant (5.05) dans (3.06), on obtient :

$$\frac{\bar{\Phi}_R(k) - \bar{\Phi}_R(k-1)}{T} = \left(-\frac{1}{T_R} + j\omega \right) \bar{\Phi}_R + \frac{M}{T_R} \bar{i}_s \quad (5.07)$$

on aura alors :

$$\bar{\Phi}_R(k) = \left(1 - \frac{T}{T_R}\right) \bar{\Phi}_R(k-1) + \omega T \cdot j \cdot \bar{\Phi}_R(k-1) + \frac{M}{T_R} T \cdot \bar{i}_s(k-1) \quad (5.08)$$

par comparaisons entre (5.06) et (5.08), on constate :

$$W_1 = 1 - \frac{T}{T_R}; W_2 = \omega T; W_3 = \frac{M}{T_R} T.$$

$$\bar{X}_1 = \bar{\Phi}_R(k-1); \bar{X}_2 = j \cdot \bar{\Phi}_R(k-1); \bar{X}_3 = \bar{i}_s(k-1)$$

L'équation (5.06) montre qu'il s'agit bien d'un modèle de réseau de neurone linéaire à deux couches (d'entrée et cachée) où W_1, W_2 et W_3 sont les poids du réseau, ils dépendent des paramètres du moteur. Plus important est que W_2 est le seul poids qui dépend la vitesse du moteur. Donc, avec la connaissance des paramètres du moteur et l'injection au réseau des vecteurs inputs \bar{X}_i ($i = 1,2,3$) en ligne (on-line), l'estimateur neuronal ainsi obtenu adapte, via le mécanisme de la rétropropagation, son poids W_2 et par conséquent la pulsation mécanique ω [13-16].

5.3.2 Le mécanisme d'adaptation

Pour obtenir le mécanisme permet l'adaptation du poids W_2 (figure (5.03)), l'algorithme de la rétropropagation est utilisé. Le réseau, en recevant les vecteurs entrées (flux et courant retardés), délivre la valeur du flux estimé et le modèle en tension à son tour le flux de référence [13-16].

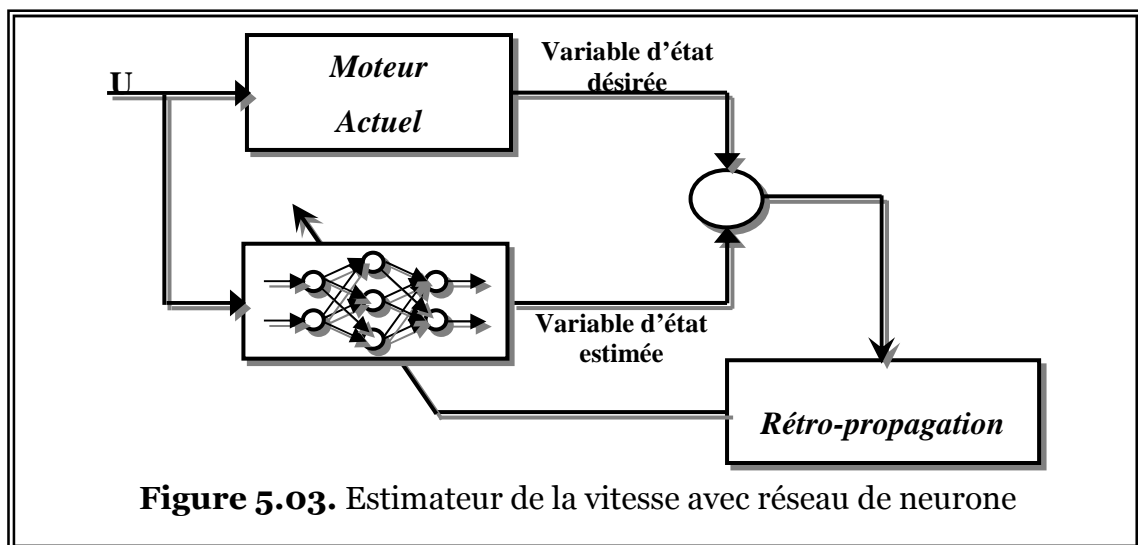


Figure 5.03. Estimateur de la vitesse avec réseau de neurone

L'erreur entre le flux référence et le flux estimé, est donné par :

$$\varepsilon = \overline{\Phi}_R(k) - \hat{\Phi}_R(k) \quad (5.09)$$

Le poids W_2 est réglé pour minimiser la fonction d'énergie :

$$E = \frac{1}{2} \varepsilon \varepsilon^T \quad (5.10)$$

La variation de poids W_2 est donnée par :

$$\Delta W_2 = -\frac{\partial E}{\partial W_2} = -\frac{\partial E}{\partial \hat{\Phi}_R(k)} \cdot \frac{\partial \hat{\Phi}_R(k)}{\partial W_2} = -\delta(k) \cdot \overline{X}_2 \quad (5.11)$$

$$\text{où : } \delta(k) = \frac{\partial E}{\partial \hat{\Phi}_R(k)} = \left(\hat{\Phi}_R(k) - \overline{\Phi}_R(k) \right)^T$$

La variation du poids ΔW_2 est calculée comme suit :

$$W_2(k) = W_2(k-1) + \frac{l_r}{T} \Delta W_2(k) \quad (5.12)$$

La vitesse estimée s'écrit :

$$\hat{\omega}(k) = \hat{\omega}(k-1) + \frac{l_r}{T} \Delta W_2(k) \quad (5.13)$$

où :

l_r est le taux d'apprentissage.

Pour une vitesse avec oscillations réduites, on peut ajouter un autre coefficient « m », donc on utilise l'équation (5.14) à la place de l'équation (5.13).

$$\hat{\omega}(k) = \hat{\omega}(k-1) + \frac{l_r}{T} \Delta W_2(k) + m \Delta W_2(k) \quad (5.14)$$

où :

m est le coefficient inertiel ou moment.

5.3.3 Modèle neuronal amélioré

De fait de sa simplicité, le modèle discret (5.08), qui n'est autre qu'une approximation du premier ordre, est exclusivement utiliser pour calculer le gradient de la fonction énergie par rapport au poids W_2 . Deux modèles améliorés sont alors élaborés pour assurer d'une part une estimation stable des flux rotoriques et d'autre part une meilleure précision sur la vitesse estimée.

La forme d'état de (2.06) peut être donnée par :

$$\frac{d}{dt} \hat{\Phi}_R = A \cdot \hat{\Phi}_R + B \cdot \bar{i}_s \quad (5.15)$$

avec :

$$A = -\frac{1}{T_R} - j\omega \quad \text{et} \quad B = \frac{M}{T_R}$$

Le modèle discret exact de l'équation ci-dessus s'écrit :

$$\hat{\Phi}_R(k+1) = e^{AT} \cdot \hat{\Phi}_R(k) + \frac{e^{AT} - I}{A} B \bar{i}_s(k) \quad (5.16)$$

Ce modèle (5.16) est lourd à traiter parce qu'il nécessite énormément de calculs, l'exponentiel et l'inversion des matrices. Néanmoins, une simple approche peut être menée à partir de (5.16) en puisant de la formulation d'Euler donnée par :

$$e^{-\frac{T}{T_R} + j\omega T} = e^{-\frac{T}{T_R}} \cdot (\cos(\omega T) + j \sin(\omega T)) \quad (5.17)$$

L'approximation du premier ordre du second terme en exponentiel dans (5.16) permet d'éviter l'inversion de la matrice A . En introduisant ensuite (5.17) en remplacement du premier terme exponentiel de (5.16), il en résulte :

$$\hat{\Phi}_R(k+1) = e^{-\frac{T}{T_R}} \cdot (\cos(\omega T) + j \sin(\omega T)) \cdot \hat{\Phi}_R(k) + T \cdot \frac{M}{T_R} \bar{i}_s(k) \quad (5.18)$$

Un modèle flux plus précis que celui obtenu par (4.18), est élaboré en développant aussi le terme contenant la matrice inverse A^{-1} dans (5.16) en fonction du cosinus et du sinus. Ce modèle peut être formulé comme suit [13]:

$$\hat{\Phi}_R(k+1) = a \cdot \hat{\Phi}_R(k) + b \bar{i}_s(k) \quad (5.19)$$

avec,

$$a = e^{-\frac{T}{T_R}} \cdot \{ \cos(T\omega) + j \sin(T\omega) \}$$

$$b = \frac{M}{1 + (T\omega)^2} \cdot \left\{ 1 - e^{-\frac{T}{T_R}} \cdot \left\{ [\cos(T\omega) - T_R \omega \sin(T\omega)] \right. \right.$$

$$\left. \left. + j \cdot \left(T_R \omega - e^{-\frac{T}{T_R}} \cdot [\sin(T\omega) + T_R \omega \cos(T\omega)] \right) \right\} \right\}$$

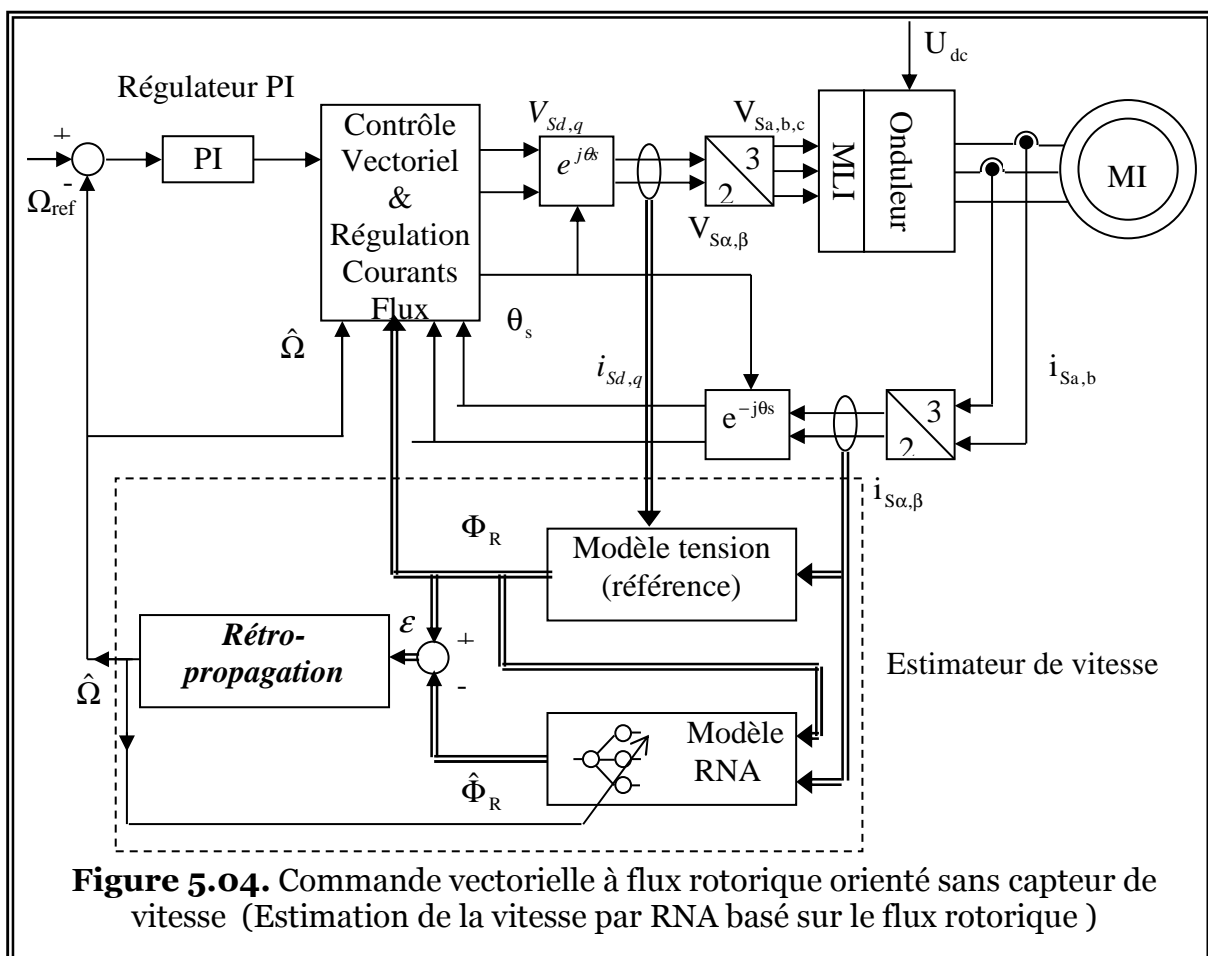
Il est à remarqué que ce modèle précis n'est autre que celui donné par (5.16), mais formulé de manière à éviter le calcul de l'exponentiel de l'inverse d'une matrice. Il en résulte que ce modèle est bien adapté aux calculateurs numériques, il suffit simplement d'implanter dans une table la fonction sinus ou cosinus pour l'évaluation des coefficients « a » et « b » [11-13].

