

**République Algérienne Démocratique et Populaire**

**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique**



**Université Ibn Khaldoun Tiaret**

**Faculté des Sciences et des Sciences de l'Ingénieur**



## **Mémoire**

Présenté au Département de Génie Electrique  
en vue de l'obtention du titre de

## **Magister**

Ecole doctorale de génie électrique  
Option: Commande et Analyse des Systèmes Electriques

Par

**Lalia KOURICHE**

Ingénieur en Electrotechnique de l'Université Ibn Khaldoun –Tiaret-

## **Thème**

# **Contribution à l'implantation des Observateurs d'états pour la commande de la machine à induction sans capteur mécanique**

Soutenu devant le jury composé de :

Président : Mr. MOUDJAHED M    Maître de Conférence à l'Université Ibn Khaldour -Tiaret

Rapporteurs : Mr MESLEM Y        Maître de Conférence à l'Université Ibn Khaldoun - Tiaret

Examineurs : Mr .BOUCHERIT. M. S    Professeur ENP Alger

Mr . TADJINE .M    Professeur ENP Alger

Mémoire préparé au sein du Département de Génie Electrique – Tiaret 2010.

## Remerciements

Je tiens à remercier Mr. Moujahed qui me fait l'honneur de présider ce jury.

Je remercie Mr. Bouchrit, et Mr. Tadjine, d'avoir bien voulu accepter d'être rapporteurs du jury de cette mémoire.

Je remercie tout particulièrement Mr. Meslem, mon directeur de thèse, pour m'avoir proposé un sujet si passionnant. Son aide inestimable et les conseils précieux qu'il m'apporte m'ont permis de finaliser au mieux ce travail.

J'aimerais également remercier Mr. Tomi, Mr. Hassaine et Mr Mihoub pour ses nombreux conseils et son soutien. Que mes camarades trouvent ici l'expression vive de mes amitiés pour l'aide et les encouragements qu'ils n'ont cessé de me prodiguer durant mes études.

Enfin, je remercie mes parents, pour leur soutien inconditionnel tout au long de ces longues années d'études, ainsi mon marie, mes frères et mes amis.

# **Table des matières**

---

# Table des matières

---

Introduction générale .....	1
-----------------------------	---

## Chapitre I : La Théorie d'Observation

I.1 Introduction.....	3
I.2 Les systèmes linéaire et non linéaire .....	4
I.3 Observateur et Observabilité .....	4
I.3.1 Observabilité.....	4
I.3.2 Stabilité.....	8
I.3.3 Observateurs pour les systèmes linéaires .....	9
I.3.4 Observateurs pour des systèmes non-linéaires .....	9
I.4 Filtrage pour les systèmes stochastique.....	10
I.4.1 La notion de filtrage.....	10
I.4.2 Les classes des filtres.....	10
I.5 Observateurs adaptatifs.....	11
I.5.1 Observateurs adaptatifs pour des systèmes paramétriques .....	11
I.5.2 Observateurs adaptatifs pour des systèmes linéaires invariants .....	12
I.5.3 Observateurs adaptatifs pour les systèmes linéarisables .....	12
I.5.4 Observateurs adaptatifs pour les systèmes linéaires variant dans le temps .....	13
I.6 Les différents types d'observateurs .....	13
I.6.1 Système Adaptatif a Modèle de Référence « MRAS ».....	15
I.6.2 Observateurs de Luenberger .....	15
I.6.3 Filtre de KALMAN .....	17
I.6.3.1 Les étapes constituant le filtrage de Kalman .....	18
I.7 Conclusion .....	19

## Chapitre II:La commande Vectorielle de la machine à induction

II.1 Introduction .....	20
II.2 Contrôle sans capteur .....	20
II.3 Structure des observateurs.....	21
II.3.1 Commande avec des reconstruteurs d'état .....	21
II.3.2 La Commande Adaptative.....	22
II.4 Modélisation du moteur à induction.....	22
II.4.1 Les Hypothèse simplificatrices .....	22
II.4.2 Choix du référentiel.....	23
II.4.3 Modèle triphasé du moteur.....	23
II.4.4 Transformation triphasée – diphasée.....	25
II.4.5 Transformation de Park appliquée au moteur à induction .....	26
II.4.5.1 Equation mécanique .....	26
II.4.5.2 Expressions du couple électromagnétique et de la puissance .....	28
II.4.6 Modélisation du moteur à induction en vue de la commande .....	29
II.4.6.1 Modèle de la machine à induction dans le plan (d , q).....	29
II.4.6.2 Modèle de la machine à induction dans le plan ( $\alpha, \beta$ ) .....	29
II.4.7 Modélisation en Représentation d'état de la Machine a Induction en vue d'observation.....	30
II.5 Modélisation du convertisseur.....	30
II.5.1 Constitution du convertisseur .....	30
II.5.2 Commande de l'onduleur.....	31
II.5.3 Principe de la SVM .....	32
II.5.4 La présentation des blocs sous Simulink de la SVM .....	32
II.6 La commande vectorielle de la IM.....	33
II.6.1 Introduction .....	33
II.6.2 Le principe de la commande vectorielle de la IM.....	33
II.6.3 Orientation du flux rotorique.....	34
II.6.4 Dimensionnement des régulateurs.....	35

II.6.4.1 Régulation du courant $i_{sd}$ .....	35
II.6.4.2 Régulateur du flux .....	36
II.6.4.3 Régulateur de vitesse.....	37
II.6.5 Commande vectorielle directe.....	38
II.6.5.1 Réalisation de la méthode directe.....	38
II.7 Les résultats de expérimentaux .....	41
II.7.1 Les résultats de la commande vectorielle indirect.....	41
II.7.2 Les résultats de la commande vectorielle direct .....	46
II.7 Conclusion.....	49

## **Chapitre III : La commande vectorielle sans capteur mécanique de la machine à induction**

III.1 Introduction .....	50
III.2 la commande sans capteur mécanique .....	50
III.2.1 Méthodes avec Modèle .....	50
III.2.1.1 Méthodes à base d'estimateur .....	50
III.2.1.1.1 La loi d'auto-pilotage.....	51
III.2.1.1.2 Estimation de la vitesse par la technique MRAS.....	51
III.2.2 Méthodes à base d'observateur .....	51
III.2.2.1 Observateur déterministe .....	51
III.2.2.2 Observateur stochastique (Filtre de Kalman).....	51
III.3 Estimation Adaptative de la vitesse avec Modèle de Référence (MRAS).....	52
III.3.1 MRAS basé sur l'estimation de la f.c.e.m.....	52
III.3.2 MRAS basée sur la puissance réactive instantanée .....	52
III.3.3 MRAS basé sur l'estimation du flux.....	52
III.4 Présentation du banc d'essais.....	55
III.5 Les résultats expérimentaux de la méthode MRAS en boucle ouverte.....	56
III.6 Estimation Adaptative de la vitesse avec L'observateur de Luenberger .....	58
III.6.1 Les résultats expérimentaux .....	60
III.6.1.1 L'observateur de Luenberger adaptatif en boucle ouvert (Essais 01).....	60
III.6.1.2 La commande vectorielle indirecte (Essais 02.a).....	62

III.6.1.2.a) Sans capteur de vitesse .....	63
III.6.1.2.b) Avec capteur de vitesse .....	67
III.6.1.3 La commande vectorielle directe (Essais 02.b).....	70
III.6.1.3.a) Sans capteur de vitesse .....	70
III.6.1.3.b) la commande vectorielle directe avec capteur de vitesse .....	74
III.7 Observateur de type stochastique (filtre de « KALMAN »).....	77
III.7.1 Filtre de « KALMAN » en temps continu .....	77
III.7.2 Filtre de «KALMAN » en temps discret.....	78
III.7.2.1 Filtre de «KALMAN » standard .....	78
III.7.2.2 Filtre de «KALMAN» étendu .....	80
III.7.3 Association filtre de Kalman et la méthode MRAS.....	81
III.7.4 Les résultats expérimentaux.....	81
III.7.4.1 Le filtre de Kalman en boucle ouverte (Essais 01) .....	81
III.7.4.2 La commande vectorielle en boucle fermé .....	83
III.7.4.2.1 La commande vectorielle indirecte (Essais 02.a).....	84
III.7.4.2.1.a) Sans capteur de vitesse .....	84
III.7.4.2.1.b) Avec capteur de vitesse .....	86
III.7.4.2.2 La commande vectorielle directe (Essais 02.b) .....	88
III.7.4.2.2.a) Sans capteur de vitesse .....	88
III.7.4.2.2.b) Avec capteur de vitesse .....	90
III.7.4.2.3 Essais a vitesse nominale en simulation (Essais 03).....	92
III.7.4.2.4 Essais à Basse vitesse.....	93
III.8 Conclusion .....	94

## Conclusion générale

## Annexes

## Notations et Symbole

## Listes des Figures

## Bibliographie

# **Introduction Générale**



---

# Introduction générale

---

La commande et la supervision d'un système dynamique (procède de production, machine, installation, etc.) requièrent souvent la connaissance des grandeurs physiques non-mesurées. D'ou la nécessité de disposer d'un algorithme (capteur logiciel) pour estimer ces grandeurs inconnues à partir des signaux mesurés. La conception d'un tel algorithme suppose l'existence d'un modèle mathématique décrivant d'une certaine manière les relations entre les grandeurs inconnues et les signaux mesurés. [1]

Les Machines à induction sont couramment utilisés dans l'industrie car ils sont plus robustes, fiables, compact, efficace et moins cher par rapport à d'autres machines utilisées dans les mêmes applications. Ils représentent toutefois un couplage fortement non linéaire, multivariable, complexe.

Le développement technologique récent de l'électronique de puissance et de la micro-informatique, a rendu possible l'implantation et l'application en temps réel de commandes de plus en plus complexe de la machine à induction. Que ce soit en régime permanent ou en régime dynamique, les recherches effectuées a montrées que le moteur à induction peut être découplé en utilisant la théorie de la commande à flux orienté. En outre, la commande indirecte à flux rotorique orienté est la plus simple à mettre en oeuvre et offre un contrôle linéaire du couple de la machine à induction, des avantages qui ont fait d'elle la commande la plus prépondérante dans les milieux industriels. Toutefois, lorsque le moteur est contrôlé par la méthode indirecte à flux rotorique orienté, il est exposé à des contraintes qui peuvent affecter potentiellement ses performances lorsque on la compare avec la méthode directe. La validité de ces deux méthodes sera vérifiée expérimentalement.

La commande vectorielle nécessite un capteur mécanique ce dernier affaiblit la robustesse de la machine et augmente leur prix. C'est pour cette raison les chercheurs ont remplacé les capteur mécanique avec des observateurs déterministe (*Leuneberger*) ou stochastique (*le filtre de Kalman*).

Dans ce travail, nous allons traiter des problèmes de l'observabilité du moteur à induction pour la variation de vitesse industrielle « sans capteur » et « avec capteur ». on utilisera la commande vectorielle « indirect, et direct ».

La thèse est organisée en trois parties :

- Etude théorique sur la théorie d'observation s'appuyant sur ce que rapporte la littérature.

- Implantation de deux commandes vectorielles directes et indirectes précéder par une présentation du modèle dynamique du moteur à induction et de la théorie approprié.
- Dans le troisième et le dernier chapitre on a procédé a la suppression du capteur mécanique qui a été remplacé par trois type d'observateur afin de faire une comparaison entre eux dans les conditions les plus contraignantes.

En fin nous concluons par une synthèse complète sur se type d'observateur et ses perspective pour d'autre système de contrôle.

# **CHAPITRE I**

## **La Théorie d'observation**

## I.1 Introduction

L'intégration des calculateurs performants dans les systèmes de contrôle électrique a permis l'intégration et le développement de nouveaux algorithmes dans la commande et le traitement des données. Cependant, l'efficacité et les performances de ces algorithmes sont directement liées à la précision des informations qu'ils reçoivent.

Il y a deux paramètres clés dans le contrôle et la commande des systèmes électriques. Le premier est la stabilité du système à étudier. En général, on analyse la stabilité à partir du modèle du système qui peut être linéaire ou non linéaire. Le deuxième est la reconstruction de tout ou une partie des paramètres ou de l'état du système à l'aide d'estimateurs en boucle ouverte ou à l'aide d'observateur corrigeant en boucle fermée les variables estimées. La différence fondamentale entre un paramètre et l'état est que le premier ne change pas du tout ou lentement dans le temps on parle donc d'identification des paramètres, alors que le deuxième évolue en permanence dans le temps.

Un observateur est un moyen " informatique " qui permet d'estimer tous les états internes d'un système et reconstruire complètement son état en disposant des données mesurées en entrées et en sortie à l'aide de modèle mathématique. Depuis leur introduction en 1960 et durant les dernières décennies beaucoup de travaux ont été menés sur la conception d'observateurs et leurs extensions ont trouvé de nombreuses applications.

La conception d'un observateur nécessite la connaissance de certaines informations internes et/ou externes du système (directement disponibles). Ces informations internes sont, dans certains cas, nécessaires pour des raisons: de modélisation (identification), de surveillance (détection de défauts) ou pour la conduite du système (commande). [12]

Dans ce travail on s'intéresse plus à la commande sans capteur mécanique de la machine à induction car ils sont, en général, coûteux et fragiles. Dans ce contexte, on traite, principalement, l'estimation des variables mécaniques de la machine à induction en temps réel. Pour les estimations abordées dans nos travaux, on étudie la méthode MRAS, l'observateur de Luenberger et le filtre de Kalman. Une comparaison est ensuite établie en se basant sur le modèle de la machine à induction.

Depuis les travaux de *Luenberger* (*Luen 63, Luen 66*), les observateurs d'état sont utilisés autant en modélisation, qu'en commande ou identification des systèmes linéaires ou non linéaires.

## I.2 Les systèmes linéaire et non linéaire

Dans un contexte d'identification, la détermination du caractère, linéaire ou non linéaire, du système à identifier constitue une étape fondamentale. Il est possible pour y parvenir de procéder à une série de tests sur les données d'entrée et de sortie mises à disposition pour l'identification.

Cette information sur la nature du système peut aider le concepteur à choisir la famille de modèles, linéaire ou non linéaire, la plus apte à représenter son comportement dynamique.

La notion de système est fondamentale en identification. Un système est un dispositif qui génère un

certain nombre de phénomènes en fonction de l'état de son environnement et de son état interne.

Certaines grandeurs proviennent du système et agissent sur l'environnement. Ce sont les sorties, représentées par un vecteur note  $[y]$ . D'autres caractérisent l'état interne du système et influent sur les sorties. Ce sont les états  $[x]$ . Enfin, les dernières proviennent de l'environnement et agissent sur le comportement du système. On distingue les entrées ou commandes ( $u$ ) qui sont contrôlées par l'utilisateur, et les bruits ( $b$ ) qui parasitent le comportement du système et ne sont pas contrôlés par l'utilisateur. Les deux exemples les plus courants étant les bruits de mesures (ou bruits de sortie) qui s'additionnent aux sorties du système et les bruits d'états qui s'additionnent aux états du système. [9],[1],[34],[7]

Un système non linéaire est un système dont les lois comportent des équations algébriques non linéaires. La physique fait intervenir des non linéarités, les systèmes étudiés, sous certaines conditions, peuvent être approchés par des modèles linéaires. Par exemple la modélisation d'un système non linéaire autour d'un point de fonctionnement.

### I.3 Observateur et Observabilité

#### I.3.1 Observabilité

Le problème fondamental de l'analyse d'observabilité d'un système physique est de dire si l'état du système peut être déterminé en fonction des entrées  $[x]$  et des sorties  $[y]$ . Dans l'affirmative, la théorie de l'estimation fournit alors des outils pour reconstruire cet état. La connaissance des composantes de l'état non mesurées est en général nécessaire pour régler un système.

Un observateur est un développement mathématique qui permet de reconstituer les états internes d'un système à partir uniquement des données accessibles, c'est à dire les entrées imposées et les sorties mesurées. [50],[48]

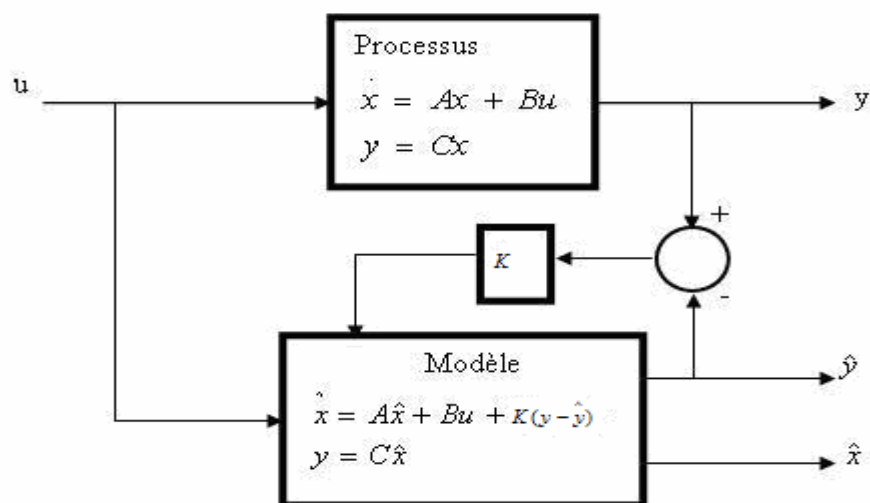


Figure.I.1 Principe d'un observateur d'états

L'observation se fait en deux étapes;

- Une étape d'estimation
- Une étape de correction.

Un estimateur est défini comme un système dynamique dans lequel ses grandeurs d'état sont des estimations des variables d'état d'un autre système, par exemple, une machine électrique. Principalement, il y a deux façons de réaliser un estimateur: en boucle ouverte et en boucle fermée. La différence entre ces deux méthodes est basée sur l'existence, ou non, d'un terme de correction, lié à l'erreur d'estimation, utilisé pour affiner la réponse de l'estimateur. Un estimateur en boucle fermée est connu sous le nom d'observateur. Les estimateurs, de part leur principe, sont sensibles aux variations paramétriques. L'utilisation d'un observateur améliore la robustesse des estimations vis-à-vis des variations paramétriques et des bruits de mesures. La qualité d'une bonne estimation s'apprécie au regard de sa sensibilité par rapports aux bruits affectant l'état [x], la sortie [y] et aux variations paramétriques.

La « performance » d'un observateur est liée souvent à une augmentation de sa complexité, il faudra donc trouver un compromis afin de satisfaire une bonne précision des estimations sans trop pénaliser le temps de calcul. Les estimateurs sont naturellement simples par rapport à un observateur ; *le choix* entre ces deux approches dépendant de l'influence des erreurs d'estimation sur l'algorithme de commande. Un autre élément de *choix* peut être orienté par la nature du système à commander, si celui-ci est déterministe un observateur de Luenberger peut être pertinent. Si le processus est entaché de bruits, une approche stochastique via un observateur de Kalman est adéquate. Le filtre de Kalman étendu (Extended Kalman Filter, EKF) permet d'obtenir, non seulement une estimation des variables d'état du système, mais aussi les paramètres du système. C'est un filtre récurrent qui tient compte des valeurs statistiques du bruit associé aux états et aux mesures.

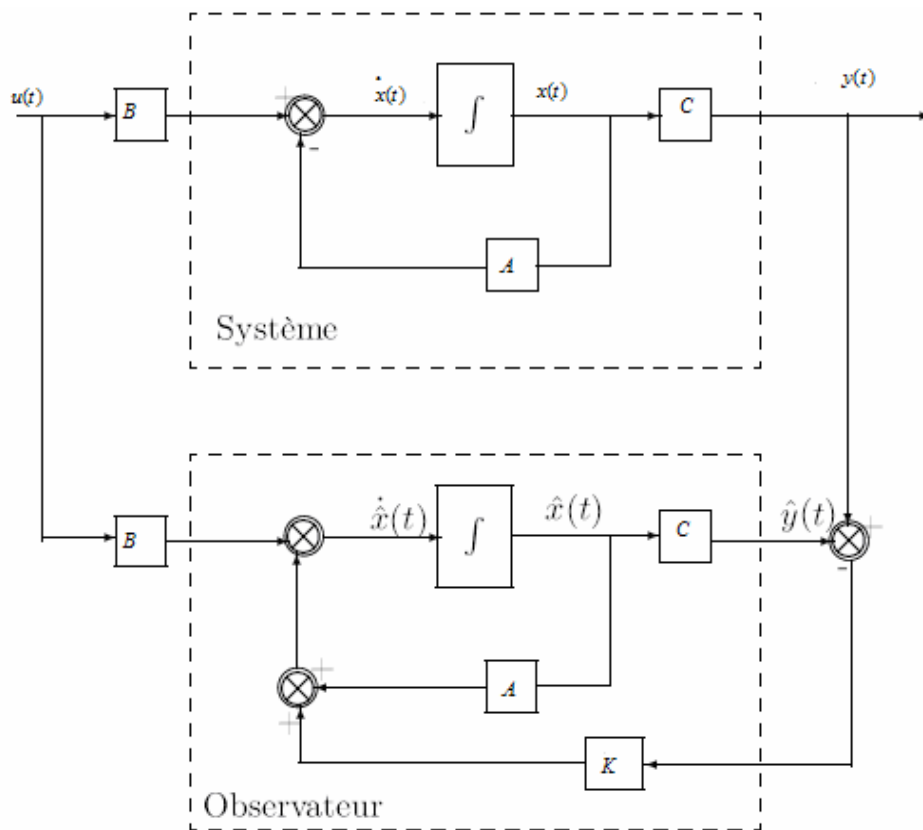
Donc il existe des observateurs déterministes et d'autres stochastiques, d'autre part, ils se départagent en observateurs linéaires et non linéaires.

Typiquement, le système dynamique est décrit par un modèle sous forme d'équation différentielle ou de différence d'état et d'une équation algébrique d'observation. Considérons le modèle dynamique général suivant:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x, u) \\ y &= h(x, u) \end{aligned} \tag{I.1}$$

Pour les systèmes linéaires, la propriété d'observabilité, caractérisée par une condition de rang, garantit en effet la possibilité de concevoir un observateur. Au contraire, pour les systèmes non-linéaires, l'observabilité n'est pas suffisante pour la conception d'un algorithme récursif permettant

d'estimer l'état. Il en résulte que la conception d'observateurs pour les systèmes non-linéaires est souvent menée pour des classes spécifiques. Généralement, l'observabilité d'un système non-linéaire dépend des entrées appliquées.



**Figure I.2** Diagramme structurel

Considérons ici un système linéaire stationnaire de la forme :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A x(t) + B u(t) \\ y = C x(t) \end{cases} \quad (I.2)$$

Où  $x \in R^n$ ,  $u(t) \in R^m$  et  $y(t) \in R^p$

La propriété d'observabilité d'un tel système correspond au fait que l'état  $x(t)$  peut être déterminé sur tout intervalle  $[t_0; t_1]$  à partir de la connaissance de  $u(t)$  et  $y(t)$ , et peut être formalisée de la façon suivante :

Observabilité. Le système (I.2) est observable si, étant donné l'instant  $t_0$ , il existe un instant  $t_1 > t_0$  tel que la connaissance de  $y(t_0; t_1)$  ( $y(t)$  pour  $t \in [t_0; t_1]$ ) et  $u(t_0; t_1)$  permette de déterminer de

manière unique la valeurs du vecteur d'état a l'instant  $t_0$  ( $x(t_0)$ ) ceci quelque soit l'entrée  $u(t)$  du système.[14]

Dans la définition d'observabilité, le problème est de retrouver la condition initiale de l'état à partir d'informations ultérieures à celle-ci.

Si on connaît l'état initial, on peut alors retrouver l'état à tout instant. On notera que dans la pratique, c'est la connaissance de  $x(t)$  et non celle de  $x_0$  qui nous importera pour concevoir des lois de commande utilisant l'état.

Pour tester l'observabilité d'un système, différents critères existent. On peut, par exemple, appliquer le test du rang de la matrice d'observabilité, définie par :

$$\theta = \begin{pmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{n-1} \end{pmatrix} \quad (I.3)$$

La condition du rang s'énonce comme suit.

Le système (I.2) est observable si et seulement si le rang de la matrice  $\theta$  est égal à  $n$ . On dit alors que la paire  $(C; A)$  est observable.

### I.3.2 Stabilité

Le problème de la stabilité des systèmes dynamiques est un sujet de préoccupation majeur du travail des mathématiciens, des physiciens et des ingénieurs. Deux types d'études complémentaires peuvent être considérées: la conception de test pour savoir si un système est stable ou non, l'étude des lois de contre-réaction (retour d'état) qui permettent de rendre stable un système instable. Les critères d'analyse de stabilité peuvent être classés en deux catégories : les critères fréquentiels (à partir des diagrammes de Bode ou de Nyquist, ...) et les critères temporels (cercles de Gerschgorin, critère de Lyapunov). Si un système est linéaire, invariant par rapport au temps, il est facile d'étudier la stabilité avec la plupart des critères existant dans la littérature (Nyquist, Hurwitz, ...). Mais le nombre de critères pouvant aisément être mis en œuvre se réduit fortement si le système linéaire est à paramètres incertains. Les systèmes non linéaires sont les plus difficiles à étudier parce qu'il est délicat d'en faire l'étude dans le domaine fréquentiel (fonction de transfert difficile à exploiter). [13],[26]

La notion de stabilité d'un système dynamique caractérise le comportement de ses trajectoires autour des points d'équilibre. L'analyse de la stabilité d'un système dynamique permet donc d'étudier l'évolution de sa trajectoire d'état lorsque l'état initial est proche d'un point



d'équilibre. La stabilité au sens de Lyapunov est une théorie générale valable pour toute équation différentielle. Cette notion signifie que la solution d'une équation différentielle initialisée au voisinage d'un point d'équilibre en reste suffisamment proche.

### I.3.3 Observateurs pour les systèmes linéaires

Pour les systèmes linéaires, l'observabilité ne dépend pas de l'entrée appliquée  $u(t)$ . En conséquence, si un système est observable pour l'entrée nulle ( $u(t) = 0, \forall t \geq 0$ ), alors il est observable pour toute entrée. Pour ce cas, il existe des algorithmes parfaitement développés, dits observateurs de type Kalman-Luenberger [1]. Ce type d'estimateurs s'applique aux systèmes linéaires observables entièrement, ou observables partiellement mais tels que tous les pôles de la partie inobservable sont stables. On dit alors que le système est détectable. Dans un cadre déterministe, le choix du gain (qui règle la dynamique de l'observateur par retour de sortie) n'est pas unique. En pratique, le choix se fait en fonction de la vitesse de convergence désirée. Par contre, dans un cadre stochastique, ou l'on suppose que la dynamique du système et les mesures sont affectées par des bruits centrés dont on connaît les statistiques, il existe un gain optimal unique qui minimise la variance de l'erreur d'estimation. L'estimateur ainsi obtenu porte le nom de *filtre de Kalman*. [1]

### I.3.4 Observateurs pour des systèmes non-linéaires

Pour les systèmes non-linéaires, il n'existe pas de solution générale. Une des difficultés théoriques de la synthèse d'observateurs est due à l'existence d'entrées rendant le système inobservable, qui est un phénomène typique dans un cadre non-linéaire. Les premières solutions théoriques proposées pour les systèmes non-linéaires consistaient souvent à se ramener d'une façon ou d'une autre aux systèmes linéaires et à appliquer des estimateurs de type Kalman-Luenberger. Plus précisément, il s'agit de:

- revenir par un changement de coordonnées non-linéaire ou par une immersion à un système linéaire modulo une injection de sortie.
- revenir par un changement de coordonnées non-linéaire ou par une immersion à un système bilinéaire, ou linéaire variant dans le temps, modulo une injection de sortie.

Le principal inconvénient de ces méthodes est qu'elles ne s'appliquent que sous des conditions très restrictives, notamment la linéarisabilité par changement de coordonnées non-linéaire. On peut notamment consulter pour les conditions de linéarisation et le changement de coordonnées correspondant. Ces méthodes ne sont pas applicables à la plupart des systèmes non-linéaires.

Entre les méthodes qui sont théoriquement justifiées mais difficilement applicables, ou applicables en pratique mais non justifiées théoriquement, J.P. Gauthier, H. Hammouri et S. Othman

[1] ont propose dans un algorithme raisonnablement applicable, dont la convergence est prouvée théoriquement, appelé *observateur à «Grand Gain»*, pour des systèmes non-linéaires observables pour toute entrée. Il existe aussi des observateurs implicites sous forme d'équations algèbro différentielles. [6]

## I.4 Filtrage pour les systèmes stochastique

### I.4.1 La notion de filtrage

La notion de filtrage inclut une opération de discrimination peut affecter une ou plusieurs caractéristiques d'un signal tel que l'amplitude, la phase, etc...