5.4 COMMANDES SANS CAPTEUR

5.4.1 Schéma synoptique de la commande

L'estimateur de vitesse neuronal basé sur le flux rotorique est inséré dans la commande vectorielle du moteur asynchrone.

La figure (5.04) montre le diagramme bloc global de la commande vectorielle à flux rotorique orienté sans capteur de vitesse proposée, où il apparaît l'estimateur de vitesse neuronal basé sur le modèle (5.19).



5.4.2 Résultats Expérimentaux

Nous présenterons dans ce cas les résultats expérimentaux de la commande vectorielle indirecte par orientation de flux rotorique sans capteur de vitesse, la vitesse a été estimée par un estimateur neuronal basé sur le flux rotorique.

On a fait une multitude de cas qu'on présentera et discutera dans ce qui suit.

Cas 1 Robustesse vis-à-vis de la variation de charge et de la vitesse

La figure (5.05) représente les profils de références de la vitesse et du couple. La machine tourne à vide et avec une vitesse de 140Rad/s, à l'instant $t=4.5s$ et $8s$ un couple charge est appliqué et est annulé respectivement. on fait changer le sens de la vitesse de référence de $+\Omega_{\text{reff}}$ à $-\Omega_{\text{reff}}$ par passant par zéro en 12 secondes.

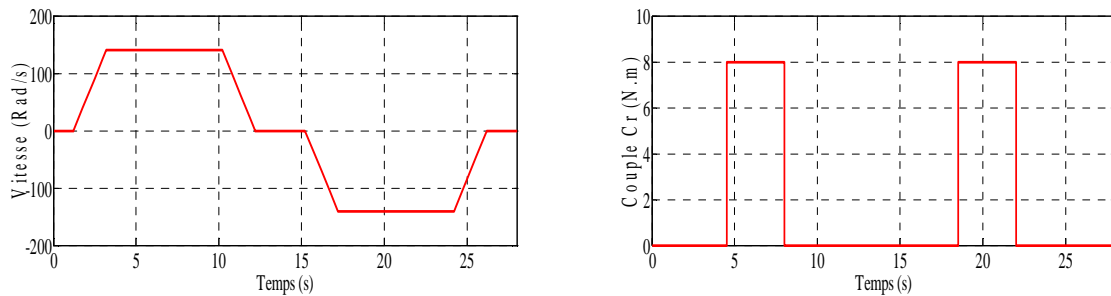


Figure 5.05 Trajectoires de référence pour la vitesse et le couple de charge.

Les résultats Expérimentaux effectués pour les deux essais (application d'une charge et variation de la vitesse) pour la commande vectorielle sans capteur de vitesse, sont données par la figure (5.06)

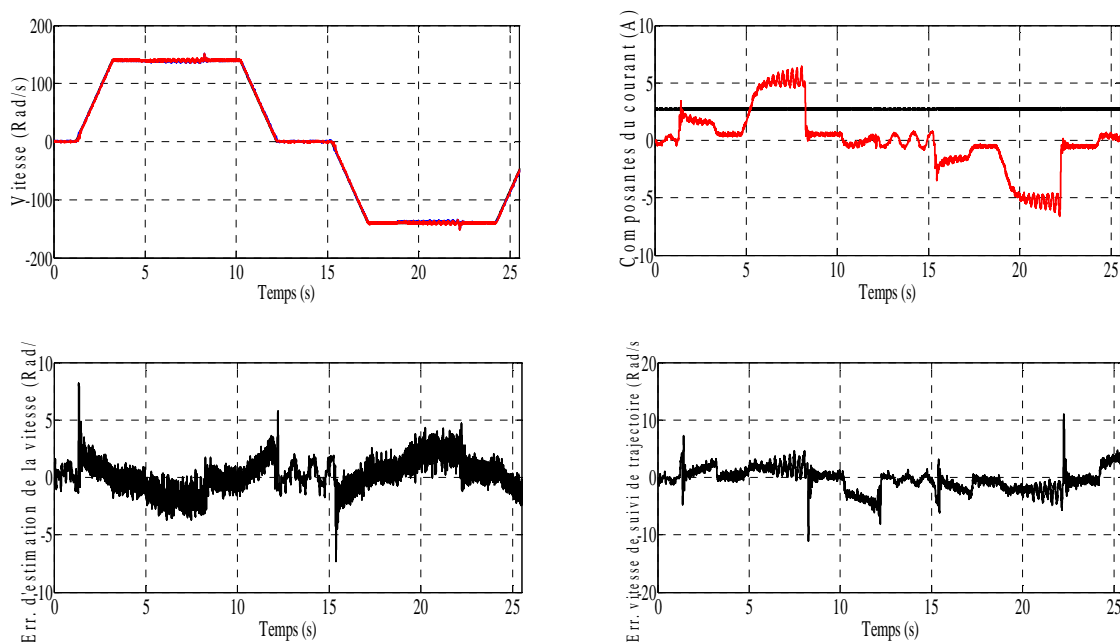


Figure 5.06. Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (Estimation de la vitesse par RNA basé sur le flux rotorique).

On voit clairement que les deux vitesses, réel et estimé, sont pratiquement confondues et sont proches de leur référence, l'erreur d'estimation de la vitesse et l'erreur de vitesse de suivi de trajectoire sont faibles, même dans les régions proches de zéro.

On remarque aussi que la composante du courant statorique I_{sq} est proportionnelle à la variation du couple de charge, par contre I_{sd} reste constante.

Cas 2 Robustesse vis-à-vis de la variation de la vitesse sous forme d'escalier

On fait tester la sensibilité de la commande sans capteur de vitesse vis-à-vis de la variation de vitesse. La figure (5.07) représente le profil de référence de la vitesse.

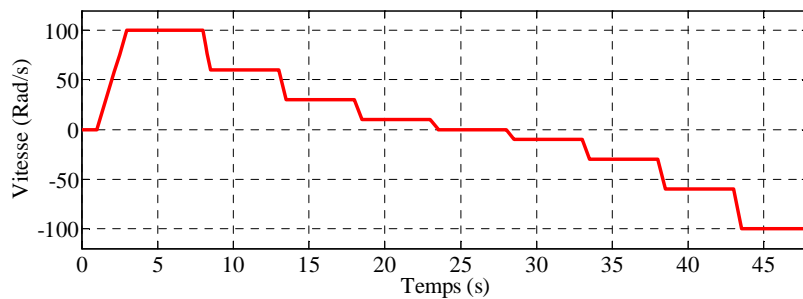


Figure 5.07 Profils de référence vitesse

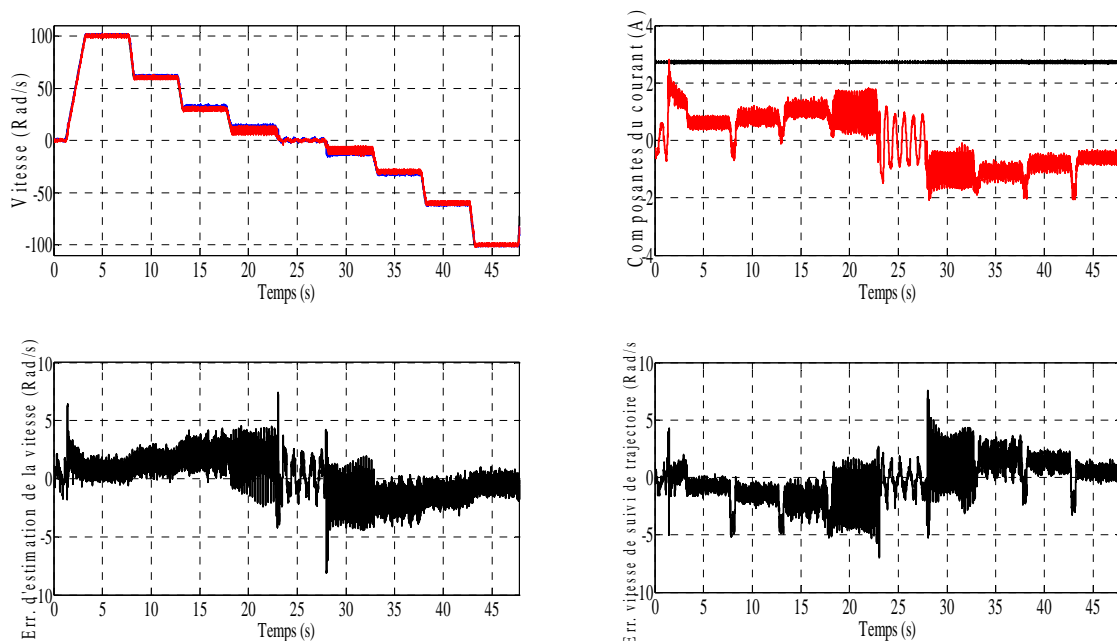


Figure 5.08. Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (Estimation de la vitesse par RNA basé sur le flux rotorique).

La figure (5.08) montre les résultats expérimentaux de la commande sans capteur avec un estimateur de vitesse neuronal basé sur le flux rotorique, elle y est présentée les réponses en vitesse et en courant et en erreur de vitesse.

On constate que la valeur de vitesse estimée présente un régime transitoire sans dépassement, et la réponse de la vitesse estimée est semblable avec celle mesurée en suivant

la vitesse de référence dans les hautes et moyennes vitesses, mais présente des oscillations dans les basses vitesses. L'erreur d'estimation de la vitesse et l'erreur de vitesse de suivi de trajectoire sont importantes, apparaissent dans les basses vitesses.

Certaines fluctuations aux niveaux de la composante du courant I_{sq} mais la composante du courant statorique d'axe direct I_{sd} est maintenue constante, et qu'il est insensible aux impacts de variations de vitesse.

Cas 3 Robustesse vis-à-vis des moyennes vitesses

On fait étudier la sensibilité de l'estimateur neuronal de vitesse basé sur le flux rotorique dans les moyennes vitesses, La machine tourne à vide et avec une vitesse de 30Rad/s, à l'instant $t=5s$ un couple charge est appliqué. Après 8s, on fait changer le sens de la vitesse de référence de (30 Rad/s) à (-30 Rad/s) par passant par zéro.

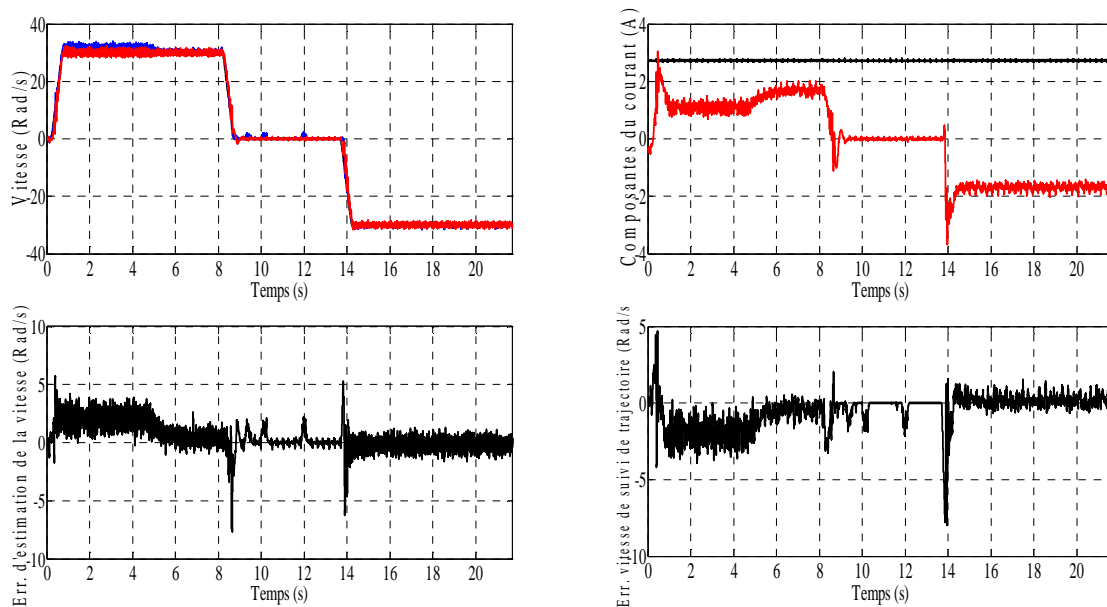


Figure 5.09 Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (le comportement de l'estimateur neuronal de la vitesse dans les moyennes vitesses)

La figure (5.09) montre le comportement dynamique du variateur asynchrone soumis à des moyennes vitesses pour la commande vectorielle sans capteur de vitesse.