Toute opération de filtrage met en jeu trois grandes phases :

- Une source représentée par le signal d'entrée
- Un opérateur de filtrage
- Un objectif représenté par le résultat de l'opération de filtrage

Signal à filtrer  $\longrightarrow$  filtre  $\longrightarrow$  signal filtré

### I.4.2 Les classes de filtres

En traitement du signal, on distingue deux classes :

- Les filtres analogiques : le signal d'entrée est une fonction continue du temps.
- Les filtres numériques sont basés sur un système à temps discret linéaire : ils sont soit câblés en circuit logique soit programmés en logiciels. On va citer quelques uns de ces filtres. Selon l'utilisation, on a affaire à des estimateurs ou des observateurs

Le problème du filtrage consiste à estimer l'état d'un système dynamique au vu d'une modélisation et des observations bruitées. Les contributions ont révolutionné la théorie de l'estimation en fournissant le premier algorithme de filtrage récursif. Le filtre de Kalman-Bucy permet en effet le calcul efficace du filtre optimal lorsque les modèles d'état et d'observation ne font intervenir que des fonctions linéaires en l'état et des bruits additifs gaussiens. Pour le filtrage non-linéaire, il n'y a pas de solution générale. En pratique, les ingénieurs continuent à utiliser des versions dérivées du filtre de Kalman-Bucy, comme le filtre de Kalman étendu, qui est basé sur la linéarisation du modèle autour de l'estimée courante. Il n'est pas coûteux en temps de calcul et donne de bonnes performances pour des systèmes à non-linéarités modérées. Mais dès que les non-linéarités deviennent trop fortes ou s'il est mal initialisé, le filtre de Kalman étendu peut fournir des résultats aberrants. Dans les applications du filtrage, on requiert souvent l'approximation de quelques moments et la localisation des modes de la densité de l'estimée. Dans ce contexte moins ambitieux, les méthodes de Monte Carlo, basées sur la simulation d'un grand nombre de variables aléatoires,

semblent intéressantes pour traiter le problème de filtrage. Leur utilisation est justifiée par la loi des grands nombres qui permet d'approcher une mesure de probabilité lorsque l'on en connaît un grand nombre d'échantillons. Il existe aussi des méthodes dites particulières, basées sur le principe de Monte Carlo. L'idée est d'approcher la loi conditionnelle de l'état sachant les observations à l'aide d'une mesure discrète pour pondérer un échantillon de points qui change après chaque instant d'observation. L'ensemble de tous ces échantillons de points est appelé système de particules. Ces méthodes particulières consistent à faire évoluer, dans le temps, le système de particules en fonction de la dynamique du processus d'état et des observations. Pour le filtre particulaire avec interactions, les particules les plus vraisemblables sont régulièrement sélectionnées alors que les autres sont éliminées.[1],[50]

## **I.5 Observateurs adaptatifs**

Quand les paramètres du système changent au cours du temps ou s'ils sont inconnus, les observateurs simples ne peuvent pas être utilisés pour l'estimation d'état. Les observateurs appropriés dans ce cas sont les observateurs adaptatifs. Un observateur adaptatif est un observateur qui estime simultanément l'état et les paramètres d'un système. [25]

### **I.5.1 Observateurs adaptatifs pour des systèmes paramétriques**

Pour les systèmes faisant intervenir des phénomènes bien connus, les lois physiques sont utilisées pour la modélisation, telles que les lois de Newton et d'Ohm, ou encore les lois de conservations de l'énergie et de la matière. Les modèles ainsi obtenus sont souvent paramétrés, par des valeurs de masse ou de résistance électrique. La classe de modèles correspondant à différentes valeurs de paramètres est dite paramétrique.

Pour les modèles paramétriques on a parfois besoin d'estimer conjointement l'état et les paramètres inconnus. Un tel algorithme porte le nom *d'observateur adaptatif*. On suppose souvent que les paramètres inconnus sont constants, ce qui est raisonnable dans deux situations pratiques: soit les paramètres varient lentement, soit ils sont constants par morceaux avec de rares sauts. Une idée naturelle pour concevoir un observateur adaptatif est de considérer le système étendu en rajoutant les paramètres dans le vecteur d'état. On peut alors appliquer *le filtre de Kalman* (ou *le filtre de Kalman étendu* dans le cas non-linéaire) dans le cadre stochastique ou des observateurs dans le cadre déterministe. L'inconvénient principal de cette approche est qu'il est difficile d'analyser la convergence de l'algorithme. [1]

### **I.5.2 Observateurs adaptatifs pour des systèmes linéaires invariant**

Dans le temps La conception d'observateurs adaptatifs est étudiée depuis les années 70 pour des systèmes linéaires invariants dans le temps. Un observateur adaptatif est proposé avec une adaptation des paramètres intégrant l'erreur de sortie. Puis il a été proposé trois observateurs adaptatifs à convergence exponentielle, chacun basé sur la minimisation d'un critère spécifique.

Les approches plus récentes nécessitent de transformer les systèmes en une certaine forme canonique, typiquement :

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= A_0 x(t) + Bu(t) + \gamma \xi^T(t) \theta \\ y(t) &= C_0 x(t) \end{aligned} \quad (I.4)$$

Avec la matrice  $A_0$  et le vecteur ligne  $C_0$  (la sortie  $y(t)$  étant supposée scalaire) sous une forme spécifique,  $\gamma$  un vecteur colonne,  $\xi(t) \in R^p$  un vecteur de signaux obtenus en filtrant  $u(t)$  et  $y(t)$ . Notons que le vecteur de paramètres  $\theta$  affecte l'équation d'état par le produit scalaire  $\xi^T(t) * \theta$ .

Cette forme canonique ne semble pas appropriée pour étendre les algorithmes aux systèmes linéaires variant dans le temps ou non-linéaires. [1]

### I.5.3 Observateurs adaptatifs pour les systèmes linéarisables

Des résultats existants concernant des systèmes non-linéaires sont intrinsèquement associés à une forme canonique (comme les méthodes précédentes pour des systèmes linéaires invariants dans le temps), éventuellement après une transformation de coordonnées non-linéaire et une injection de sortie. Typiquement, pour des systèmes mono-sortie, le système transformé est sous la forme suivante:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= A_0 x(t) + \Phi(u(t), y(t), t) + \gamma \xi^T(t) \theta \\ y(t) &= C_0 x(t) \end{aligned} \quad (I.5)$$

Avec  $\Phi$  une fonction non-linéaire connue de  $u(t)$ ,  $y(t)$  et  $t$ .

### I.5.4 Observateurs adaptatifs pour les systèmes linéaires variant dans le temps

Il y a des nouvelles méthodes de conception d'observateurs adaptatifs pour les systèmes linéaires variables dans le temps et multi-entrée multi-sortie (MIMO). Suivant la littérature c'est une méthode conceptuellement simple et efficace en termes de calcul. Dans le cas où le système considéré est sans bruit et ses paramètres inconnus sont constants, la convergence globale et exponentielle pour l'estimation conjointe de l'état et des paramètres est établie. En présence

d'erreurs de modélisation et de bruits de mesures, bornés et de moyenne nulle, il est démontré que les erreurs d'estimation conjointe sont bornées et que leurs moyennes convergent exponentiellement vers zéro. Par rapport aux méthodes précédentes, celle-ci ne demande aucune forme spécifique du système et s'applique naturellement aux systèmes linéaires *variant* dans le temps et *multi-sortie*. [1]

## I.6 Les différents types d'observateurs

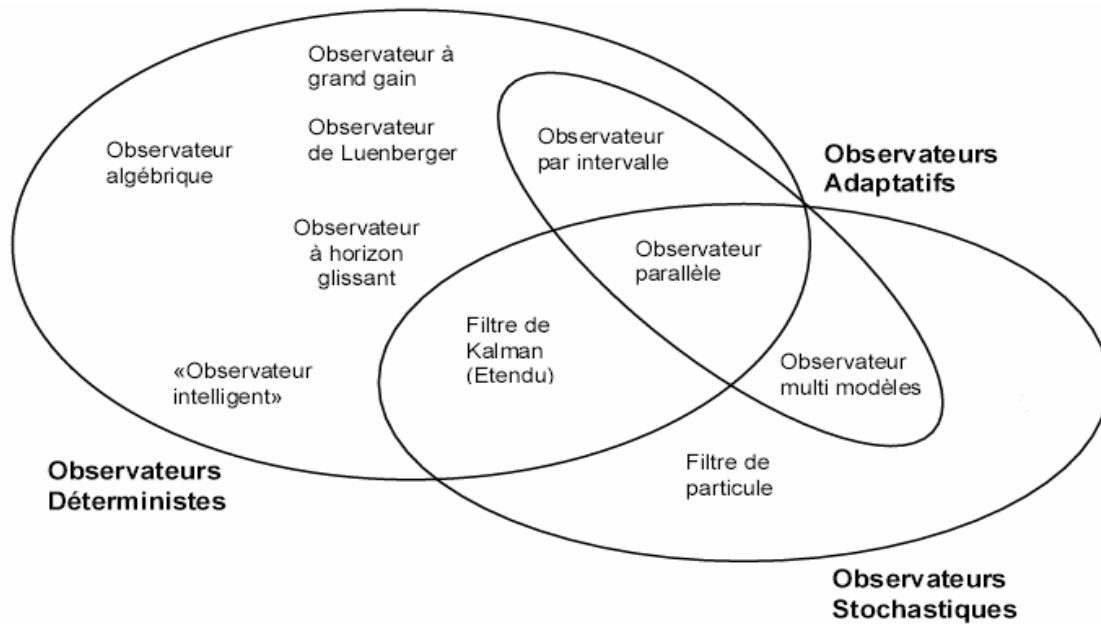
Initialement les systèmes abordés ont été les systèmes linéaires, pour lesquels les observateurs de Kalman et Luenberger ont donné de bons résultats. Le filtre de Kalman est utilisé dans le cas des systèmes stochastiques en minimisant la matrice de covariance de l'erreur d'estimation, et l'observateur de Luenberger a été utilisé pour les systèmes linéaires déterministes.[2]

Dans le cas des systèmes non linéaires, l'observation d'état est un peu plus délicate et il n'existe pas, à l'heure actuelle, de méthode universelle pour la synthèse d'observateurs. Les approches envisageables sont soit une extension des algorithmes linéaires, soit des algorithmes non linéaires spécifiques. Dans le premier cas, l'extension est basée sur une linéarisation du modèle autour d'un point de fonctionnement. Pour le cas d'algorithmes non linéaires spécifiques, les nombreuses recherches menées sur ce sujet ont donné naissance à de nombreux algorithmes d'observation.

1. Méthodes de transformations non linéaires : Cette technique fait appel à un changement de coordonnées afin de transformer un système non linéaire en un système linéaire. Une fois qu'une telle transformation est faite, l'utilisation d'un observateur de type Luenberger suffira pour estimer l'état du système transformé, et donc l'état du système original en utilisant le changement de coordonnées inverse.
2. Observateurs étendus : Dans ce cas, le calcul du gain de l'observateur se fait à partir du modèle linéarisé autour d'un point de fonctionnement. C'est par exemple le cas du filtre de Kalman étendu et l'observateur de Luenberger étendu.
3. Observateurs à grand gain : Ce type d'observateurs est utilisé en général pour les systèmes lipschitziens. Son nom est dû au fait que le gain de l'observateur choisi est suffisamment grand pour compenser la non-linéarité du système.
4. Observateurs de Luenberger généralisés (OLG) : C'est un nouveau type d'observateurs qui a été proposé récemment pour la classe des systèmes monotones. Cette nouvelle conception consiste à ajouter à l'observateur de Luenberger un deuxième gain à l'intérieur de la partie non linéaire du système.
5. Observateurs basés sur la théorie de la contraction : Ce type d'observateurs, comme son nom l'indique, est basé sur la théorie de la contraction utilisée comme outil d'analyse de la convergence. Cette technique mène à de nouvelles conditions de synthèse différentes de celles

fournies par les techniques précédentes.

Ci-après, nous présentons un peu plus en détails (*MRAS, Observateurs de Luenberger, le filtre de KALMAN*).



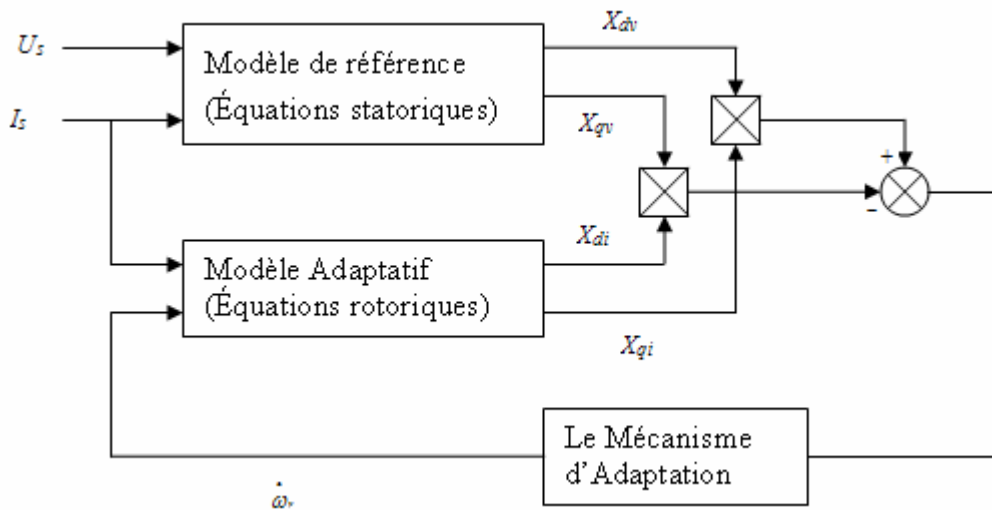
**Figure I.3** Différents types d'observateurs

### **I.6.1 Système Adaptatif a Modèle de Référence (Model Reference Adaptatif System) MRAS:**

Il est possible d'estimer la vitesse rotorique en utilisant deux estimateurs :

Modèle de référence (n'introduit pas la grandeur à estimer) et le Modèle adaptative ou bien le modèle ajustable qui introduit la vitesse. Ils estiment les composantes des flux rotorique dans le repère statorique et utilisent la différence entre les flux estimés. La première étude du MRAS pour la machine asynchrone est due à Schauder [SCH 89]. [3],[4],[15]

La figure (I.4) présente le schéma synoptique du MRAS.

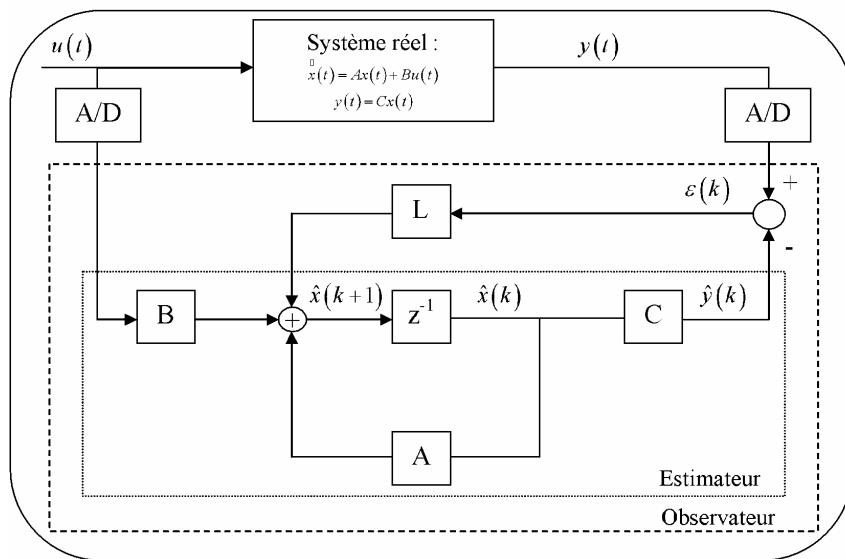


**Figure I.4** Le principe du MRAS

L'expression du flux rotorique lie au repère de référence statorique est obtenue à travers les équations des tensions de la machine à induction.