Nous constatons que les deux vitesses, mesurée et estimée, suivent la vitesse de consigne mais avec des oscillations, et l'erreur de mesure de vitesse et de suivi de trajectoire sont plus importantes.

On voit clairement que la composante I_{sq} est liée à la variation de la charge et de la vitesse, par contre la composante I_{sd} reste constante.

Cas 4 Robustesse vis-à-vis des faibles vitesses

On fait étudier la sensibilité de l'estimateur de vitesse dans les basses vitesses, à noter qu'après 5s du démarrage à vide et avec une vitesse de (2,5 Rad/s), une charge de 3Nm est appliquée. Après 8s, la vitesse varie entre 2,5Rad/s et 10 Rad/s mais par passant par une vitesse nulle.

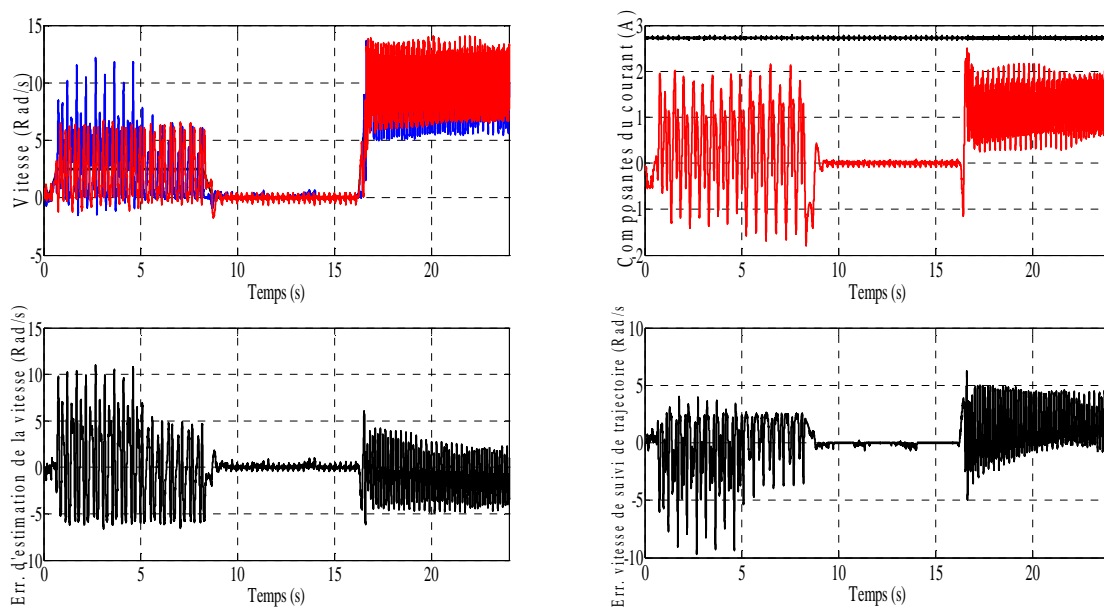


Figure 5.10. Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (Estimation de la vitesse par RNA basé sur le flux rotorique).

Les performances dynamiques et statiques de la commande de la machine asynchrone sans capteur avec l'estimateur RNA est montrée par la figure (5.10). On peut constater que la vitesse estimée et mesurée présentent des fluctuations et des fortes oscillations avec une mauvaise poursuite, et on voit clairement que l'erreur de mesure de vitesse et de suivi de trajectoire sont plus importantes.

5.5 ESTIMATION DE LA VITESSE PAR RNA BASE SUR LE DEPHASAGE

Les réseaux de neurones artificiels peuvent exprimer des relations entrées/sorties complexes, souvent appelées « *mapping* », sans connaître le détail sur le modèle analytique correspondant. En effet, un réseau de neurone artificiel à deux couches est capable d'approcher arbitrairement n'importe quelle relation entrée/ sortie non linéaire continue [50].

5.5.1 Principe

Pour cet estimateur neuronal, il est nécessaire de savoir les relations entre la vitesse du rotor, la fréquence de commande et la différence de phase entre le courant et la tension statorique.

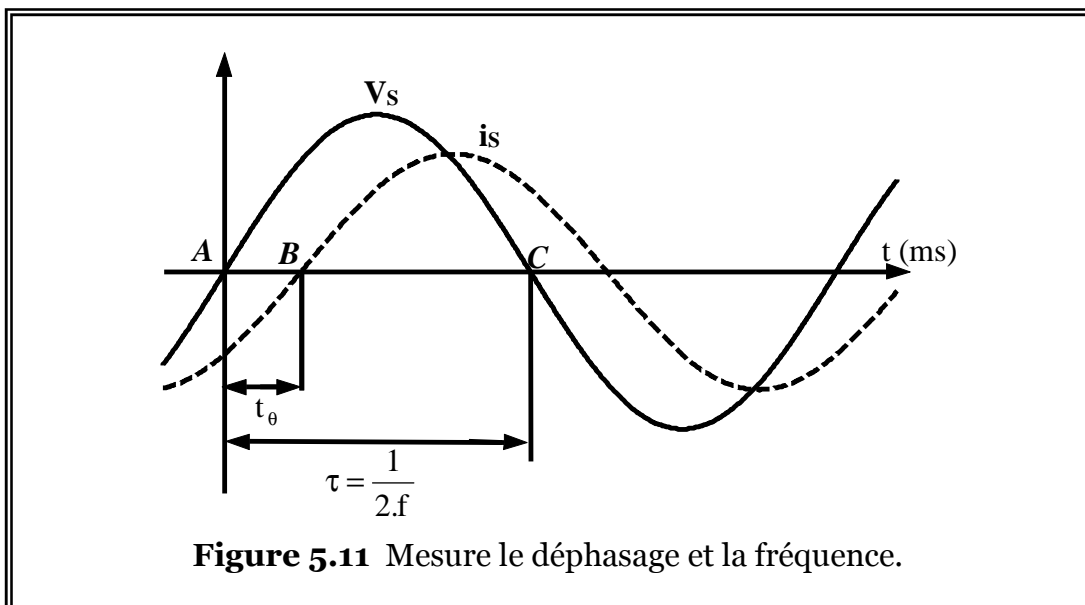
La figure (5.11) montre la fréquence et le déphasage entre le courant et la tension statorique, tels que

- les deux signaux sinusoïdaux i_s et V_s représentent respectivement le courant statorique et la tension statorique.
- la différence de phase « t_θ » est obtenue en mesurant l'intervalle de temps entre le passage à zéro de la tension « A » et le passage à zéro du courant statorique « B »
- la demi période de la tension statorique « τ » est obtenue en mesurant l'intervalle entre A et C .

Le déphasage « θ » et la fréquence f sont donnés comme suit [14-18]:

$$\theta = \frac{t_\theta}{\tau} \times 180 \text{ [dég]} \quad (5.20)$$

$$f = \frac{1}{2 \cdot \tau} \text{ [Hz]} \quad (5.21)$$



On peut calculer le déphasage et la vitesse pour plusieurs valeurs de la fréquence par l'utilisation du schéma équivalent du moteur asynchrone.

5.5.1.1 Schéma équivalent en régime permanent du moteur asynchrone

Dans le repère fixe du stator ($\omega_a=0$), et en régime quasi stationnaire ($d/dt = j\omega_s$), (2.03) et (2.04) s'écrivent, en tenant compte de (2.05) (2.06) :

$$\bar{V}_s = (R_s + jL_s\omega_s)\bar{i}_s + jM\omega_s\bar{i}_R \tag{5.22}$$

$$0 = (R_R + jL_R\omega_R)\bar{i}_R + jM\omega_R\bar{i}_s \tag{5.23}$$

Sachant que : $\omega_R = \omega_s - \omega = g\omega_s$ où g est le glissement, (5.23) se réécrit :

$$0 = \left(\frac{R_R}{g} + jL_R\omega_s \right)\bar{i}_R + jM\omega_s\bar{i}_s \tag{5.24}$$

En faisant le changement de variable en sorte que l'entrée du stator reste inchangée. On conçoit que :

$$M' = \chi M \text{ et } \bar{i}'_R = \frac{\bar{i}_R}{\chi} \tag{5.25}$$

où χ est nombre « arbitraire » fini et non nul.

En portant le changement de variable adopté dans (5.22) et (5.24), ces équations deviennent :

$$\bar{V}_s = (R_s + jL_s\omega_s)\bar{i}_s + jM'\omega_s\bar{i}'_R \tag{5.26}$$

$$0 = \left(\frac{R'_R}{g} + jL'_R\omega_s \right)\bar{i}'_R + jM'\omega_s\bar{i}_s \tag{5.27}$$

avec, $\begin{cases} R'_R = \chi^2 R_R \\ L'_R = \chi^2 L_R \end{cases}$ Valeur ramenées au stator avec $\chi > 1$.

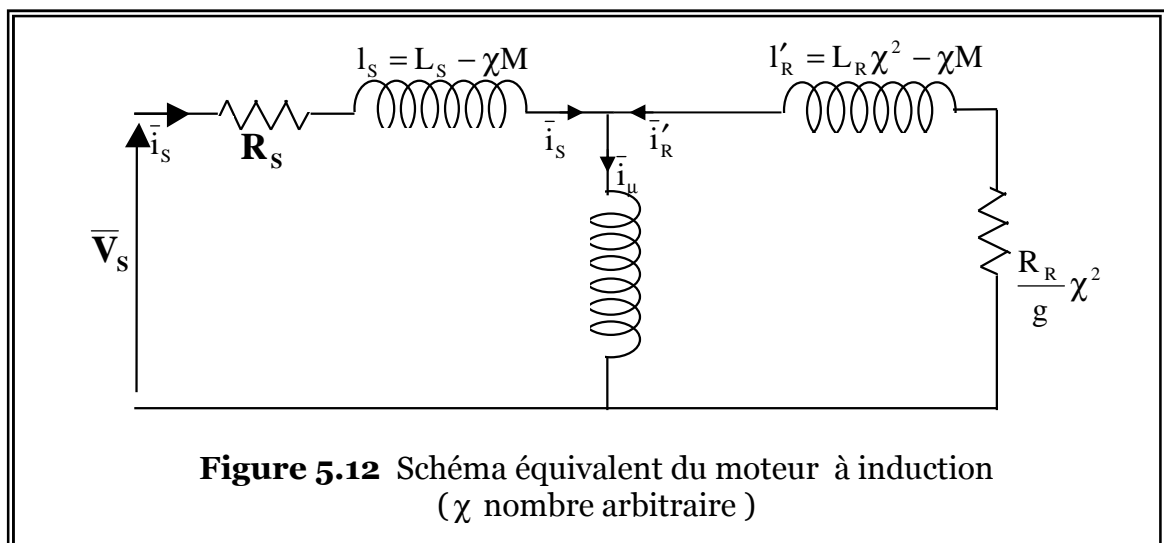


Figure 5.12 Schéma équivalent du moteur à induction (χ nombre arbitraire)

Les flux de fuites sont introduits tels que : $l_s = L_s - M'$ et $l'_r = L'_r - M'$ respectivement inductances de flux de fuites du stator et du rotor. Les équations (5.24) et (5.25) s'écrivent alors comme suit :

$$\bar{V}_s = (R_s + j.l_s \omega_s) \bar{i}_s + jM' \omega_s \bar{i}_\mu \quad (5.28)$$

$$0 = \left(\frac{R'_r}{g} + j.l'_r \omega_s \right) \bar{i}'_r + jM' \omega_s \bar{i}_\mu \quad (5.29)$$

avec, $\bar{i}_\mu = \bar{i}_s + \bar{i}'_r$ courant de magnétisation.

Ces deux dernières équations permettent d'établir le schéma équivalent en \mathbf{T} du moteur asynchrone. Un choix judicieux de χ permet d'avoir certaines configurations concises et commodes du schéma équivalent (figure 5.12), à savoir les quatre cas qui suivent [16]:

- Schéma du flux de fuites totalisées dans le stator :

$$\chi \text{ est choisi telle que } l'_r = 0 \Rightarrow \chi = \frac{M}{L_r}.$$

- Schéma du flux de fuites totalisées dans le rotor :

$$\chi \text{ est choisi telle que } l_s = 0 \Rightarrow \chi = \frac{L_s}{M}.$$

- Schéma du flux de fuites répartis à égalité entre le stator et rotor :

$$\chi \text{ est choisi telle que } l_s = l'_r \Rightarrow \chi = \sqrt{\frac{L_s}{L_r}}.$$

- Schéma du circuit physique

χ est choisi tels que les paramètres et les grandeurs du rotor

$$\text{soient ramenés au stator} \Rightarrow \chi = \frac{N_s}{N_r}.$$

où, N_s et N_r sont respectivement le nombre de spires des bobinages du stator et du rotor.

L'impédance équivalente totale \bar{Z}_{eq} pour le premier choix, schéma du flux de fuites totalisées dans le stator, s'écrit :

$$\bar{Z}_{eq} = R_s + \frac{(1-\sigma)L_s \omega_s^2 g T_r}{1 + g^2 T_r^2 \omega_s^2} + j \left(\sigma L_s \omega_s + \frac{(1-\sigma)L_s \omega_s}{1 + g^2 T_r^2 \omega_s^2} \right) \quad (5.26)$$

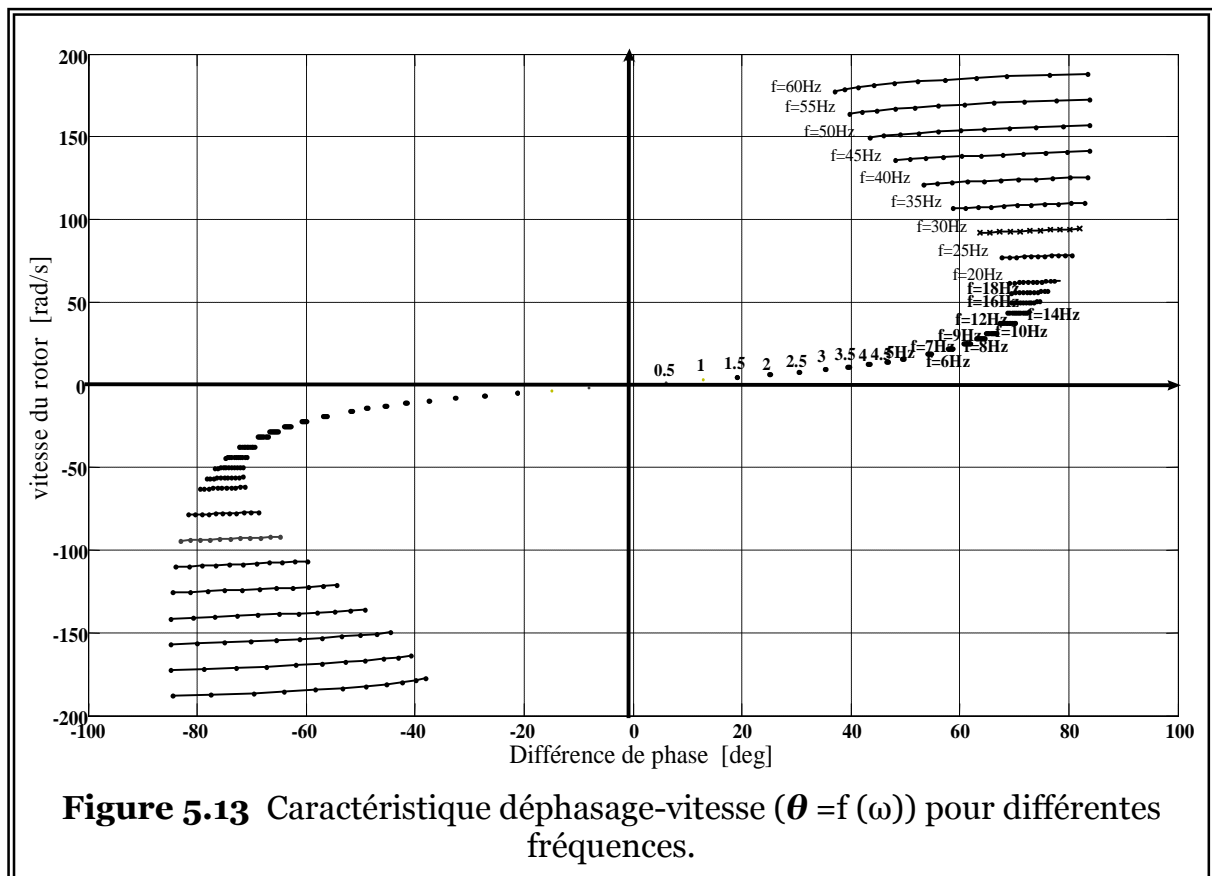
On peut calculer le déphasage à partir de l'équation (5.26), donnée par :

$$\theta = \cos^{-1} \frac{\operatorname{Re}[\bar{Z}_{eq}]}{|\bar{Z}_{eq}|} \quad (5.27)$$

Un programme sous ‘*MATLAB*’ permet de calculer et de tracer rapidement pour chaque valeur de la fréquence f , le déphasage θ en fonction de la vitesse du rotor. La Figure (5.13) montre la relation entre la vitesse du rotor et la différence de phase pour une fréquence de commande allant de 0,5Hz à 60Hz.

A partir de la figure (5.12), on peut conclure ce qui suit :

- Quand le moteur asynchrone est alimenté avec une fréquence constante et sans charge, la vitesse du rotor est approximativement égale à la vitesse synchrone.
- En effet plus la charge est importante (le couple de charge est grand), plus la différence de phase et la vitesse sont faibles.



Des caractéristiques « *déphasage-vitesse* », la vitesse est possible à estimer à partir du déphasage et de la fréquence par l'utilisation d'un estimateur neuronal, de telle sorte que le déphasage et la fréquence soient les entrées du réseau et la vitesse du rotor la sortie.

5.5.1.2 Description du réseau de neurones utilisé

Le modèle neuronal est un réseau à quatre couches :

- Une couche tampon (d'entrée) ;
- Deux couches cachées à trois neurones chacune avec des fonctions d'activation du type « **sigmoïde** » ;
- Une couche de sortie à un seul neurone avec une fonction d'activation **linéaire**.

L'apprentissage utilisé est supervisé, c'est-à-dire que l'on présente au réseau en même temps une forme **P** (Pattern) et une cible **T** (Target). Le but est de minimiser l'erreur quadratique entre les sorties obtenues « **Y** » du réseau et celle souhaitées **T** en présentant au réseau une forme **P** (**P** et **T** étant la base d'apprentissage).

Le programme est écrit sous le logiciel **MATLAB**, tel que les données à mémoriser par le réseau (**P**, **T**) sont obtenus à partir du schéma équivalent du moteur asynchrone.

a) Données d'apprentissage

Les données d'apprentissage du réseau sont obtenues comme suit :

1. On définit les éléments d'entrées **P** ;
2. On leur associe les éléments désirés **T** ;
3. On fixe le nombre de neurones des couches cachées **S₁** et **S₂**;
4. A partir de **P**, **T**, **S₁** et **S₂**, on définit les dimensions des matrices poids **W** et **B** pour chaque couche :
 - Le nombre de colonnes de **P**, noté « **Q** » (égale à celui de **T**), est le nombre d'exemples ou de données fournis au réseau.
 - Le nombre de ligne de **P** noté **R** est égale au nombre d'entrées du réseau.
 - Le nombre de colonnes de **T** est la dimension de la couche de sortie.

Note bien : La normalisation des données d'apprentissage, en les ramenant dans l'intervalle [-1 1] est indispensable pour le bon déroulement de celui-ci.

b) Paramètres d'apprentissage

Les paramètres d'apprentissage sont choisis comme suit :

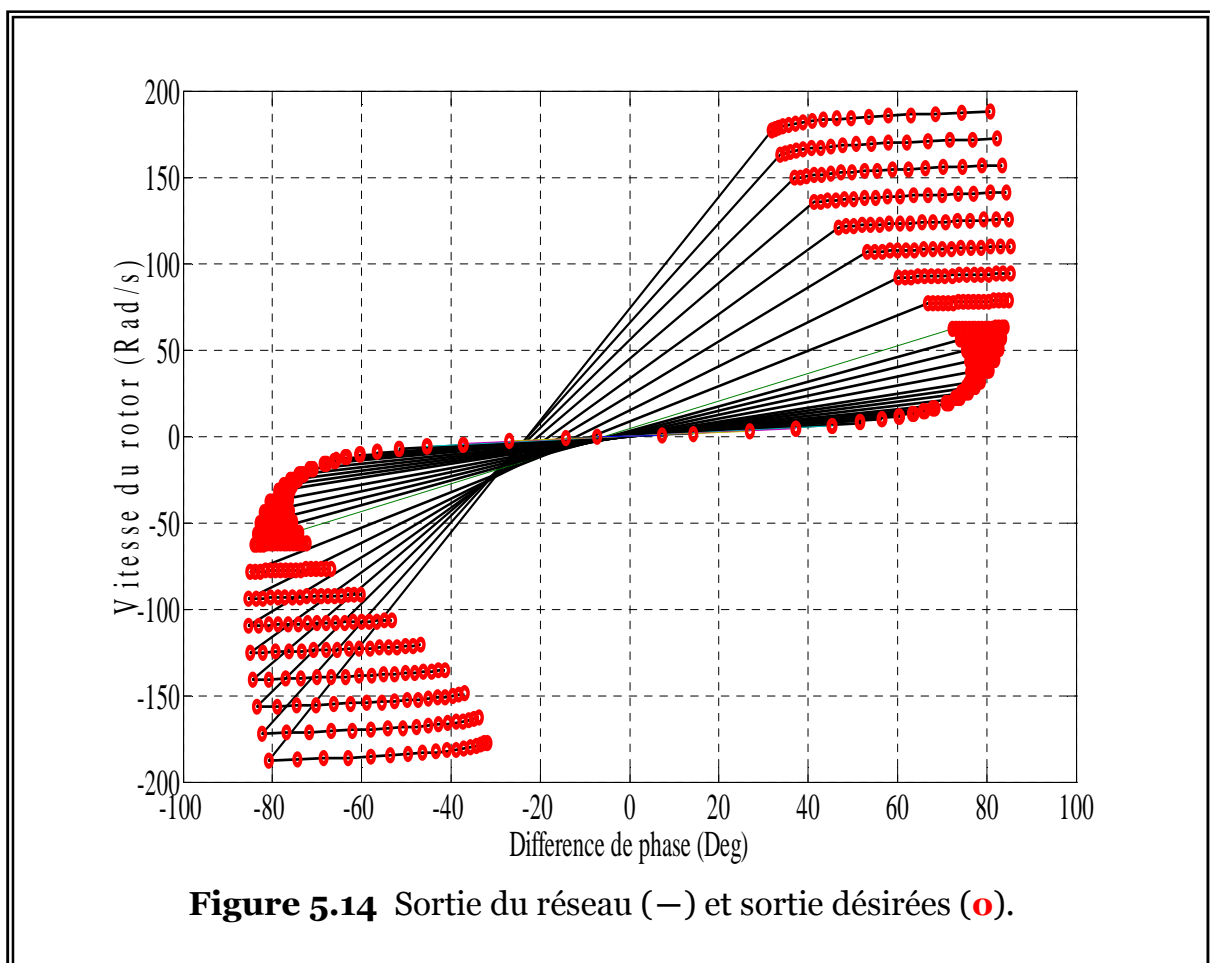
1. **Max-epoque** = 2500, Maximum d'époque pour l'apprentissage ;

2. $\text{Err_goal} = 10 e^{-7}$; Erreur quadratique désirée.