### I.6.2 Observateurs de Luenberger

Cet observateur permet d'estimer l'état d'un système observable, à partir de ses entrées et de ses sorties. Il est souvent utilisé dans la commande par retour d'états, où on n'a pas une connaissance du vecteur d'état. Son fonctionnement peut être représentés par le schéma suivant :



**Figure I.5** schéma bloc d'un observateur de Luenberger

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

$$\begin{aligned}\hat{x}(k+1) &= A\hat{x}(k) + Bu(k) + L\varepsilon(k) \\ \hat{y}(k) &= C\hat{x}(k)\end{aligned}\tag{I.6}$$

Nous notons que le vecteur d'état est corrigé par le terme,  $L * \varepsilon(k)$  ou  $\varepsilon(k) = y(k) - \hat{y}(k)$  est l'erreur d'estimation et « $L$ » est la matrice gain de l'observateur. Si nous développons l'équation d'état

$$\begin{aligned}\hat{x}(k+1) &= A\hat{x}(k) + Bu(k) + L\left[y(k) - C\hat{x}(k)\right] \\ \hat{x}(k+1) &= (A - LC)\hat{x}(k) + Bu(k) + Ly(k)\end{aligned}\tag{I.7}$$

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

$$\begin{aligned}e(k+1) &= x(k+1) - \hat{x}(k+1) = Ax(k) + Bu(k) - (A - LC)\hat{x}(k) - Bu(k) - Ly(k) \\ e(k+1) &= A\left[x(k) - \hat{x}(k)\right] - LC\left[x(k) - \hat{x}(k)\right] \\ e(k+1) &= [A - LC]e(k)\end{aligned}\tag{I.8}$$

Où  $x$  est l'état réel et  $\hat{x}$  l'état estimé. Si l'observateur est stable, l'erreur d'observation tend vers zéro avec une dynamique qui dépend des valeurs propres de  $[A - LC]$ , donc le gain « $L$ » de l'observateur peut être choisi de façon à régler la vitesse de convergence.

### I.6.3 Filtre de KALMAN

Le filtre de Kalman a été décrit pour la première fois et développé en partie dans les documents techniques par Swerling (1958), Kalman (1960) et de Kalman et Bucy (1961). Ce filtre utilisant la représentation d'état du système, le filtre de Kalman se présente sous la forme d'un ensemble d'équations récurrentes sa réalisation fournit non seulement l'estimé optimal de l'état du système, mais aussi la variance de l'erreur d'estimation.

L'observateur de Kalman diffère de celui de Luenberger par la manière de calculer le gain ( $L$  pour Luenberger et  $K$  pour le filtre de Kalman). En effet, dans l'approche stochastique ou filtre de Kalman, 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 de gain « $K$ » est optimal au sens de la variance minimale des valeurs estimés. Le fait de prendre en compte les bruits des mesures et du système rend le filtre de Kalman plus pratique que celui de



Luenberger.

L'équation d'état du système s'écrit de la façon suivante :

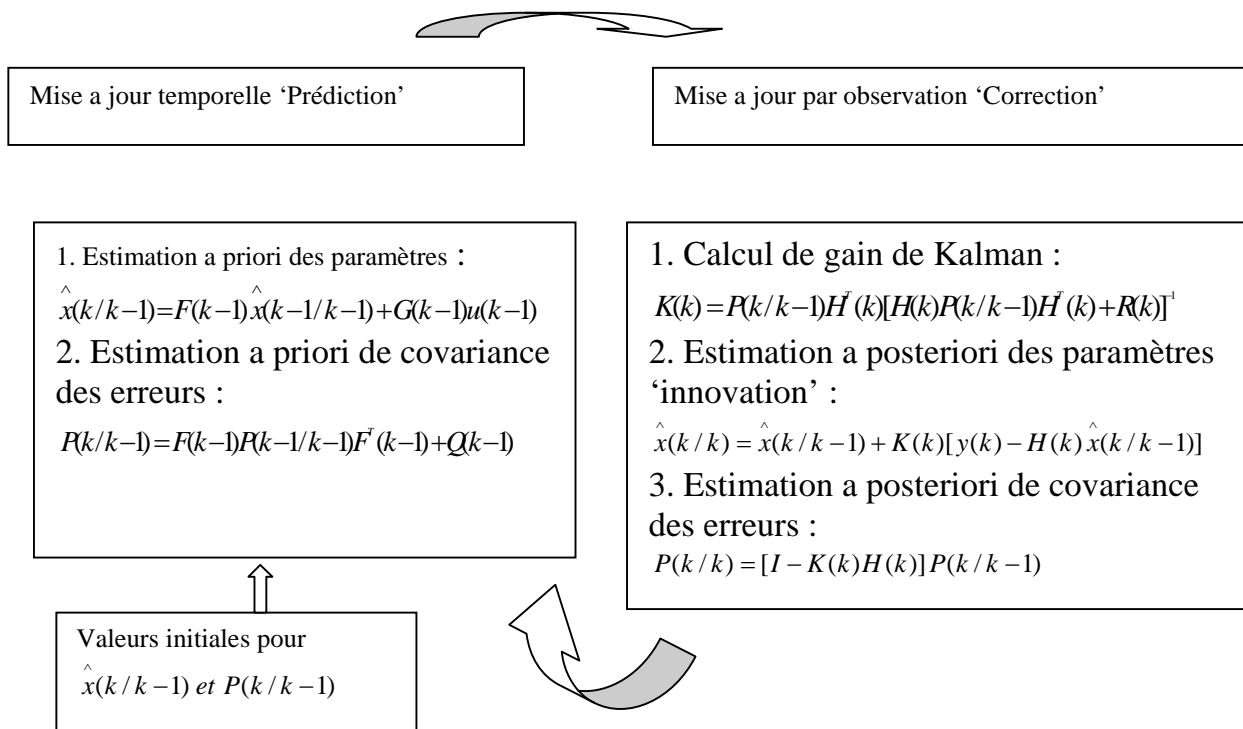
$$\begin{aligned} X_k &= f(X_{k-1}, U_k, W_k) \\ z_k &= h(X_k, V_k) \end{aligned} \tag{I.9}$$

La fonction  $f$  utilisée pour calculer l'état prédit à partir de l'état estimé précédent et, semblablement, la fonction  $h$  employée pour calculer l'observation prédite de l'état prédit. Cependant,  $f$  et  $h$  ne peuvent pas être appliqués directement au calcul de la covariance : une matrice des dérivées partielles, la *Jacobienne*, est calculée.

À chaque instant, la *Jacobienne* est évaluée avec les états estimés courants. Ces matrices peuvent être employées dans les équations du filtre de Kalman. Ce processus linéarise essentiellement la fonction non linéaire autour de l'estimation courante. [11],[50]

### I.6.3.1 Les étapes constituant le filtrage de Kalman

A partir des équations de **KALMAN** représentées sur la figure (I.6) l'idée devient claire et explicite sur le fonctionnement de ce filtre:



**Figure I.6** Une image complète de l'opération du filtre « KALMAN »

Le filtre de «**KALMAN**» est un estimateur optimal récursif avec un aspect cyclique qui comporte plusieurs phases: initialisation, prédiction '**estimation à priori**', une correction par rapport à la mesure suivie par une innovation '**estimation à posteriori**'.

## **I.7 Conclusion**

Pour reconstruire les états d'un système non-linéaire nous avons vu qu'il existe plusieurs approches et méthodes, des méthodes théoriquement justifiées mais difficilement applicables comme la méthode « MRAS », ou applicables en pratique mais non justifiées théoriquement. Le choix est fait suivant le milieu de mesure. L'observateur de Luenberger est plus approprié pour les systèmes où les mesures ne sont pas bruitées c-a-d les systèmes déterministes. Par contre, les filtres de Kalman-Bucy sont plus adaptés dans les cas où l'on travaille dans un environnement bruité, c-a-d les systèmes stochastiques. Dans la suite de notre étude on va essayer de les implémenter dans une boucle de régulation en vue d'une commande vectorielle.

# **CHAPITRE II**

## **La commande vectorielle de la machine à induction**

## II.1 Introduction

Le moteur à induction a un intérêt majeur par rapport aux autres types de moteur (courant continu, synchrone, à reluctance variable ...), vu sa robustesse, son faible coût de fabrication et ne nécessite pratiquement pas d'entretien. Pour accroître ses intérêts, on a développé des outils permettant de contrôler sa vitesse et son couple.

Les moteurs à induction étant largement utilisés dans l'industrie (pompe, machine outil, ventilateur, levage, ...), de nombreux industriels proposent des variateurs de vitesse pour moteur à induction où la commande vectorielle est utilisée, la boucle de vitesse est basée sur la connaissance et la mesure de la vitesse du rotor, cette dernière est fournie par un capteur de vitesse. Cependant, dans certaines applications, tel que le forage, le pompage à des profondeurs supérieures à 1500m il est difficile d'exploiter ce capteur. Dans la majorité des cas, la réduction du nombre des capteurs permet, d'une part, de réduire le coût de l'installation et, d'autre part, d'améliorer la précision des mesures ainsi que la disponibilité des équipements.

Ces dernières années, un nombre important d'idées a été développé et appliqué en vue de résoudre ce problème. L'une des premières techniques utilisées pour estimer la vitesse, est basée sur la mesure des valeurs instantanées des tensions et des courants de la machine à induction. Par ailleurs, toutes ces propositions peuvent être classées dans l'une ou l'autre des catégories suivantes :

- Estimation en boucle ouverte basée sur la connaissance des tensions et des courants statoriques (open loop)
- Estimation basée sur l'analyse des harmoniques (le calcul de l'harmonique d'ordre 3).
- Utilisation des techniques MRAS (Model Reference Adaptive System).
- Utilisation du Filtre de Kalman et de l'observateur de Luenberger.
- Emploi d'observateurs basés sur l'utilisation des techniques de l'intelligence artificielles (logique floue et réseaux de neurones artificiels). [8]

## II.2 Contrôle sans capteur [8]

Le contrôle du moteur à induction sans capteur mécanique requiert l'attention de nombreux industriels désireux d'équiper le parc de moteur à induction déjà en place. Généralement, le contrôle sans capteur est défini comme étant un système de commande où les paramètres mécaniques, à savoir la vitesse et le couple ne sont pas directement mesurés mais estimés. En vue de réaliser la commande vectorielle, le flux peut être estimé à partir des mesures de la tension et du courant à l'entrée du moteur. Les méthodes utilisées sont simples à implémenter mais provoquent des erreurs d'estimation considérables. Les techniques MRAS (Model Reference Adaptive System) sont, également, utilisées aussi pour estimer la vitesse. Cependant, à basse vitesse, l'erreur d'estimation s'accroît considérablement. Actuellement, on enregistre une forte tendance à utiliser les

observateurs non linéaires pour estimer les paramètres et les états de la machine à induction.

Le contrôle de la vitesse passe par une modélisation mathématique du moteur à induction, des lois de l'électromagnétique au modèle standard du moteur à induction, ce qui donne le modèle dynamique suivant PARK.

### **II.3 Structures des observateurs**

Les conceptions d'un observateur peuvent être classifiées en "observateurs uniformes" et "observateurs non uniformes" par rapport à l'entrée (ou par rapport au temps), et nous pouvons considérer les deux cas suivants :

- Pour un système uniformément observable, nous pouvons construire des observateurs uniformes.
- Pour un système non uniformément observable, nous pouvons construire des observateurs non uniformes.

Le premier cas correspond aux observateurs connus sous l'appellation *observateurs de Luenberger* pour des systèmes LTI (système Linéaire Invariant dans le Temps) [Luenberger (1966)], alors que le second correspond aux observateurs connus sous l'appellation *observateurs de Kalman* pour des systèmes LTV (système Linéaire Variant dans le Temps) [Kalman (1961)].

#### **II.3.1 Commande avec des reconstitueurs d'état**

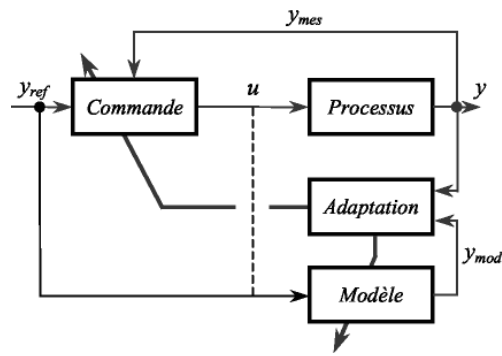
Un observateur est un reconstituteur d'état qui impose au modèle de suivre le processus. On peut non seulement reconstruire un état, mais aussi des paramètres du processus. Dans ce cas, on parle d'un observateur étendu. D'autre part il y a l'observateur d'ordre réduit, car il n'estime pas tous les états du processus. Les observateurs sont soit déterministes soit stochastiques (filtres de Kalman).

L'erreur entre le modèle et le processus va permettre au modèle de converger vers le processus grâce au traitement par le mécanisme d'adaptation. Dans la plupart des cas ce mécanisme peut être un simple gain (ou un correcteur linéaire), mais il peut également être défini par une loi non-linéaire.

#### **II.3.2 La Commande Adaptative**

La commande adaptative correspond à plusieurs techniques de commande qui ont en commun la propriété de l'adaptation en temps réel des paramètres des correcteurs ou du modèle utilisé. On peut citer les correcteurs adaptatifs, les correcteurs à gain programmé et la commande adaptative à modèle de référence (MRAC).

La MRAC (figure II.1) est la commande adaptative la plus rencontrée dans les publications portant sur le contrôle des machines électriques. D'après [Hag-96], les deux autres sont davantage mises en œuvre dans les applications industrielles.



**Figure II.1** Exemple de commande à modèle de référence

L'erreur, entre le modèle et le processus, sert à agir directement sur la commande (les paramètres des correcteurs exemple PI sont recalculés en temps réel en fonction de cette erreur) de la même manière l'erreur peut être la variable conduisant à l'adaptation en temps réel des paramètres du modèle [Sch-92]. Ces structures de commande sont utilisées soit pour l'estimation adaptative des paramètres des machines, soit pour l'estimation des variables d'état (comme la vitesse d'une machine à induction).

## II 4 Modélisation du moteur à induction

On présente dans cette partie les modèles mathématiques de la machine à induction qui seront utilisés par la suite pour l'étude de l'observabilité et la synthèse des différents observateurs et de commandes développées.

### II.4.1 Les Hypothèse simplificatrices

Pour simplifier la représentation de ces relations, on fait les hypothèses suivantes :

- le circuit magnétique est non saturé, parfaitement feuilleté au stator et au rotor, et la densité de courant peut être considérée comme uniforme dans la section des conducteurs pour négliger le phénomène d'hystérésis et les pertes dues aux courants de Foucault
- On ne considère que la première harmonique d'espace de la distribution de force magnétomotrice créée par chaque phase du stator et du rotor.
- Les résistances des enroulements ne varient pas avec la température.
- L'entrefer est d'épaisseur uniforme.
- Le système d'alimentation est parfaitement équilibré et sinusoïdal.
- Linéarité des flux et f.m.m permet la superposition.

$$\Psi_r = \sum \Psi_i \quad (\text{II.1})$$

$\Psi_i$  : Le flux dans chaque spire

Parmi les conséquences des hypothèses simplificatrices:

- L'additivité des flux

- La constance des inductances propres.
- La loi de variation sinusoïdale des inductances mutuelles entre les enroulements statoriques en fonction de l'angle électrique de leurs axes magnétique.