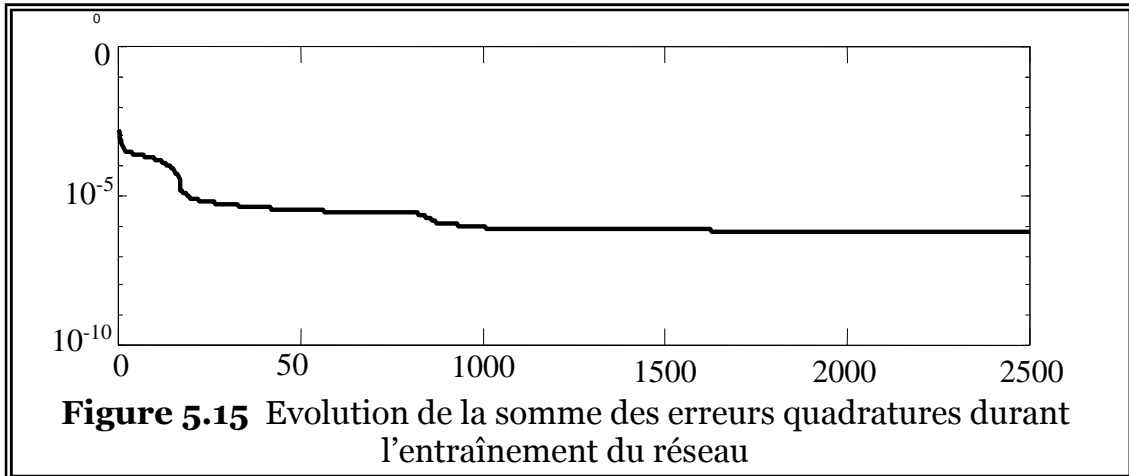
Dans notre travail, on a essayé un réseau à une seule couche cachée, mais il n'a pas donné des résultats meilleurs que ceux obtenues pour un apprentissage avec deux couches cachées.

c) Résultats d'apprentissage

On introduit les données d'apprentissage (\mathbf{P} , \mathbf{T}) dans le programme puis on lance l'exécution de celui-ci, une fois que la précision désirée est atteinte, le programme affiche les résultats de l'apprentissage, après on génère le réseau de neurone résultant pour pouvoir l'utiliser dans le programme de simulation **SIMULINK**



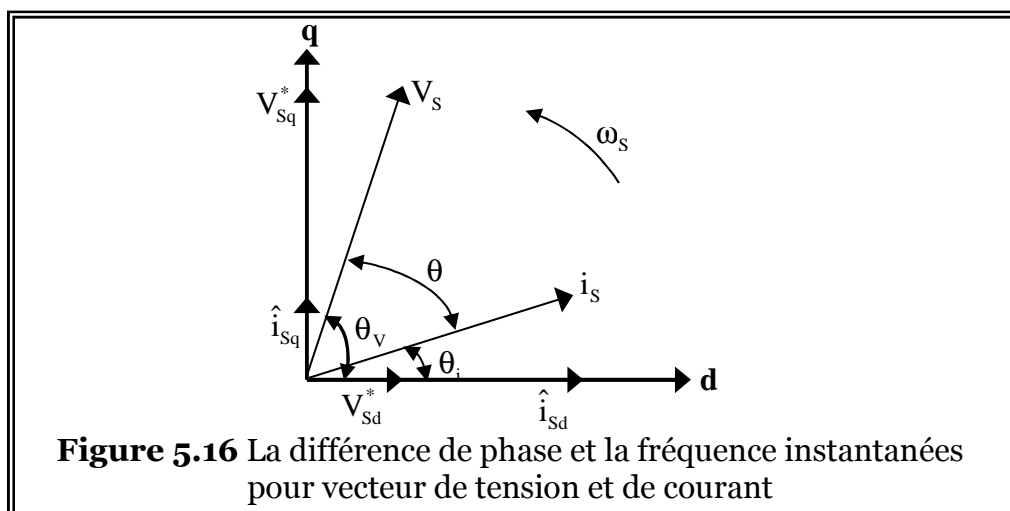
La figure (5.14) montre les résultats d'apprentissage, on remarque que les vitesses estimée et désirée sont confondues, et l'évolution de l'erreur quadrature durant l'entraînement du réseau est représentée dans la figure (5.15).



L'alimentation du moteur asynchrone par un onduleur de tension génère des harmoniques, ces harmoniques apparaissent sur les ondes du courant statorique. La première base d'apprentissage a été prise du schéma équivalent du moteur asynchrone alimenté en sinusoïdal, elle a donnée de très bons résultats avec le moteur alimenté par le réseau. Une deuxième base d'apprentissage qui prend en considération l'onduleur est obtenue à partir de la première base d'apprentissage, en introduisant un bruit au niveau du déphasage et puis lancer l'exécution de l'apprentissage du réseau de neurone.

5.6 COMMANDE VECTORIELLE SANS CAPTEUR DE VITESSE

L'estimateur neuronal de vitesse basé sur le déphasage est inséré dans la commande vectorielle à flux rotorique orienté du moteur asynchrone.



Lors d'une commande vectorielle, l'estimation du déphasage basée sur la mesure des composantes directes et en quadrature de la tension et du courant statorique, est donnée comme suit [52]:

$$\theta_v = \tan^{-1}\left(\frac{V_{Sq}^*}{V_{Sd}^*}\right) \tag{5.28}$$

$$\theta_i = \tan^{-1}\left(\frac{i_{Sq}^*}{i_{Sd}^*}\right) \tag{5.29}$$

$$\theta = \theta_v - \theta_i \tag{5.30}$$

$$\text{et : } f = \frac{\omega_s}{2\pi} \tag{5.31}$$

La figure (5.16) illustre le déphasage et la fréquence pour les vecteurs de tension et du courants statorique.

5.6.1 Schémas synoptique de la commande sans capteur.

L'estimateur neuronal de vitesse basé sur le déphasage est introduit dans la commande vectorielle.

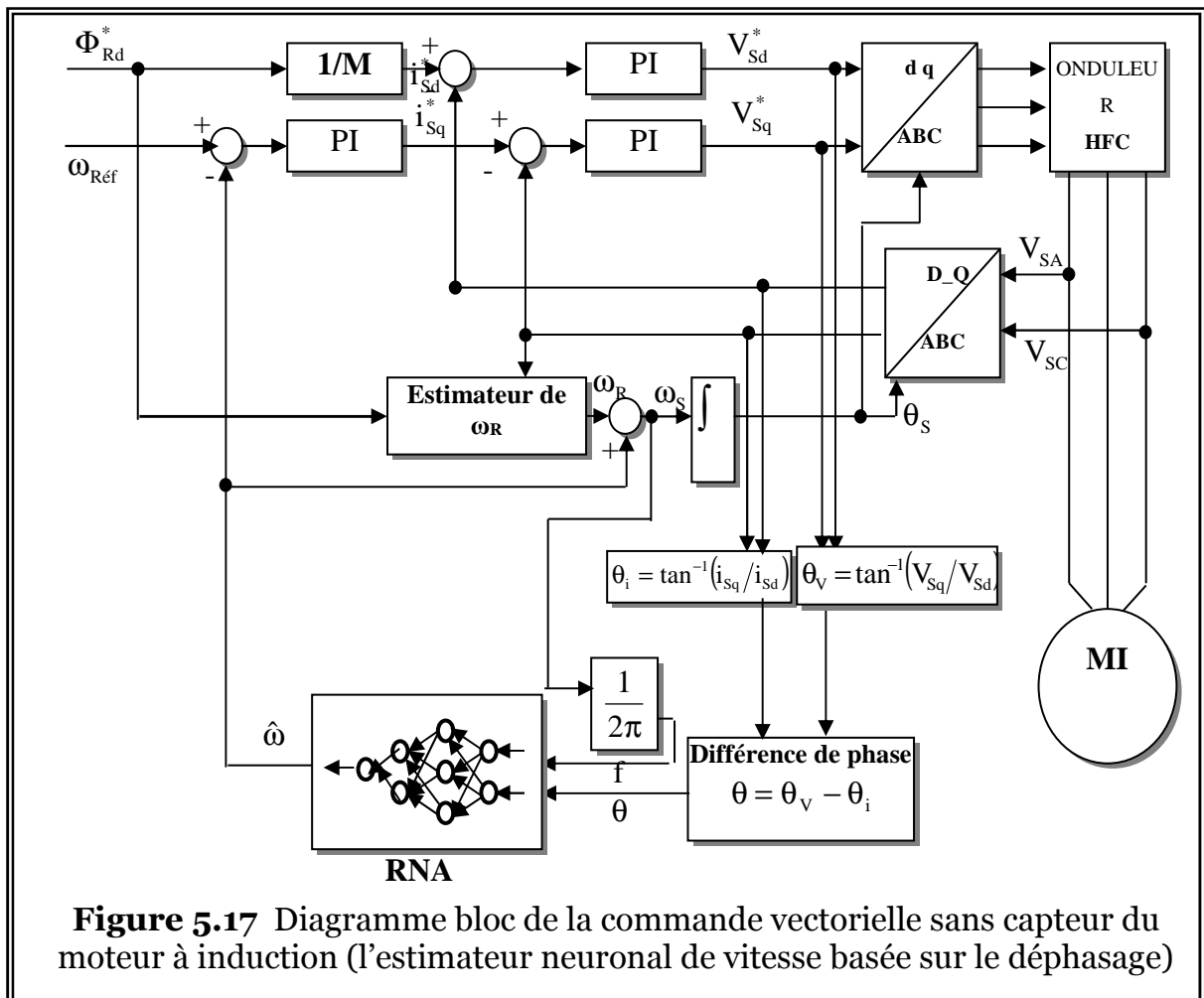


Figure 5.17 Diagramme bloc de la commande vectorielle sans capteur du moteur à induction (l'estimateur neuronal de vitesse basée sur le déphasage)

La figure (5.17) montre le diagramme bloc global de la commande vectorielle sans capteur de vitesse, le flux rotorique est orienté mais non contrôlé, où il apparaît l'estimateur de vitesse neuronal basé sur le déphasage entre tension et courant statorique, et la fréquence de commande.

5.6.2 Résultats Expérimentaux

Nous présenterons dans ce cas les résultats expérimentaux de la commande vectorielle indirecte par orientation de flux rotorique sans capteur de vitesse, la vitesse a estimé par un estimateur neuronal de la vitesse.

On a fait plusieurs tests de robustesse qu'on présentera et discutera dans ce qui suit.

Cas 1 Robustesse vis-à-vis de la variation de charge et de la vitesse.

On fait le même test que précédemment, Robustesse vis-à-vis de la variation de charge et de la vitesse.

La figure 5.18 présente les résultats expérimentaux obtenus par la commande vectorielle sans capteur avec un estimateur neuronal de vitesse basé sur le déphasage.