La modélisation se décompose en deux étapes :

1. Transformation Triphasé-Diphasé (dans un repère fixe) (Concordia)
2. Transformation Repère fixe-Repère tournant (Park)

#### II.4.2 Choix du référentiel

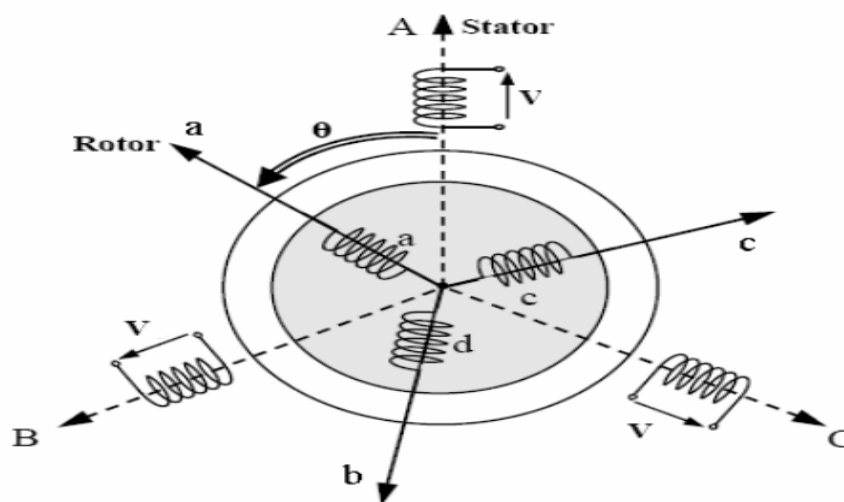
Il existe différentes possibilités concernant le choix de l'orientation du repère d'axe (d,q), l'étude analytique du moteur à induction à l'aide des composantes de Park nécessite l'utilisation d'un repère qui permet de simplifier au maximum les expressions analytiques.

Il existe trois choix importants concernant l'orientation du repère d'axes (d,q). En pratique, le choix se fait en fonction des objectifs de l'application.

- a) Repère lié au stator, étude des grandeurs statoriques.
- b) Repère lié au rotor études des grandeurs rotoriques.
- c) Repère lié au champ tournant, étude de la commande.

#### II.4.3 Modèle triphasé du moteur.

Un moteur à induction est un transformateur électrique dont les circuits magnétiques sont séparés en deux parties (primaire et secondaire) pouvant se mouvoir l'une par rapport à l'autre. La structure classique d'un moteur à induction consiste en un stator de forme cylindrique portant sur sa partie périphérique interne les enroulements du primaire, le moteur à induction triphasé est composé de deux parties. La modélisation standard du moteur à induction triphasé, symétrique et équilibré représente le stator par trois enroulements identiques décalés de  $(2\pi/3)$  aux quels on peut appliquer un potentiel  $V$  et le rotor par trois enroulements identiques décalés de  $(2\pi/3)$  en court-circuit.



**Figure II.2** Représentation schématique d'une machine à induction triphasée.

### a) Equation de tension

Pour chaque enroulement, on peut écrire l'équation de tension sous la forme suivante :

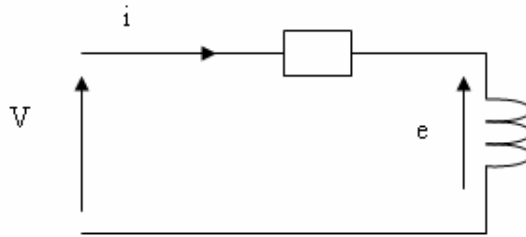


Figure II.3 Modèle d'une phase avec force électromotrice

$$v = Ri + \frac{d\Psi}{dt} \quad (\text{II.2})$$

Où  $\Psi$  représente le flux total à travers l'enroulement, pour l'ensemble des enroulements en écrira :

$$[v_{sabc}] = [R_s] \cdot [i_{sabc}] + \frac{d}{dt} [\Psi_{sabc}] \quad (\text{II.3})$$

$$[v_{rabc}] = [R_r] \cdot [i_{rabc}] + \frac{d}{dt} [\Psi_{rabc}] \quad (\text{II.4})$$

$$\text{Avec } [R_s] = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \text{ et } [R_r] = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix}$$

Les trois enroulements du rotor sont en court-circuit d'où :

$$[V_r] = [0 \ 0 \ 0]^T$$

### b) Equations magnétiques

Les équations des flux en fonction des courants s'obtiennent à partir des différentes inductances, dont certaines dépendent du temps par l'intermédiaire de l'angle électrique  $\theta$

Les expressions des flux statoriques et rotoriques s'écrivent sous la forme :

$$\begin{aligned} [\Psi_{sabc}] &= [L_s] \cdot [i_{sabc}] + [M_{sr}] \cdot [i_{sabc}] \\ [\Psi_{rabc}] &= [M_{sr}] \cdot [i_{sabc}] + [L_r] \cdot [i_{rabc}] \end{aligned} \quad (\text{II.5})$$

Sachant que:  $L_r$ ,  $M_{sr}$  sont des sous matrices d'inductances telles que :

$$[L_s] = \begin{bmatrix} l_s & M_s & M_s \\ M_s & l_s & M_s \\ M_s & M_s & l_s \end{bmatrix} \quad [L_r] = \begin{bmatrix} l_r & M_r & M_r \\ M_r & l_r & M_r \\ M_r & M_r & l_r \end{bmatrix}$$



$$[\mathbf{M}_{sr}] = [\mathbf{M}_{rs}]^t = \mathbf{M}_{sr} \begin{bmatrix} \cos\theta & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\theta & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\theta \end{bmatrix}$$

#### II.4.4 Transformation triphasée - diphasée

Le but de l'utilisation de cette transformation c'est de passer d'un système triphasé  $abc$  vers un système diphasé  $(\alpha, \beta)$ . Il existe principalement deux transformations : Clarke et Concordia. La transformation de Clarke conserve l'amplitude des grandeurs mais pas la puissance ni le couple.

$$x_a(t) = A \cos(\omega t + \varphi)$$

$$x_b(t) = A \cos\left(\omega t + \varphi - \frac{2 * \pi}{3}\right) \quad (\text{II.6})$$

$$x_c(t) = A \cos\left(\omega t + \varphi - \frac{4 * \pi}{3}\right)$$

En passant d'une représentation triphasée  $(x_a; x_b; x_c)$  à une représentation diphasée  $(\alpha, \beta)$  et inversement à l'aide de la matrice de Concordia  $T$ .

$$T = \sqrt{(2/3)} * \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -1/2 & \frac{\text{sqrt}(3)}{2} \\ -1/2 & -\frac{\text{sqrt}(3)}{2} \end{bmatrix}$$

On obtient :

$$\begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} = T^t \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix}$$

Les projections des équations du modèle dans le référentiel fixe lié au stator, sur les deux axes  $(\alpha, \beta)$  du référentiel, permettent d'obtenir les équations de Concordia du moteur à induction:

$$\begin{cases} v_{s\alpha} = R_s i_{s\alpha} + \frac{d\Psi_{s\alpha}}{dt} \\ v_{s\beta} = R_s i_{s\beta} + \frac{d\Psi_{s\beta}}{dt} \end{cases} \quad (\text{II.7})$$

$$\text{et} \quad \begin{cases} v_{r\alpha} = 0 = R_r i_{r\alpha} + \frac{d\Psi_{r\alpha}}{dt} + \omega \Psi_{r\beta} \\ v_{r\beta} = 0 = R_r i_{r\beta} + \frac{d\Psi_{r\beta}}{dt} - \omega \Psi_{r\alpha} \end{cases} \quad (\text{II.8})$$

#### II.4.5 Transformation de Park appliquée au moteur à induction

Le repère dans le champ tournant à la pulsation statorique instantanée  $\omega_s$  est très classiquement utilisé. Il n'est pas nécessaire d'être en régime permanent pour effectuer la

transformation. Le repère (d,q) tourne par rapport au repère ( $\alpha,\beta$ ) de l'angle statorique  $\theta_s$ , défini par  $\frac{d\theta_s}{dt} = \omega_s$ .

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

$$P(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix}$$

L'angle  $\theta$  correspond à la position du repère choisi pour la transformation. Avec  $\theta = \theta_s$  pour le repère statorique ou  $\theta = \theta_r$  pour le repère rotorique.

Donc :

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

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix} = P(\theta) \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix}$$

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

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix} = P(\theta)^T T^T \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix}$$

La transformation de Park permettant le passage des composantes  $X_{abc}$  du système triphasé aux composantes  $X_{dq0}$

$$\begin{bmatrix} i_{sdq0} \end{bmatrix} = [p(\theta_s)] \cdot \begin{bmatrix} i_{sabc} \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} v_{sdq0} \end{bmatrix} = [p(\theta_s)] \cdot \begin{bmatrix} v_{sabc} \end{bmatrix} \quad (\text{II.9})$$

$$\begin{bmatrix} \Psi_{rdq0} \end{bmatrix} = [p(\theta)] \begin{bmatrix} \Psi_{rabc} \end{bmatrix}$$

$X_{sd}$  est appelée composante directe de Park

$X_{sq}$  est appelée composante en quadrature.

$X_{so}$  est appelée composante homopolaire.

En résumé les équations de tension du moteur à induction :

$$\left\{ \begin{array}{l} v_{sd} = R_s i_{sd} + \frac{d\Psi_{sd}}{dt} - \omega_s \Psi_{sq} \\ v_{sq} = R_s i_{sq} + \frac{d\Psi_{sq}}{dt} + \omega_s \Psi_{sd} \\ 0 = R_r i_{rq} + \frac{d\Psi_{rd}}{dt} - (\omega_s - \omega) \Psi_{rq} \\ 0 = R_r i_{rd} + \frac{d\Psi_{rq}}{dt} + (\omega_s - \omega) \Psi_{rd} \end{array} \right. \quad (\text{II.10})$$

Où les flux sont telle que :

$$\begin{cases} \Psi_{sd} = L_s i_{sd} + M_{sr} i_{rd} \\ \Psi_{sq} = L_s i_{sq} + M_{sr} i_{rq} \\ \Psi_{rd} = L_r i_{rd} + M_{sr} i_{sd} \\ \Psi_{rq} = L_r i_{rq} + M_{sr} i_{sq} \end{cases} \quad (\text{II.11})$$

Le changement de repères triphasé/biphasé (a,b,c) → (d,q) peut être réalisé par la transformation de Park.

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_0 \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos\theta & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ -\sin\theta & -\sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix}$$

#### II.4.5.1 Equation mécanique

Pour avoir un modèle complet de la machine il est nécessaire d'introduire les paramètres mécaniques (couple; vitesse..) l'expression décrivant la dynamique de la partie mobile de la machine par la relation fondamentale de la dynamique qui permet d'écrire :

$$C_{em} - C_r = J * \frac{d\Omega}{dt} + F * \Omega \quad (\text{II.12}) \quad \text{Avec: } \Omega = \frac{\omega}{p}$$

Où

$C_{em}$ : représente le couple moteur appliqué.

$C_r$ : représente le couple résistant.

J: le moment d'inertie de l'ensemble des parties tournantes.

F: le coefficient de frottement.

On obtient ainsi la vitesse en appliquant la transformée de Laplace :

$$\Omega = \frac{C_{em} - C_r}{J_s + F} \quad (\text{II.13})$$

Où «s» représente la variable de Laplace, cette équation montre que la commande de la vitesse passe par la commande du couple.

#### II.4.5.2 Expressions du couple électromagnétique et de la puissance

Nous avons exprimé les équations de la machine, mais il reste également le couple électromagnétique. Ce dernier peut être obtenu à l'aide d'un bilan de puissance. La puissance électrique instantanée fournie aux enroulements statoriques et rotoriques en fonction des grandeurs d'axes (d,q) est donnée par l'expression suivante :

$$P_e = v_{sd} * i_{sd} + v_{sq} * i_{sq} + v_{rd} * i_{rd} + v_{rq} * i_{rq} \quad (\text{II.14})$$

Elle se décompose en trois termes :

1) Puissance dissipée en pertes joules

$$R_s * (i_{sd}^2 + i_{sq}^2) + R_r * (i_{rd}^2 + i_{rq}^2) \quad (\text{II.15})$$

2) puissance représentant les échanges d'énergie électromagnétique avec la source  $I_{sd}$

$$i_{sd} \left( \frac{d\Psi_{sd}}{dt} \right) + i_{sq} \left( \frac{d\Psi_{sq}}{dt} \right) + i_{rd} \left( \frac{d\Psi_{rd}}{dt} \right) + i_{rq} \left( \frac{d\Psi_{rq}}{dt} \right) \quad (\text{II.16})$$

3) puissance mécanique

$$P_m = (\Psi_{sd} * I_{sq} - \Psi_{sq} * I_{sd}) \omega_r + (\Psi_{rd} * I_{rq} - \Psi_{rq} * I_{rd}) \omega_{sl} \quad (\text{II.17})$$

Et d'autre part on a :

$$C_{em} = \frac{P_m}{\Omega}$$

On peut avoir plusieurs expressions scalaires du couple toutes égales. Le choix va dépendre du vecteur d'état choisi. Donc, il en résulte les expressions du couple :

$$\begin{aligned} C_{em} &= p * M_{sr} (I_{rd} * I_{sq} - I_{rq} * I_{sd}) \\ C_{em} &= p (\Psi_{sd} * I_{sq} - \Psi_{sq} * I_{sd}) \\ C_{em} &= p (\Psi_{rq} * I_{rd} - \Psi_{rd} * I_{rq}) \\ C_{em} &= p \frac{M_{sr}}{L_r} (\Psi_{rd} * I_{sq} - \Psi_{rq} * I_{sd}) \end{aligned} \quad (\text{II.18})$$

## II.4.6 Modélisation du moteur à induction en vue de la commande :

### II.4.6.1 Modèle de la machine à induction dans le plan (d, q) :

Dans un référentiel (d, q) tournant à une vitesse  $\omega_s$  le modèle du moteur à induction, est défini par le système non linéaire d'ordre 5 suivant :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ \Psi_{rd} \\ \Psi_{rq} \\ \omega_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\gamma i_{sd} + \omega_s i_{sq} + a \Psi_{rd} + pK \omega \Psi_{rq} \\ -\omega_s i_{sq} - \gamma i_{sd} - pK \omega_r \Psi_{rq} + a \Psi_{rd} \\ b i_{sd} - c \Psi_{rd} - (\omega_s - p\omega_r) \Psi_{rq} \\ b i_{sq} - (\omega_s - p\omega_r) \Psi_{rd} - c \Psi_{rq} \\ \frac{pM_{sr}}{JL_r} (\Psi_{rd} i_{sq} - \Psi_{rq} i_{sd}) - \frac{F}{J} \omega_r - \frac{C_r}{J} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{sd} \\ v_{sq} \end{bmatrix} \quad (\text{II.19})$$

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

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

$$T_r = \frac{L_r}{R_r} \quad \text{Le coefficient de temps rotorique}$$

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

Donc le modèle de la machine à induction dans le repère (d,q) est le modèle le plus général pour la représentation du moteur.

#### II.4.6.2 Modèle de la machine à induction dans le plan $(\alpha, \beta)$ :

Par application de la transformation de Concordia aux équations électriques de la machine à induction on obtient les équations de la machine dans un repère fixe par rapport au stator en procédant de la façon suivante :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \\ \Psi_{r\alpha} \\ \Psi_{r\beta} \\ \omega_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\gamma i_{s\alpha} + a \Psi_{r\alpha} + pK \omega_r \Psi_{r\beta} \\ -\gamma i_{s\beta} - pK \omega_r \Psi_{r\alpha} + a \Psi_{r\beta} \\ b i_{s\alpha} - c \Psi_{r\alpha} - p \omega \Psi_{r\beta} \\ b i_{s\beta} + p \omega \Psi_{r\alpha} - c \Psi_{r\beta} \\ \frac{pM_{sr}}{JL_r} (\Psi_{r\alpha} i_{s\beta} - \Psi_{r\beta} i_{s\alpha}) - \frac{F}{J} \omega - \frac{C_r}{J} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{s\alpha} \\ v_{s\beta} \end{bmatrix} \quad (\text{II.20})$$

#### II.4.7 Modélisation en Représentation d'état de la Machine à Induction en vue d'observation

Dans la plupart des applications industrielles de la machine induction, l'information sur le flux rotorique, nécessaire dans le système d'entraînement de la machine, n'est pas disponible par mesure; l'observation est une option pour remédier à ce problème. Le modèle de la machine utilisé pour l'observation peut être simplifié à un modèle linéaire d'ordre 4 en prenant la vitesse, qu'on suppose connue (mesuré), comme un paramètre variable.

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} -\gamma & 0 & a & K * p * \Omega \\ 0 & -\gamma & -K * p * \Omega & a \\ b & 0 & -c & -p * \Omega \\ 0 & b & p * \Omega & -c \end{bmatrix} \mathbf{x} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{\alpha s} \\ v_{\beta s} \end{bmatrix} \quad (\text{II.21})$$

Avec comme vecteur d'états  $\mathbf{x} = [I_{s\alpha} \ I_{s\beta} \ \Psi_{r\alpha} \ \Psi_{r\beta}]^T$  on voit bien que l'on est confronté à un système non –linéaire variable.

En cas d'une étude de l'observation d'état, les sorties doivent être connues par mesure. Pour le modèle de la machine, les courants statoriques mesurés sont les éléments du vecteur de sortie.

$$\mathbf{y} = [i_{s\alpha}; i_{s\beta}]$$

## II.5 Modélisation du convertisseur

L'alimentation directe de la machine ne permet pas la variation de la vitesse de rotation. On doit alimenter la machine par l'intermédiaire d'un convertisseur qui permet de varier la fréquence d'alimentation, ce convertisseur se constitue de trois étages :

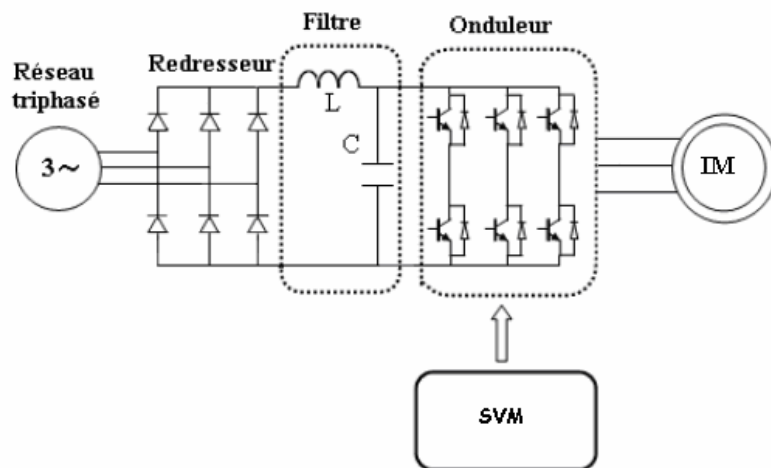
1-Un redresseur connecté au réseau (souvent à diodes)

2-Un filtre de tension généralement constituée d'une bobine d'inductance  $L$  et d'un condensateur de capacité  $C$ .

3-Un onduleur qui constitue la partie la plus importante du convertisseur et doit fournir la forme d'onde et de courant pour alimenter la machine

### II.5.1 Constitution du convertisseur

La configuration du convertisseur utilisé pour l'alimentation de la machine est présentée sur la figure (II.4)



**Figure II.4** le Schéma bloc d'alimentation de la machine a induction

### II.5.2 Commande de l'onduleur

La commande souvent adaptée aux convertisseurs statiques est la stratégie MLI. Nous avons développés plusieurs méthodes avec objectif de générer à la sortie de l'onduleur une tension sinusoïdale ayant le moins d'harmonique possible. Pour l'onduleur de notre système de commande nous utilisons la technique de la modulation vectorielle (ou Space Vector Modulation, en anglais) qui traite les signaux directement dans le plan diphasé de la transformée normée de Concordia. Le principe de cette méthode est la détermination des portions de temps (durée de modulation) qui doivent être allouées à chaque vecteur de tension durant la période d'échantillonnage. Cette commande rapprochée (SVM) permet de déterminer les séquences des allumages et des extinctions des composants du convertisseur et de minimiser les harmoniques des tensions appliquées au moteur. Pour un entraînement à courant alternatif performant on préfère une stratégie de commande

évoluée. Le contrôle par flux orienté est une méthode appropriée pour satisfaire des performances élevées. Il introduit un découplage entre le flux et le couple et assure une caractéristique de réglage mécanique similaire à celle d'un moteur à courant continu à excitation séparée. La qualité de la commande vectorielle dépend en grande partie des caractéristiques dynamiques et statiques de l'onduleur. Une simulation du système globale à l'aide du logiciel MATLAB/SIMULINK permet de mettre en évidence les performances des réglages et du convertisseur à MLI vectorielle.

### II.5.3 Principe de la SVM:

Dans cette modulation on représente par un seul vecteur les trois tensions sinusoïdales de sortie que l'on désire. On approxime au mieux ce vecteur pendant chaque intervalle de modulation en agissant sur la commande des trois jeux d'interrupteur complémentaires. Cette MLI vectorielle ne s'appuie pas sur des calculs séparés pour chaque bras de l'onduleur mais sur la détermination d'un vecteur de contrôle global approximé sur une période de modulation  $T$ . Elle suppose que l'on travaille dans le cadre d'une commande numérique et qu'un algorithme de régulation détermine les composantes souhaitées à savoir  $V_{s\alpha}$  et  $V_{s\beta}$ .

La modélisation de l'onduleur de tension montre qu'il peut générer huit vecteurs de tension  $V_i$

( $i=0, \dots, 7$ ), dans le plans ( $\alpha; \beta$ ), pour les différentes combinaisons de commande ( $C_1, C_2$  et  $C_3$ ). Parmi ces huit vecteurs générés, deux sont nuls ( $V_0$  et  $V_7$ ). Les six autres ( $V_1-V_6$ ) possèdent un module de  $(3/2)V_{dc}$  et une direction bien déterminée. ([45],[46])

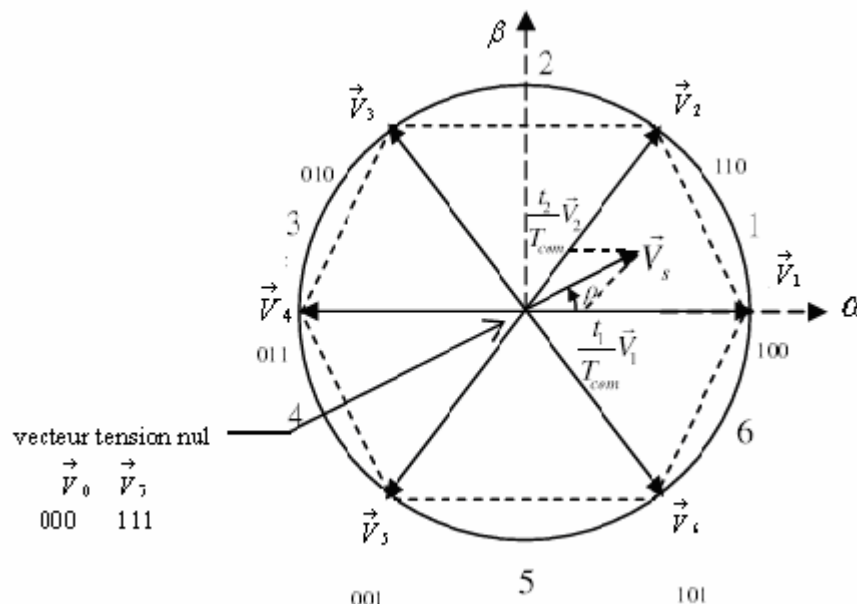
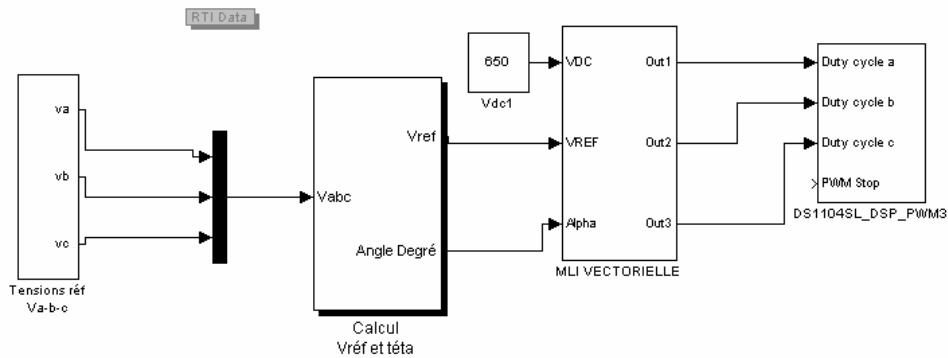


Figure II.5 Principe de la MLI vectorielle

### II.5.4 La présentation des blocs sous Simulink de la SVM:

Le système de simulation de SVM est basé sur le MATLAB/SIMULINK qu'est choisi en tant qu'environnement fondamental en raison de ses divers avantages uniques : l'efficacité de

programmation élevée, interface graphique élégant, son architecture ouverte permettant l'adaptation aux besoins du client.



**Figure II.6** Schéma Simulink de la MLI vectorielle.

## II.6 La commande vectorielle de la machine à induction

### II.6.1 Introduction

La difficulté pour commandée la machine à induction réside dans le fait que le rotor ne tourne pas à la vitesse du champ tournant, et dont la seule entrée électrique est au stator. Le but est de pouvoir le contrôler en couple, en vitesse ou en position.

Contrairement à la machine à courant continu où il y a un découplage naturel, la machine à induction présente un modèle non linéaire complexe et caractérisée par une haute interdépendance entre ses paramètres internes. Pour surmonter ce problème, La commande par flux orienté est une technique qui nous paraît la plus adaptée parmi les méthodes de contrôle des machines électriques à courant alternatif. On peut la considérer comme un outil fort qui peut fournir les mêmes performances que celle réalisées par une machine à courant continu à excitation séparée. Avec l'avènement des micro-contrôleurs et des dispositifs permettant le traitement du signal (DSP), il est devenu possible de réaliser une telle commande à un coût raisonnable.

### II.6.2 Le principe de la commande vectorielle de la machine à induction [28]

La commande par flux orienté est une technique associée au système d'entraînement formé par une machine à induction chargée et alimentée par un convertisseur statique. La commande de la machine à induction nécessite une connaissance de la position exacte du flux à orienter à tout instant et la faire coïncider avec l'axe direct «  $d$  » tournant à la vitesse du champ tournant.

Il existe deux approches pour la détermination de la phase du flux rotorique :

- Une commande indirecte : La phase du flux rotorique est estimée à partir d'une relation donnant la vitesse du glissement.
- Une commande directe : La phase du flux rotorique est mesurée par un capteur physique, ou estimée en utilisant un modèle dynamique.





$$\begin{aligned}
\frac{di_{ds}}{dt} &= -\frac{1}{\sigma} \left( \frac{1}{T_s} + \frac{(1-\sigma)}{T_r} \right) i_{ds} + \omega_s i_{qs} + \frac{(1-\sigma)}{\sigma M_{sr}} \Psi_r + \frac{v_{ds}}{\sigma L_s} \\
\frac{di_{qs}}{dt} &= -\omega_s i_{ds} - \frac{1}{\sigma} \left( \frac{1}{T_s} + \frac{(1-\sigma)}{T_r} \right) i_{qs} + \frac{(1-\sigma)}{\sigma M_{sr}} \omega_r \Psi_r + \frac{v_{qs}}{\sigma L_s} \\
\frac{d\Psi_r}{dt} &= \frac{M_{sr}}{T_r} i_{ds} - \frac{1}{T_r} \Psi_r \\
J \frac{d\Omega}{dt} &= C_{em} - C_r - F\Omega \\
C_{em} &= p \frac{M_{sr}}{L_r} \Psi_r i_{qs} \\
\omega_r &= p\Omega
\end{aligned} \tag{II.23}$$

Après la transformation de Laplace, on a :

$$\Phi_r = \frac{M_{sr}}{1 + T_r s} i_{sd} \tag{II.24}$$

$$C_{em} = \frac{p M_{sr}}{L_r} \Phi_r i_{sq} \tag{II.25}$$

D'après les équations (II.24) et (II.25) nous montrons qu'il est possible d'agir indépendamment sur le flux rotorique et le couple électromagnétique par l'intermédiaire des composantes directe et quadratique du courant statorique.

La principale difficulté de l'application de la commande vectorielle de la machine à induction est la détermination de la position et le module du flux rotorique, qui ne sont pas mesurables directement, il est donc nécessaire de connaître ces deux grandeurs pour le contrôle du régime dynamique de la machine.

## II.6.4 Dimensionnement des régulateurs

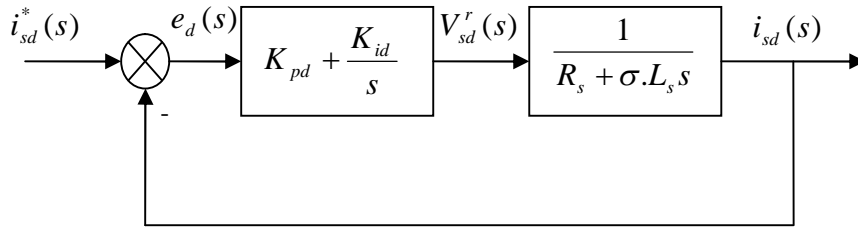
Le calcul des régulateurs est basé sur la dynamique en boucle fermée à l'aide du principe de compensation des pôles, et par imposition du pôles pour le régulateur de vitesse.