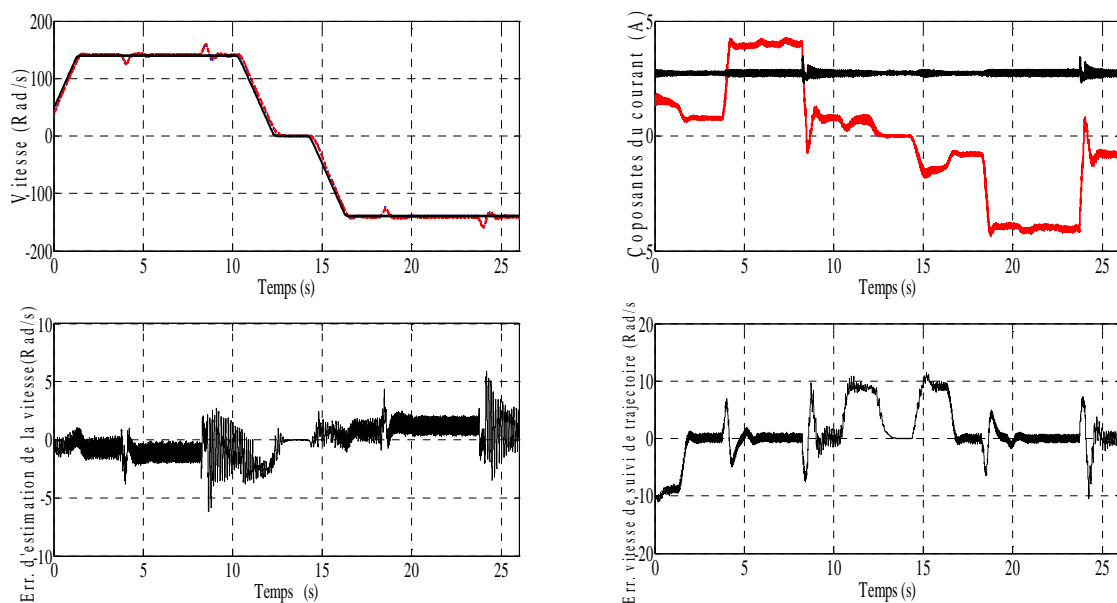


Figure 5.18 Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse (Estimation de la vitesse par RNA basé sur le flux rotorique).

Cet estimateur neuronal a été effectué dans les conditions d'un profil variable de la vitesse et du couple de charge. On voit clairement que les deux vitesses, réel et estimé, sont confondues et sont proches de leur référence, l'erreur d'estimation de la vitesse et l'erreur de vitesse de suivi de trajectoire sont faibles, même à vitesse nulle. On remarque aussi que la

composante du courant statorique I_{sq} est proportionnelle à la variation du couple de charge, par contre la composante I_{sd} reste toujours constante.

Cas 2 Robustesse vis-à-vis de la variation de la vitesse sous forme d'escalier

On fait le même test que précédemment, robustesse vis-à-vis des faibles vitesses. Dans ce qui suit, nous présentons les résultats expérimentaux obtenus par la commande vectorielle sans capteur de vitesse basé sur estimateur neuronal (figure 5.19), où il est présenté les réponses en vitesse, en courant et en erreur de vitesse.

On constate que la valeur de vitesse estimée présente un régime transitoire sans dépassement, et la réponse de la vitesse estimée est similaire avec celle mesurée en suivant la vitesse de référence. L'erreur d'estimation de la vitesse (erreur entre la vitesse réelle et estimée) et l'erreur de vitesse de suivi de trajectoire (d'erreur entre la référence et la vitesse estimée) sont très faibles. On voit clairement que la composante du courant I_{sq} réagit avec la variation de vitesse, mais la composante du courant statorique I_{sd} est toujours maintenue constante, et qu'il est insensible aux impacts de variations de vitesse.

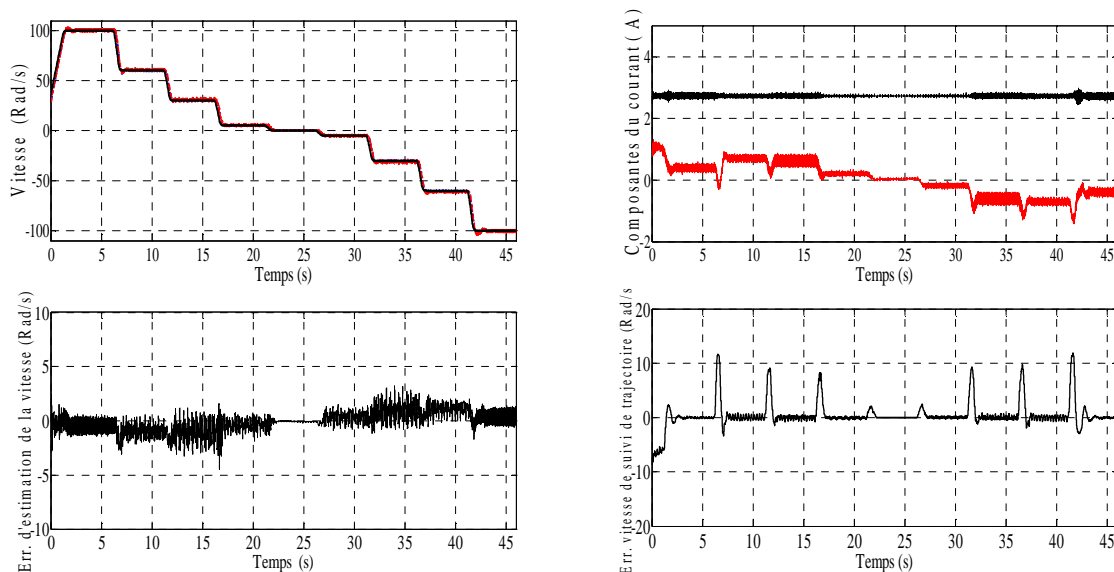


Figure 5.19 Résultats expérimentaux FOC sans capteur, en régime variable de vitesse (Estimation de la vitesse par RNA basé sur le flux rotorique).

Cas 3 Robustesse vis-à-vis des moyennes vitesses

Toujours avec le même test, robustesse vis-à-vis des moyennes vitesses, la figure 5.20 présente le comportement dynamique du variateur asynchrone soumis à des moyennes vitesses de la commande sans capteur de vitesse. Il est clair qu'à partir de cette figure que les vitesses estimées et mesurées convergent vers la référence en même temps. Nous pouvons

voir que l'erreur d'estimation de la vitesse et l'erreur de vitesse de suivi de trajectoire sont très faibles.

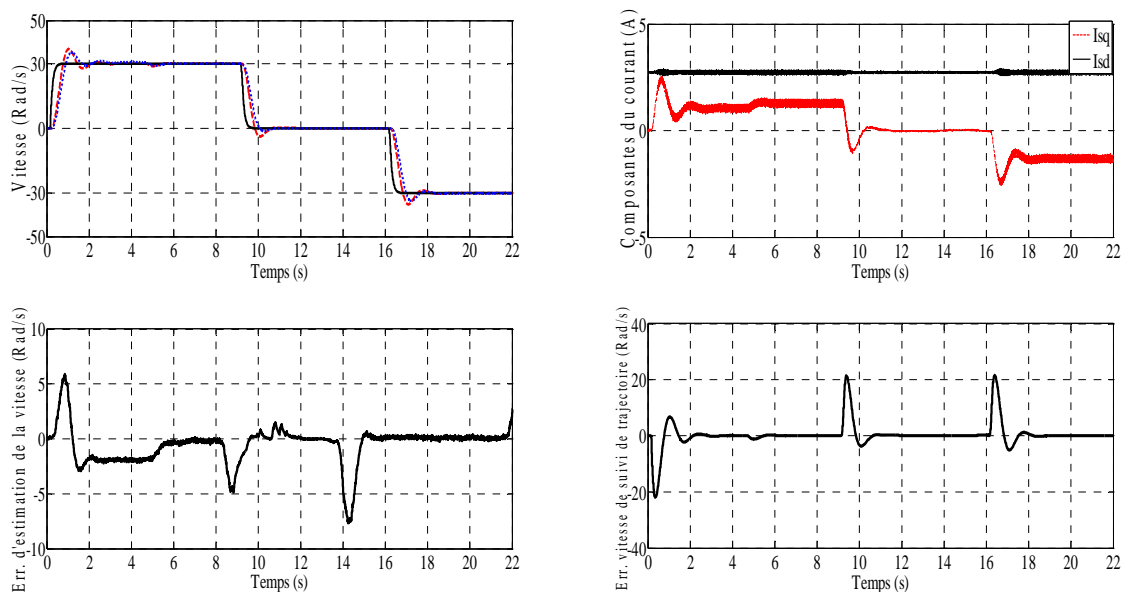


Figure 5.20 Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse dans les moyennes vitesses (Estimation de la vitesse par RNA basé sur le déphasage)

Cas 4 Robustesse vis-à-vis des faibles vitesses

On fait le même test que précédemment, robustesse vis-à-vis des faibles vitesses. Les performances dynamiques et statiques de la commande de la MAS sans capteur avec l'estimateur neuronal de vitesse basé sur le déphasage est montrée par la figure 5.21.

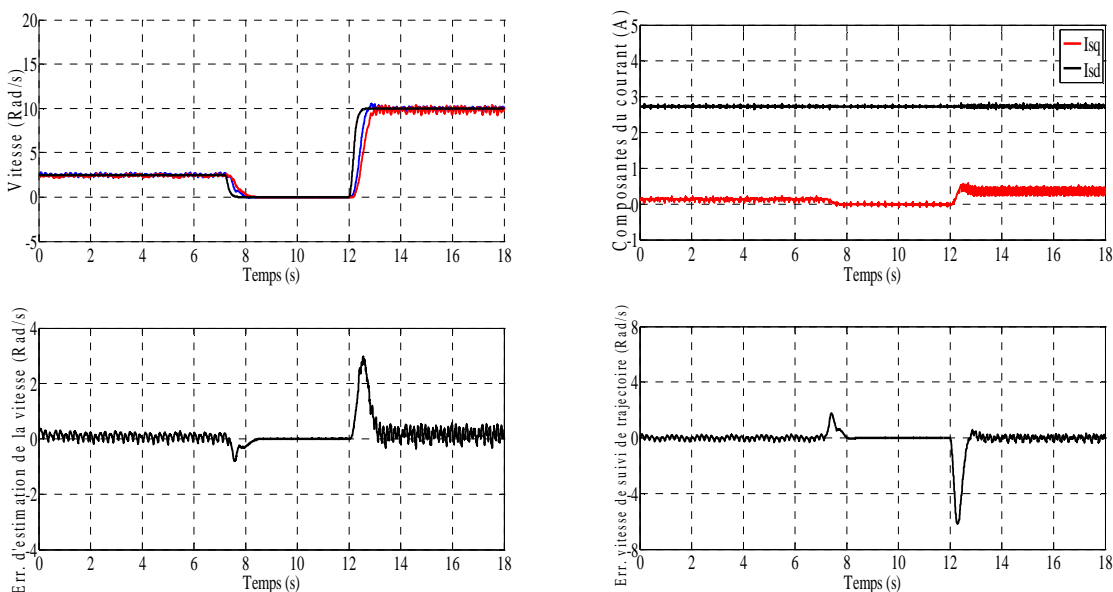


Figure 5.21. Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse dans les faibles vitesses (Estimation de la vitesse par RNA basé sur la différence de phase).

On peut remarquer que la vitesse de la machine revient à poursuivre la vitesse de référence, et on voit clairement que l'erreur de mesure de vitesse et de suivi de trajectoire sont très faibles, même dans les régions proche de zéro, l'erreur converge rapidement vers zéro.

Cas 5 Robustesse vis-à-vis des très faibles vitesses

On fait étudier la sensibilité de l'estimateur neuronal de vitesse basé sur le déphasage dans les très basses vitesses. Les résultats expérimentaux pour un cycle de vitesse de 2,5 rad/s et inversion du sens de rotation par passant par zéro sont donnés par la figure 5. 22.

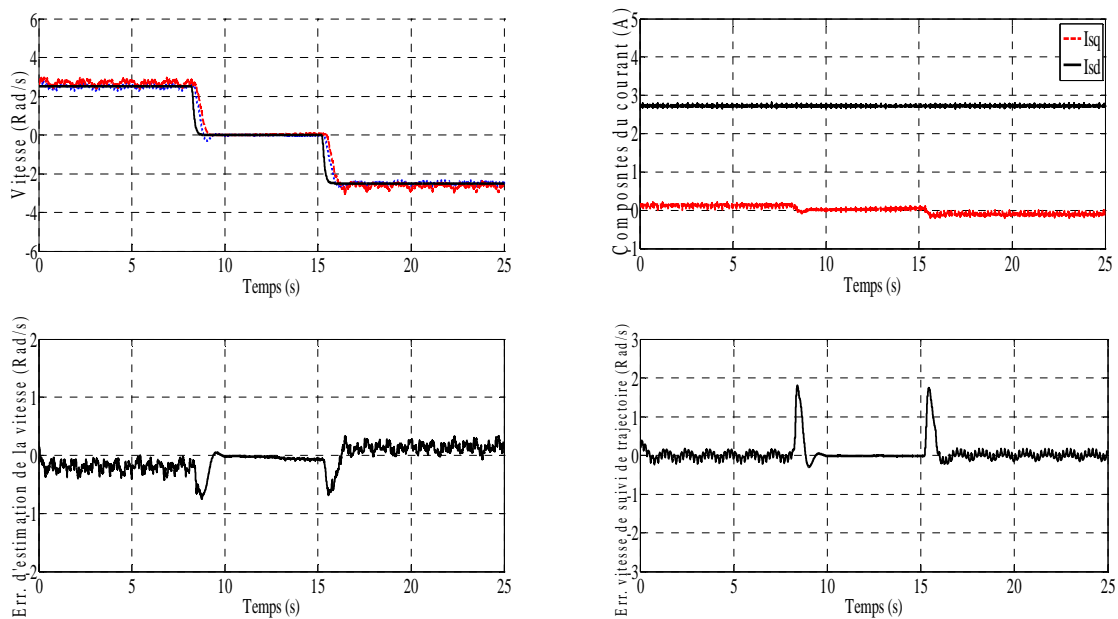


Figure 5.22. Résultats expérimentaux FOC sans capteur de vitesse dans les très faibles vitesses (Estimation de la vitesse par RNA basé sur la différence de phase).

Nous pouvons voir que la vitesse mesurée et estimée sont très proches et convergent vers la référence de la vitesse, même à vitesse nulle. Pour les régions de très basse vitesse, les erreurs de mesure de vitesse et de suivi de trajectoire sont très petites et convergent rapidement vers zéro et même à vitesse nulle, ce qui prouve l'efficacité de l'estimateur neuronal de la vitesse basé sur le déphasage proposée.

5.7 CONCLUSION

Les réseaux de neurones, avec leurs capacités de traitement, d'apprentissage et d'approximation peuvent être considérés comme une classe tout à fait différente des calculateurs conventionnels.

Dans ce chapitre, nous avons présenté deux techniques neuronales pour estimation de la vitesse du rotor. Le premier estimateur est basé sur le flux rotorique. Un apprentissage en

ligne a été utilisé afin de fournir un contrôle sans capteur de vitesse dans la commande vectorielle. Cet estimateur présente une mauvaise poursuite dans les basses vitesses.

Le deuxième estimateur est basé sur le déphasage entre la tension et le courant statorique. Le problème lié à l'utilisation des réseaux de neurones dans ce cas, est la difficulté liée au choix des données d'apprentissage. Selon les résultats expérimentaux, nous avons prouvé la robustesse de l'estimateur neuronal basé sur le déphasage proposé face aux variations du couple de charge et celle de la vitesse, et en particulier à basse vitesse et à vitesse nulle, ce qui montre que l'estimateur neuronal basé sur le déphasage proposé est bien meilleur que les techniques précédemment.

5.8 REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] M. Y. M. Yaddou, «Etude de synthèse sur les réseaux de neurones et leurs applications», thèse de magister en Automatique, Ecole national polytechnique, Alger, 1998.
- [2] M. Wlas, Z. Krzeminski, «Artificial-neural-network-based sensorless nonlinear control of induction motors», IEEE Trans. on Energy Conversion, Vol. 20, No.3, pp. 520-528, 2005.
- [3] S. Gadoue, D. Giaouris and J. Finch, « Sensorless Control of Induction Motor Drives at Very Low and Zero Speeds Using Neural Network Flux Observers», IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 56, No.8, pp. 3029-3039, 2009.
- [4] M. Cirrincione, M. Pucci, G. Cirrincione and G. Capolino, « Sensorless Control of Induction Machines by a New Neural Algorithm: The TLS EXIN Neuron», IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 54, No.1, pp. 127-149, 2007.
- [5] S. Maiti, V. Verma, C. Chakraborty and Y. Hori « An Adaptive Speed Sensorless Induction Motor Drive With Artificial Neural Network for Stability Enhancement», IEEE Transactions on Industrial Informatics, Vol. 8, No.4, pp. 757-766, 2012.
- [6] N. Pimkumwong and M. Wang « An Online Artificial Neural Network Speed Estimator for Sensorless Speed Control of Separately Excited DC Motor», IEEE 15th Inter. Conf. on Elec. Engineering/Electronics, Computer, pp. 37-40, 2018.
- [7] E. Davalo & P. Naïm, «Des réseaux de neurones», Eyrolles, Paris, 1989.
- [8] Y. Yang « A neural network model reference adaptive system for speed estimation of sensorless induction motor», IEEE 29th Chinese Control And Decision Conference (CCDC), pp. 6864-6868, 2017.

- [9] C. Hudson, N. Lobo, and R. Krishnan « Sensorless Control of Single Switch-Based Switched Reluctance Motor Drive Using Neural Network», IEEE Transactions On Industrial Electronics, Vol. 55, No. 1, pp. 321-329, 2008.
- [10] S. Gadoue, D. Giaouris and J. Finch « Sensorless Control of Induction Motor Drives at Very Low and Zero Speeds Using Neural Network Flux Observers», IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 56, No. 8, pp. 3029-3039, 2009.
- [11] Z. Aydogmus, O. Aydogmus « A comparison of artificial neural network and extended Kalman filter based sensorless speed estimation», Measurement, ScienceDirect, pp. 152–158, 2015.
- [12] Z. S. Zhekov « Sensorless Indirect Neural Control of Induction Motor», IEEE XXVII International Scientific Conference Electronics - ET, pp. 1-4, 2015.
- [13] N. Naït-saïd & M. Naït-saïd, «Sensorless induction motor drive based neural networks », SNGE, pp.64-68, 2001.
- [14] L. Ben-brahim, « Motor speed identification via neural networks», IEEE Ind. Applicat. Mag., Vol. 1, pp. 28-32, Jan./Feb. 1995.
- [15] L. Ben-brahim, S. Tadakuma & A. Akdag, « Speed control of induction motor without rotational transducers», IEEE Trans. on industry Application, Vol. 35, No. 4, pp. 844-849 July/August 1999.
- [16] N. Naït-saïd, «Contribution à l'identification et la commande de la machine à induction», thèse de doctorat en Génie électrique, Université de Batna, 2003.
- [17] Y. Yuan, J. Tsushiya, T. Shimizu, G. Kimura, «A simple speed control for small induction motors base on phase difference», IEEE Intrnational Conference on Indus. Electronics, Control, and instrumentation, Vol. 1, pp. 306-310, 1995.
- [18] A. Hagiwara, J. Tsuchiya, T. Shimizu, G. Kimura, «Simple sensrless field-oriented control bassed on phase difference», IEEE, IAS Annual Meeting, pp 1014-1017, 1998.

Conclusion Générale

CONCLUSION GENERALE

Le travail présenté dans cette thèse porte sur la commande d'un moteur asynchrone sans capteur mécanique de vitesse.

Avant de présenter les principaux résultats, il convient de rappeler les objectifs qui ont motivé ce travail. Dans certaines applications, le capteur de vitesse est indésirable pour les raisons suivantes : les restrictions de l'espace, l'hostilité de l'environnement, le coût élevé et la complexité du système. Ce capteur de vitesse mécanique placé au bout d'arbre du moteur, peut être omis en permettant ainsi aux techniques dites sans capteur d'émerger.

La vitesse est une grandeur nécessaire pour les stratégies de commandes du moteur à induction. Diverses méthodes de conception des structures de commande pour moteur à courant alternatif sans capteur mécanique n'ont en commun que les grandeurs électriques mesurées à savoir tensions et courants statoriques à partir desquels l'information sur le flux et la vitesse du moteur est dérivée. L'objectif de ce travail est l'étude de la structure de la commande vectorielle sans capteur de vitesse de la machine asynchrone. Plusieurs techniques sont étudiées en l'occurrence l'estimation, l'observation et les techniques neuronales.

Dans le premier chapitre, une liste non exhaustive des techniques de commandes sans capteur mécanique de vitesse a été dressée. Nous avons mis en évidence l'importance considérable de certains problèmes de mesure sur la qualité du contrôle lié à la variation de vitesse de la machine asynchrone sans capteur de vitesse, le fonctionnement à basse vitesse a une influence négative pour cette commande.

Dans le deuxième chapitre nous avons vu la modélisation du moteur. Par la suite nous avons présenté la stratégie de la commande vectorielle du moteur à induction avec capteur de vitesse. La modulation du convertisseur introduit des non linéarités qui altèrent le découplage artificiel créé par la commande vectorielle entre le flux et le couple. La dégradation du découplage est d'autant plus importante que la fréquence de commutation de l'onduleur est faible. L'idéal serait d'avoir une fréquence de commutation infinie afin que l'angle de désorientation du flux rotorique soit nul ($\theta_{\text{dés}} = \arctan g(\Phi_{\text{Sq}} / \Phi_{\text{Sd}})$), seulement la réalité est toute autre. En pratique, cet angle ne peut pas être nul, mais peut être réduit par un bon choix de la fréquence de découpage.

Dans un troisième chapitre, nous avons présenté, quelques techniques pour l'estimation de la vitesse rotorique basée sur le flux rotorique, la force électromotrice et le système

adaptatif à modèle de référence qui ont été présentées et introduites dans la commande vectorielle. Ces techniques présentent une mauvaise poursuite dans les basses vitesses. La difficulté principale qu'on a rencontrée réside dans le choix des paramètres du correcteur de l'estimateur **MRAS** (**S**ystème **A**daptatif a **M**odèle de **R**éférence).

Dans un quatrième chapitre, nous avons présenté deux méthodes plus robuste et fiable pour l'observation de la vitesse rotorique, l'une utilisant l'observateur de **Luenberger** du flux du moteur à induction avec adaptation de la vitesse (**Méthode de Kubota**), et l'autre, le filtre de Kalman étendu (**observateur stochastique**), l'insertion de chaque Observateur dans la commande vectorielle, donnent de bons résultats. Dans ce cas, les commandes sans capteur de vitesse sont performantes et robustes surtout aux faibles vitesses. L'observateur stochastique est insensible aux entrées bruitées. La difficulté réside dans ce cas, au niveau du filtre de Kalman dans le choix des matrices de covariance des bruits qui sont fixées de manière empirique. Ce choix est délicat car une mauvaise attribution de ces matrices peut conduire à une observation trop lente ou instable.

Dans la dernière partie, nous avons étudié deux techniques neuronales pour l'estimation de la vitesse du rotor. Le premier estimateur neuronal est basé sur le flux rotorique. La rétro propagation de l'erreur a été utilisée comme mécanisme d'adaptation de la vitesse qui est donné par une simple relation linéaire récurrente. Les résultats obtenus sont bons surtout autour de la vitesse nominale. Le deuxième estimateur neuronal fait usage du déphasage (la différence de phase entre la tension et le courant statorique) et la fréquence de commande. La commande vectorielle avec l'estimateur neuronal basé sur le déphasage a donnée des bons résultats surtout pour les très basses vitesses (2.5 rad /s).

Annexes

ANNEXE (A)

Paramètres du moteur à induction utilisé en simulation

A.1 CARACTERISTIQUES

1.5 kW ; 220/380 V-50 Hz ; 3.5 A ; Cosφ : 0.82 ; 1430 tr/min ; 10 N.m ;

A.2 PARAMETRES

Paramètres électriques :

R_S (Résistance du stator)	=	5.72 Ω
R_r (Résistance du rotor)	=	4.2 Ω
L_S (Inductance du stator)	=	0.462 H
L_r (Inductance de rotor)	=	0.462 H
σ (Coefficient de dispersion)	=	0.0454
M (Inductance mutuelle)	=	0.4402 H

Constantes mécaniques:

J (Inertie du rotor)	=	0.0049 kg.m ²
f (Coefficient de frottement)	=	0.003 Nm.s/rd.