### II.6.4.1 Régulation du courant $i_{sd}$

La régulation du courant direct fournit la tension  $V_{sd}$  nécessaire pour maintenir le flux à sa valeur de référence, la fonction de transfert  $\frac{i_{sd}}{V_{sd}^r}$  est donnée par :

$$\frac{i_{sd}}{V_{sd}^r} = \frac{1}{R_s + \sigma L_s S} \tag{II.26}$$

La boucle de régulation du courant  $i_{sd}$  est présentée par le schéma bloc de la figure



**Figure II.9** Schéma fonctionnel de régulation de courant

Par la méthode de compensation des pôles on obtient :

$$T_{ibo} = \sigma * T_s \quad (II.27)$$

$$T_{ibf} = \frac{T_{ibo}}{m}$$

Avec  $m \in \mathbb{N}$

$$K_{pid} = \frac{(\sigma * L_s)}{T_{ibf}} \quad \text{Et} \quad K_{iid} = \frac{K_{pid}}{(\sigma * T_s)} \quad (II.28)$$

Les mêmes calculs effectués pour dimensionner le régulateur du courant  $i_{sd}$  sont appliqués à ce régulateur si on impose la même dynamique en boucle fermée, les coefficients  $K_{pid}$  et  $K_{iid}$  seront identiques à ceux du régulateur du courant  $i_{sq}$ , donc :

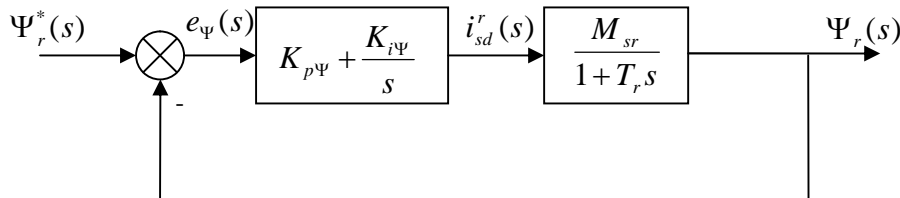
$$K_{piq} = \frac{(\sigma * L_s)}{T_{ibf}} \quad \text{Et} \quad K_{iiq} = \frac{K_{pid}}{(\sigma * T_s)} \quad (II.29)$$

#### II.6.4.2 Régulateur du flux

Pour assurer un bon fonctionnement de la machine, le flux doit être maintenu constant à sa valeur nominale lors des changements de vitesse ou application des charges additives d'après l'équation(II.4) on obtient :

$$\frac{\Psi_r}{i_{sd}} = \frac{M_{sr}}{1 + T_r s} \quad (II.30)$$

Supposons que le courant  $i_{sd}$  atteint sa valeur de référence  $i_{sd}^* \left( \frac{I_{sd}}{I_{sd}^*} = 1 \right)$ , car la dynamique du flux est plus lente que la dynamique du courant le schéma bloc de la régulation.



**Figure II.10** Schéma fonctionnel de régulation de flux.

La fonction de transfert en boucle fermée est :

$$\frac{\Psi_r}{\Psi_r^*} = \frac{(K_{p\Psi}s + K_{i\Psi}) \frac{M_{sr}}{T_r}}{s^2 + \frac{1}{T_r}(1 + M_{sr}K_{p\Psi})s + \frac{M_{sr}K_{i\Psi}}{T_r}} \quad (\text{II.31})$$

Par la méthode d'imposition du dynamique du régulateur on obtient:

$$\begin{aligned} T_{ibo} &= \sigma * T_s \\ T_{ibf} &= \frac{T_{ibo}}{m} \end{aligned} \quad (\text{II.32})$$

$$K_{p\Psi} = \frac{T_r}{(M_{sr} * T_{ibf})} \quad \text{et} \quad K_{i\Psi} = \frac{K_{p\Psi}}{T_r} \quad (\text{II.33})$$

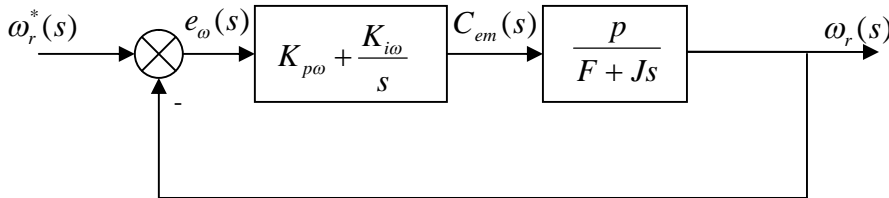
### II.6.4.3 Régulateur de vitesse

La boucle de régulation de vitesse contient habituellement deux étages. Le premier comprend les boucles de régulation des courants, et le second, le plus externe est la boucle de régulation de vitesse (variable avec dynamique plus lente). C'est pour cette raison que pour la boucle externe on impose des pôles plus proches de l'origine que ceux pour la boucle interne.

L'équation mécanique donne :

$$\frac{\omega_r}{C_{em}} = \frac{p}{F + Js} \quad (\text{II.34})$$

Le schéma bloc de la vitesse est donc réalisé comme indiqué par la figure II.11



**Figure.II.11** Schéma fonctionnel de régulation de vitesse.

La fonction de transfert en boucle fermée est donnée par :

$$\frac{\omega_r}{\omega_r^*} = \frac{(K_{p\omega}s + K_{i\omega}) \frac{p}{J}}{s^2 + \frac{F + K_{p\omega}p}{L_r}s + \frac{K_{i\omega}}{J}} \quad (\text{II.35})$$

Par imposition des pôles complexes conjugués  $s_{1,2} = \rho(-1 \pm j)$  en boucle fermée, et par identification, on obtient les paramètres du régulateur PI :

$$K_{i\omega} = \frac{2J\rho^2}{p} \quad \text{et} \quad K_{p\omega} = \frac{2\rho J - F}{p} \quad (\text{II.36})$$

### II.6.5 Commande vectorielle directe

Dans cette méthode le flux rotorique mesurer d'une manière directe ou l'estimer à l'aide d'un

observateur.

Pour déterminer la position et le module *du flux*, l'idée naturelle est de mesurer le flux, à l'aide d'un capteur placé dans l'entrefer de la machine : ces capteurs peuvent être réalisés par deux méthodes.

- Des capteurs à effet Hall placé sous les dents du stator et qui donnera le flux global du rotor.
- Des bobinages supplémentaires dans le stator pour le flux global du rotor.

Les deux cas nécessitent une construction spéciale de la machine, ce qui affaibli le rendement du moteur, donc elle perd son principal avantage qui est sa robustesse à cause de la sensibilité aux encoches (problème d'harmonique) en plus du coût.

### II.6.5.1 Réalisation de la méthode directe

Vu la complexité et les inconvénients liés à l'installation des capteurs servant à mesurer le flux rotorique, on fait appel à des modèles dynamiques qui nous permettent l'estimation à partir des grandeurs facilement mesurables telles que les courant, les tensions et la vitesse de rotation [9]

On utilise souvent le modèle de la machine pour déterminer la position et le module du flux. Une approche simple consiste à intégrer les équations du modèle rotorique simplifié suivant.

$$\begin{aligned} \frac{d\Psi_r}{dt} &= \frac{1}{T_r} (M_{sr} i_{sd} - \Psi_r) \\ \frac{d\theta_s}{dt} &= \omega_s = \omega_r + \frac{M_{sr}}{T_r \Psi_r} i_{sq} \end{aligned} \quad (II.37)$$

A partir du système d'équation (II.23) les tensions de systèmes de compensation pour les tensions est comme suit:

$$\begin{aligned} V_{sd} &= R_s i_{sd} + \sigma L_s s i_{sd} + \frac{M_{sr}}{L_r} s \Psi_r - \sigma L_s \omega_s i_{sq} \\ V_{sq} &= R_s i_{sq} + \sigma L_s s i_{sq} + W_s \frac{M_{sr}}{L_r} \Psi_r + \omega_s \sigma L_s i_{sd} \end{aligned} \quad (II.38)$$

Si on remplace l'expression de (II.24) par le système d'équation (II.23) on obtient.

$$\begin{aligned} V_{sd} &= R_s i_{sd} + \sigma L_s s i_{sd} + \frac{M_{sr}}{L_r} s \left( \frac{M_{sr}}{1+T_r s} i_{sd} \right) - \sigma L_s \omega_s i_{sq} \\ V_{sq} &= R_s i_{sq} + \sigma L_s s i_{sq} + \omega_s \frac{M_{sr}^2}{L_r (1+T_r s)} i_{sd} + \omega_s \sigma L_s i_{sd} \end{aligned} \quad (II.39)$$

Ce qui donne :

$$i_{sd} = \frac{V_{sd} + \omega_s \sigma L_s i_{sq}}{(R_s + \sigma L_s s) + \frac{M_{sr}^2}{L_r (1+T_r s)}} \quad (II.40)$$

$$i_{sd} = A(V_{sd} + B.i_{sq}) \quad (II.41)$$

Avec

$$A = \frac{1}{(R_s + \sigma L_s s) + \frac{M_{sr}^2}{L_r (1 + T_r s)}} \quad \text{et} \quad B = \omega_s \sigma L_s$$

Pour  $V_{sq}$  on a

$$V_{sq} = (R_s + \sigma L_s s) i_{sq} + \omega_s \frac{\sigma L_s L_r (T_r s + 1) + M_{sr}^2}{(1 + T_r s) L_r} i_{sd} \quad (\text{II.42})$$

Ce qui donne.

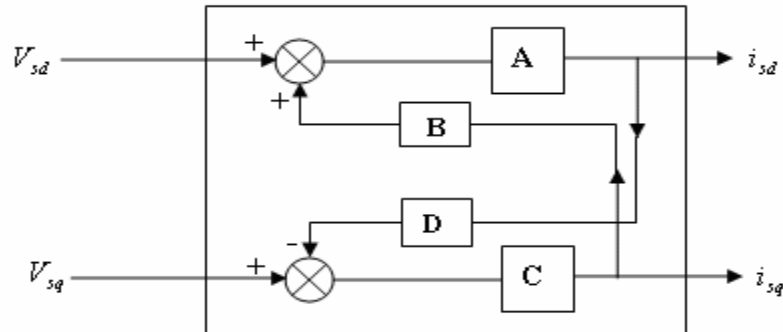
$$i_{sq} = \frac{V_{sq} - \omega_s \left( \frac{\sigma L_s L_r (1 + T_r s) + M_{sr}^2}{L_r (1 + T_r s)} \right) i_{sd}}{(R_s + \sigma L_s s)} \quad (\text{II.43})$$

$$i_{sq} = C(V_{sq} - D i_{sd}) \quad (\text{II.44})$$

Avec

$$C = \frac{1}{R_s + \sigma L_s s} \quad \text{Et} \quad D = \omega_s \left( \frac{\sigma L_s L_r (1 + T_r s) + M_{sr}^2}{L_r (1 + T_r s)} \right)$$

Le schéma ci-dessous résume les deux équations précédentes donnant  $i_{rd}$  et  $i_{sq}$



**Figure II.12** Machine a induction dans la base de Park

Pour éviter le couplage mis en évidence dans la figure précédente, on fait appel à une méthode de compensation qui consiste à faire la régulation en négligeant les termes de couplage.

Afin d'obtenir les tensions de référence, les termes de couplage sont rajoutés à la sortie des correcteurs de courant.

Les termes de couplage sont définis, de sorte que les tensions restantes soient en relation avec les deux composantes de courant statorique, d'où les tensions à la sortie des régulateurs, les tensions de couplage ainsi que les tensions de référence.

$$\begin{aligned} V_{sd}^r &= (R_s + s\sigma L_s) i_{sd} \\ V_{sq}^r &= (R_s + s\sigma L_s) i_{sq} \end{aligned} \quad (\text{II.45})$$

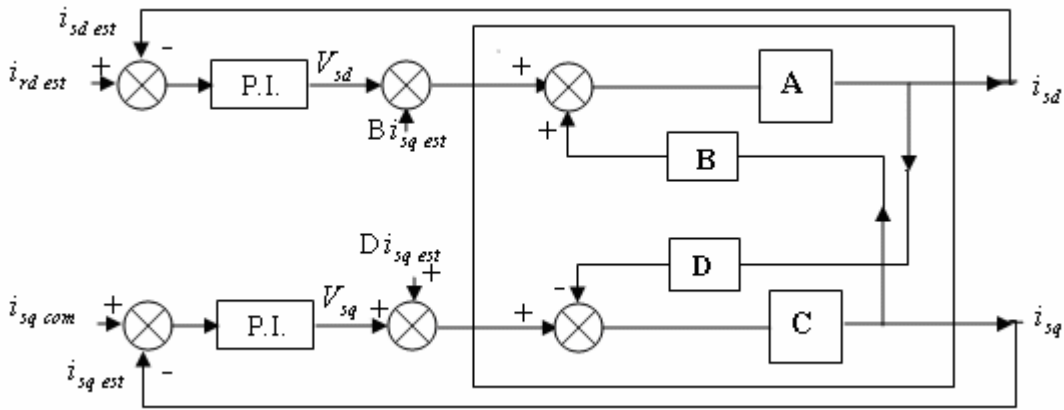
$$V_{sd}^c = -\omega_s \sigma L_s i_{sq}$$

$$V_{sq}^c = \frac{M_{sr}}{L_r} \Psi_r + \omega_s \sigma L_s i_{sd}$$
(II.46)

$$V_{sd}^* = V_{sd}^r + V_{sd}^c$$

$$V_{sq}^* = V_{sq}^r + V_{sq}^c$$
(II.47)

Le schéma de la figure (II.13) Résume les équations trouvées précédemment.



**Figure II.13** Découplage par addition des termes de compensation

Pour obtenir le module et la position du flux rotorique est d'utiliser directement les équations de la machine dans le référentiel lié au flux du rotor.

Les équations (II.24) dans le domaine de Laplace deviennent :

$$\begin{cases} s.\Psi_r(s) = \frac{1}{T_r}(M_{sr} I_{sd} - \Psi_r(s)) \\ s.\theta_s(s) = \omega_s(s) = \omega_r + \frac{M_{sr}}{T_r} \frac{i_{sq}(s)}{\Psi_r(s)} \end{cases}$$
(II.48)

## II.7 Les résultats expérimentaux

Pour évaluer les performances de la commande en vitesse nous avons effectué des simulations représentées sur les figures si dessous.

### II.7.1 les résultats de la commande vectorielle indirect

- Commande fait à une consigne (150 rad /s) a vide.
- Commande à une consigne (150 rad/s) avec application de la charge
- Inversion de la consigne, on utilise un Benchmark qui représente le régime dynamique à ses conditions limites.

Nous avons noté les points suivants :

- La vitesse suit la valeur de référence avec la présence d'un petit dépassement.

- Diminution du courant statorique de démarrage et du couple relativement à l'essai en boucle ouverte.
- Le découplage est obtenu entre le flux rotoriques et le couple électromagnétique.