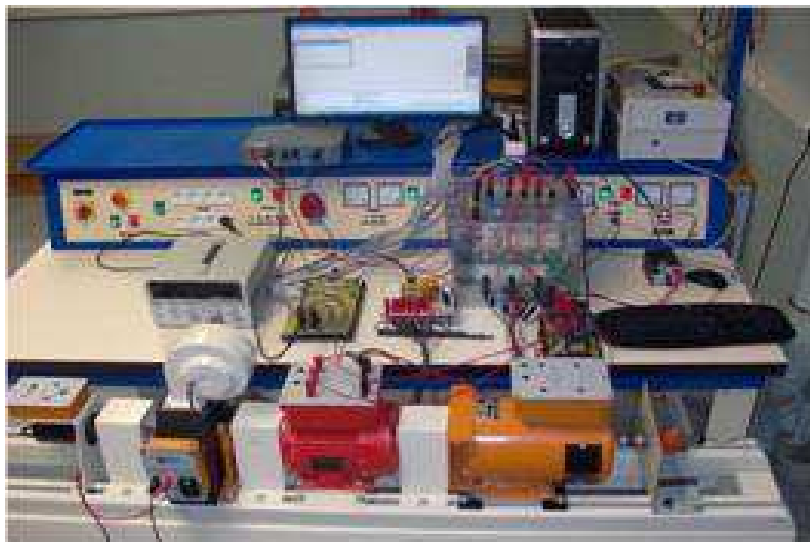


Figure. A1.1 Photo de la Machine à induction Laboratoire LTI- Cuffies.

ANNEXE (B)

Démonstration du mécanisme d'adaptation

La fonction de Lyapunov est définie comme suit :

$$V = e_n^T \cdot e_n + \frac{1}{\lambda} (\omega - \hat{\omega})^2 \quad (\text{B.01})$$

avec :

λ ,est un constant positif ;

ω et $\hat{\omega}$, la vitesse angulaire du moteur réel et estimé respectivement.

et e_n définit comme suit :

$$e_n = \begin{bmatrix} i_s - \hat{i}_s & \Phi_R - \hat{\Phi}_R \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} e_{i_s} & e_{\Phi_R} \end{bmatrix}^T$$

et la dérivé est donnée comme suit :

$$\frac{dV}{dt} = \frac{d}{dt} \left[e_n^T \cdot e_n + \frac{1}{\lambda} (\omega - \hat{\omega})^2 \right] = \frac{de_n^T}{dt} e_n + e_n^T \frac{de_n}{dt} - 2 \frac{1}{\lambda} (\omega - \hat{\omega}) \cdot \frac{d\hat{\omega}}{dt} \quad (\text{B.02})$$

On a :

$$e_n = \Gamma \cdot e \Rightarrow e_n^T = e^T \Gamma^T \quad (\text{B.03})$$

$$e = \Gamma^{-1} e_n \Rightarrow e^T = e_n^T (\Gamma^{-1})^T \quad (\text{B.04})$$

avec : Γ une matrice non singulière.

et :

$$\frac{de}{dt} = (A + KC)e + \Delta A \hat{X} \quad (\text{B.05})$$

De (D.03) et (D.05), l'équation suivante est obtenue :

$$\frac{de_n^T}{dt} = \frac{de^T}{dt} \Gamma^T = e^T (A + KC)^T \Gamma^T + \hat{X}^T \Delta A^T \Gamma^T \quad (\text{B.06})$$

En substituant (D.06) dans (D.02) on obtient :

$$\frac{dV}{dt} = \left[e^T (A + KC)^T \Gamma^T + \hat{X}^T \Delta A^T \Gamma^T \right] e_n + e_n^T \left[e^T (A + KC)^T \Gamma^T + \hat{X}^T \Delta A^T \Gamma^T \right] - \frac{2\Delta\omega}{\lambda} \frac{d\hat{\omega}}{dt} \quad (\text{B.07})$$

En substituant (D.04) dans l'équation (D.07), on aura :

$$\frac{dV}{dt} = e_n^T \left\{ \left[\Gamma(A + LC)\Gamma^{-1} \right]^T + \left[\Gamma(A + LC)\Gamma^{-1} \right] \right\} e_n + \underbrace{X^T \Delta A^T \Gamma^T e_n + e_n^T \Gamma \Delta A X}_{2[\hat{\Phi}_{s\beta} e_{i_{s\alpha}} - \hat{\Phi}_{s\alpha} e_{i_{s\beta}}] \Delta \omega / (\sigma L_s)} - \frac{2\Delta \omega}{\lambda} \frac{d\hat{\omega}}{dt}. \quad (B.08)$$

Le deuxième terme et le troisième terme de la dérivée de l'équation de Lyapunov sont annulés, Donc :

$$2 \left[\hat{\Phi}_{s\beta} e_{i_{s\alpha}} - \hat{\Phi}_{s\alpha} e_{i_{s\beta}} \right] \frac{\Delta \omega}{\sigma L_s} = \frac{2}{\lambda} \Delta \omega \frac{d\hat{\omega}}{dt} \quad (B.09)$$

Finalement on a :

$$\hat{\omega} = K_{i\omega} \int_0^t \left[\hat{\Phi}_{s\beta} e_{i_{s\alpha}} - \hat{\Phi}_{s\alpha} e_{i_{s\beta}} \right] dt \quad (B.10)$$

pour améliorer le comportement dynamique de l'observateur de vitesse, on peut ajouter un terme proportionnel. La loi d'adaptation de la vitesse devient alors :

$$\hat{\omega} = K_{p\omega} \left(\hat{\Phi}_{s\beta} e_{i_{s\alpha}} - \hat{\Phi}_{s\alpha} e_{i_{s\beta}} \right) + K_{i\omega} \int_0^t \left[\hat{\Phi}_{s\beta} e_{i_{s\alpha}} - \hat{\Phi}_{s\alpha} e_{i_{s\beta}} \right] dt \quad (B.11)$$

ANNEXE (C)

La formulation du filtre de Kalman

Soit $\hat{X}(k|k)$ le meilleur estimé de $X(k)$ à partir des observations $Y(1)\cdots Y(k)$.

Soit $P(k|k)$ la variance de l'erreur d'estimation $\varepsilon_x(k|k)$ telle que :

$$\varepsilon_x(k|k) = X(k) - \hat{X}(k|k).$$

$$\hat{X}(k|k) = E[X(k)|Y(1)\cdots Y(k)] \quad (C.01)$$

$$P(k|k) = E[\varepsilon_x(k|k)\varepsilon_x(k|k)^T | Y(1)\cdots Y(k)] \quad (C.02)$$

C.1 PREDICTION DE L'ETAT

Si l'on ne dispose que d'une estimation $\hat{X}(k|k)$ à l'instant k , sans observation entre k et $(k+1)$, rien ne permet d'améliorer cette estimation et la meilleure prédiction est donnée par :

$$\hat{X}(k+1) = E[X(k+1)|Y(1)\cdots Y(k)] \quad (C.03)$$

Cette prédiction s'obtient en prenant la moyenne conditionnelle de l'équation d'évolution :

$$X(k+1) = \phi_a(k+1|k)X(k) + \phi_b(k+1|k)U(k) + b_{RS}(k)$$

$$E[X(k+1)|Y(1)\cdots Y(k)] = \phi_a(k+1|k)E[X(k)|Y(1)\cdots Y(k)] \\ + \phi_b(k+1|k)U(k) + E[b_{RS}(k)|Y(1)\cdots Y(k)]$$

Puisque $b_{RS}(k)$ est un bruit blanc de moyenne nulle, indépendants des mesures précédentes $Y(1)\cdots Y(k)$, on peut écrire :

$$\hat{X}(k+1) = \phi_a(k+1|k)\hat{X}(k|k) + \phi_b(k+1|k)U(k) \quad (C.04)$$

C.2 LA VARIANCE DE L'ERREUR DE PREDICTION DE L'ETAT

L'erreur de prédiction $\varepsilon_x(k+1|k)$ est donnée par :

$$\begin{aligned}
\varepsilon_X(k+1|k) &= X(k+1) - X(k+1|k) \\
&= \phi_a(k+1|k) \cdot [X(k) - X(k+1|k)] + b_{RS}(k) \\
&= \phi_a(k+1|k) \cdot \varepsilon_X(k|k) + b_{RS}(k)
\end{aligned}$$

La variance de l'erreur de prédiction de l'état est donnée par :

$$\begin{aligned}
P(k+1|k) &= E[\varepsilon_X(k+1|k) \cdot \varepsilon_X(k+1|k)^T] \\
P(k+1|k) &= E\left\{ \left[\phi_a(k+1|k) \cdot \varepsilon_X(k|k) + b_{RS}(k) \right] \left[\phi_a(k+1|k) \cdot \varepsilon_X(k|k) + b_{RS}(k) \right]^T \right\} \\
\text{Sachant que } E\left(\begin{bmatrix} b_{RS}(k) \\ b_{Rm}(k) \end{bmatrix} \cdot \left[\varepsilon_X(k|k) \right]^T \right) &= 0 \\
P(k+1|k) &= \phi_a(k+1|k) E\left[\varepsilon_X(k|k) \cdot \varepsilon_X(k|k)^T \right] \phi_a(k+1|k)^T + E\left[b_{RS}(k) \cdot b_{RS}(k)^T \right] \\
P(k+1|k) &= \phi_a(k+1|k) \cdot P(k|k) \cdot \phi_a(k+1|k)^T + Q(k)
\end{aligned} \tag{C.05}$$

Cette variance dépend de la précision de l'estimation précédente $P(k|k)$ et de la taille des bruits $Q(k)$.

C.3 PREDICTION DE LA MESURE

L'équation d'observation permet de déduire l'observation prédite $Y(k+1|k)$.

$$\begin{aligned}
Y(k+1|k) &= E[Y(k+1)|Y(1) \cdots Y(k)] \\
Y(k+1|k) &= C \cdot E[X(k+1)|Y(1) \cdots Y(k)] + E[b_{Rm}(k) \cdot b_{Rm}(k)^T] \\
Y(k+1|k) &= C \cdot X(k+1|k)
\end{aligned} \tag{C.06}$$

C.4 LA VARIANCE DE L'ERREUR DE PREDICTION DE LA MESURE

L'erreur de prédiction de mesure $\varepsilon_Y(k+1|k)$ appelée innovation est donnée par :

$$\begin{aligned}
\varepsilon_Y(k+1|k) &= Y(k+1) - Y(k+1|k) \\
&= Y(k+1) - C \cdot X(k+1|k) \\
&= C X(k+1) + b_{Rm}(k+1) - C \cdot X(k+1|k) \\
&= C [X(k+1) - X(k+1|k)] + b_{Rm}(k+1) \\
&= C \cdot \varepsilon_X(k+1|k) + b_{Rm}(k+1)
\end{aligned}$$

La variance de cette erreur de prédiction est donnée par :

$$\begin{aligned}
H(k+1|k) &= E[\varepsilon_Y(k+1|k).\varepsilon_Y(k+1|k)^T] \\
&= E\left[\left[C.\varepsilon_X(k+1|k) + b_{Rm}(k+1)\right]\left[C.\varepsilon_X(k+1|k) + b_{Rm}(k+1)\right]^T\right] \\
&= C.E[\varepsilon_X(k+1|k).\varepsilon_X(k+1|k)^T]C^T + E[b_{Rm}(k+1).b_{Rm}(k+1)^T] \\
H(k+1|k) &= C.P(k+1|k).C^T + R(k+1)
\end{aligned} \tag{C.07}$$

C.5 ESTIMATION LINEAIRE OPTIMALE

Lorsqu'on fait une nouvelle observation $Y(k+1)$, le meilleur estimé est :

$$X(k+1|k+1) = E[X(k+1) | Y(1) \cdots Y(k+1)]$$

Le but est de chercher une estimation non biaisée conduisant à une erreur de valeur moyenne à priori nulle de variance minimale dans la classe des estimations linéaires.

Soit une fonction d'estimation linéaire :

$$X(k+1|k+1) = X(k+1|k) + K(k+1).[Y(k+1) - Y(k+1|k)] \tag{C.08}$$

avec :

$$K(k+1) = P(k+1|k).C^T.[C.P(k+1|k+1).C^T + R(k+1)]^{-1} \tag{C.09}$$