1)  $\omega_{ref} = 150 \text{rd/s}$

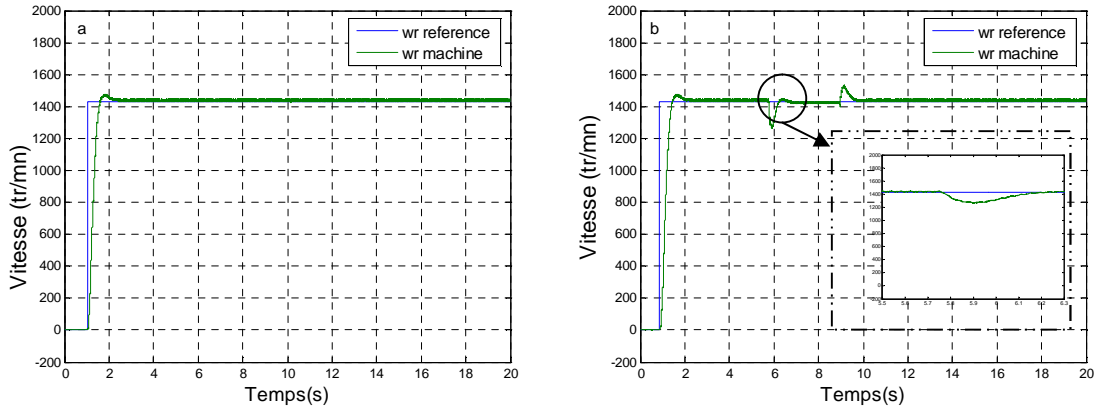


Figure II-14 Evolution de la vitesse, a) Sans charge, b) Avec charge

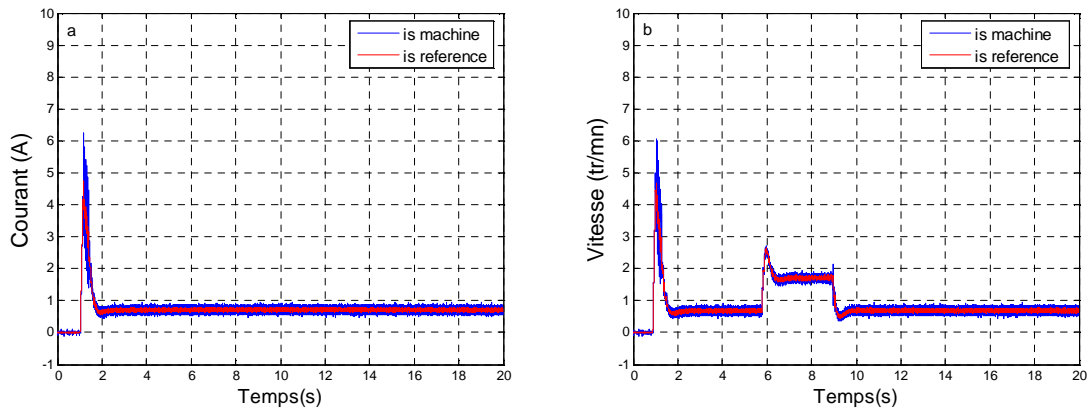


Figure II-15 Evolution du courant satatorique sur l'axe «q» a) Sans charge, b) Avec charge

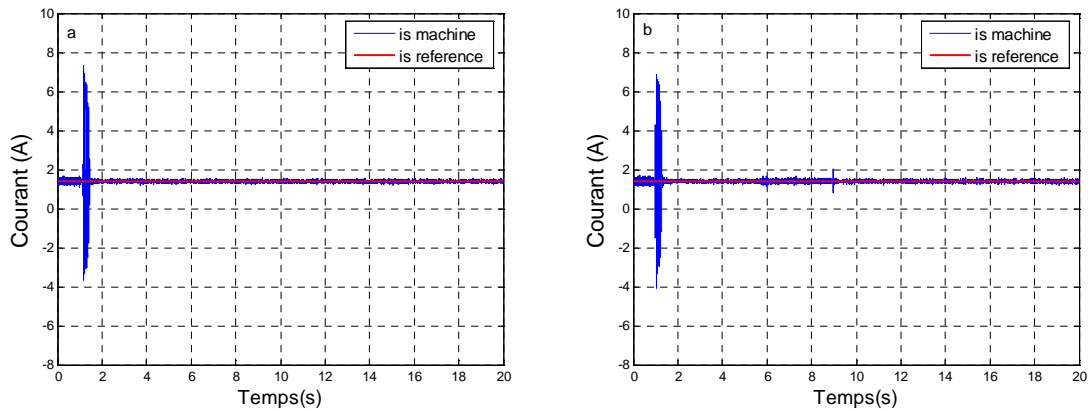
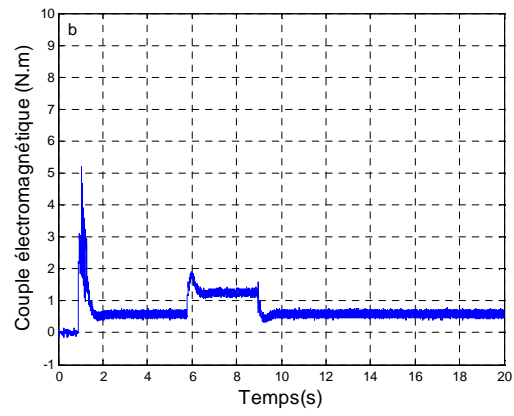
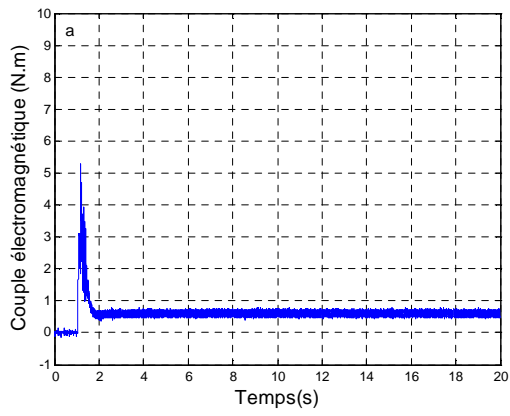
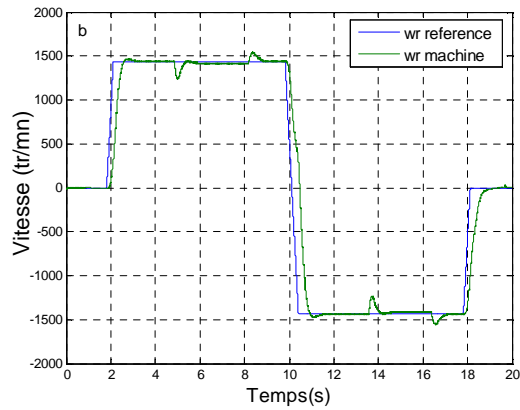
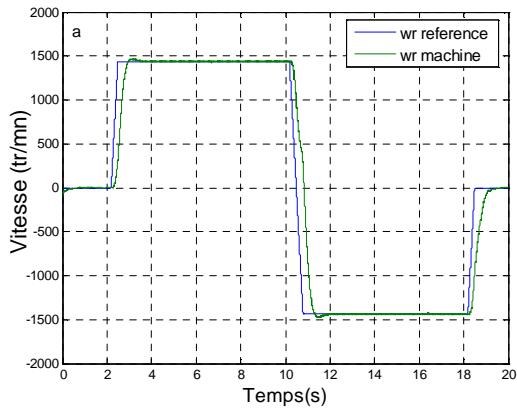


Figure II-16 Evolution du courant satatorique sur «d» a) Sans charge, b) Avec charge

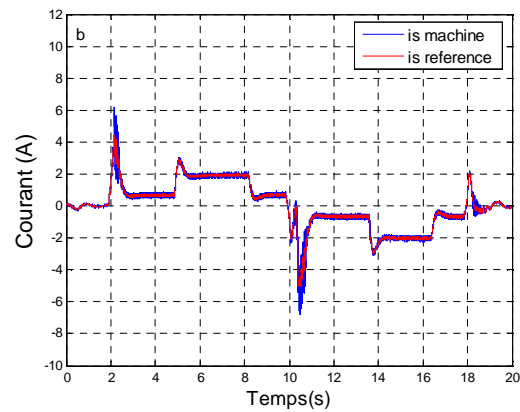
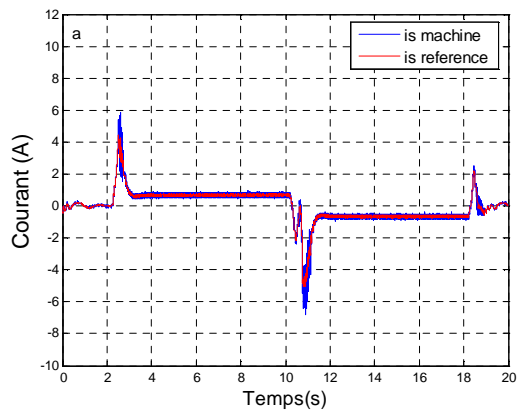


**Figure II-17** Evolution du couple électromagnétique a) Sans charge b) Avec charge

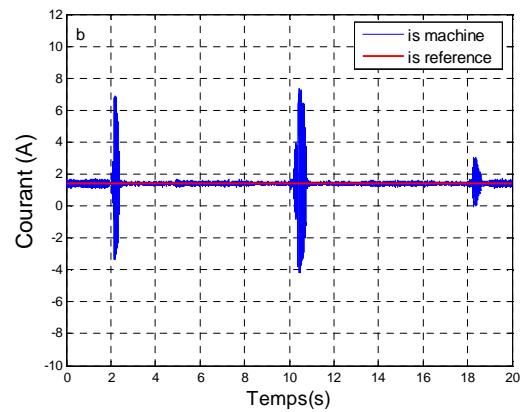
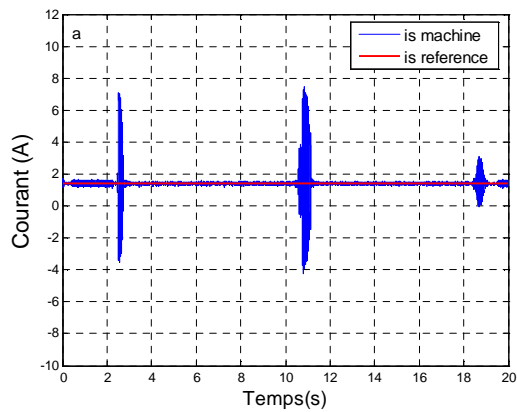
## 2) Application d'un Benchmark



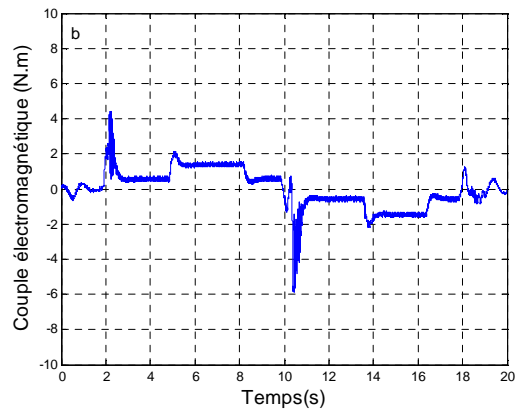
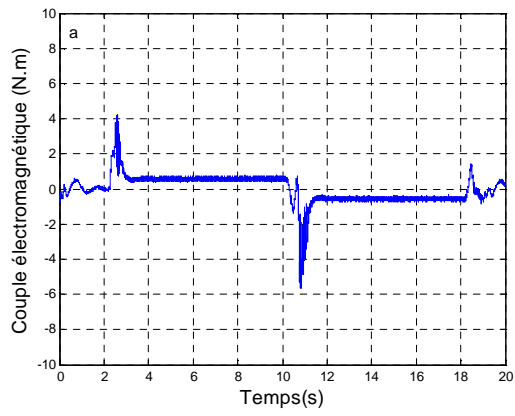
**Figure II.18** Evolution de la vitesse a) Sans charge, b) Avec charge



**Figure II.19** Evolution du courant sur l'axe «q» a) Sans charge, b) Avec charge



**Figure II.20** Evolution du courant sur l'axe «d» a) Sans charge, b) Avec charge



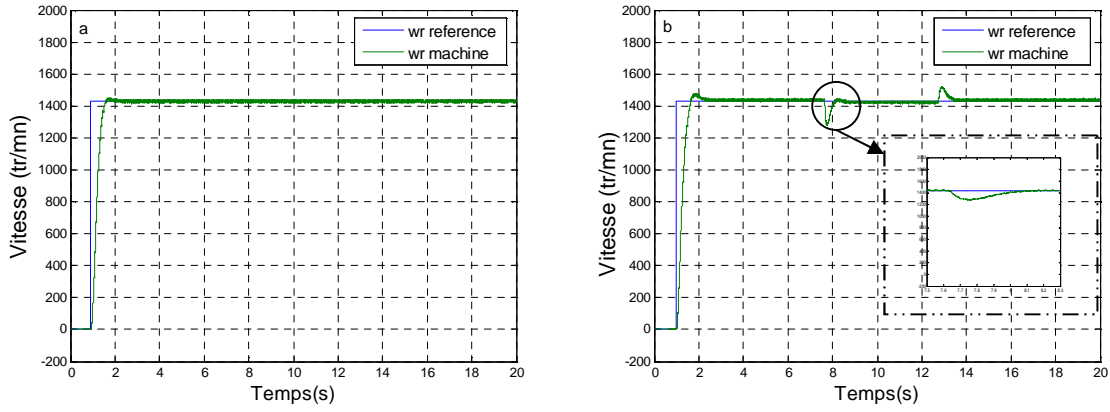
**Figure II.21** Evolution du couple électromagnétique a) Sans charge, b) Avec charge.

## **II.7.2 Les résultats de la commande vectorielle direct**

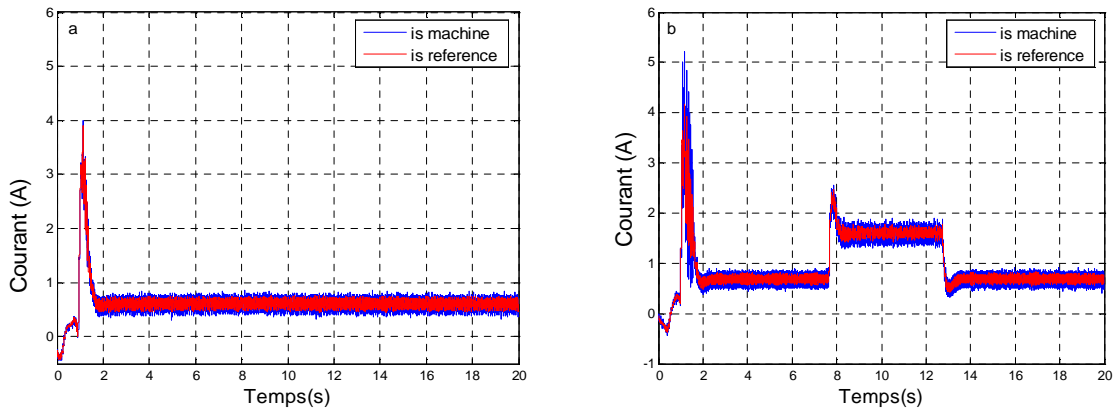
Les mêmes tests de simulation de la commande vectorielle indirecte ont été effectués pour la commande vectorielle directe.

Les figures (II.22 – II.27) présente les résultats de simulation de la commande vectorielle directe avec un régulateur PI de vitesse, les courbe montre que Lors du démarrage à vide toutes les grandeurs se stabilisent après un temps de réponse qui dure 0.55 s, la vitesse de rotation suis la vitesse de référence avec la présence d'un dépassement dû au changement brusque de la consigne, dans le cas de l'utilisation d'un Benchmark, on remarque que le couple augmente de façon à compenser instantanément le couple de charge.

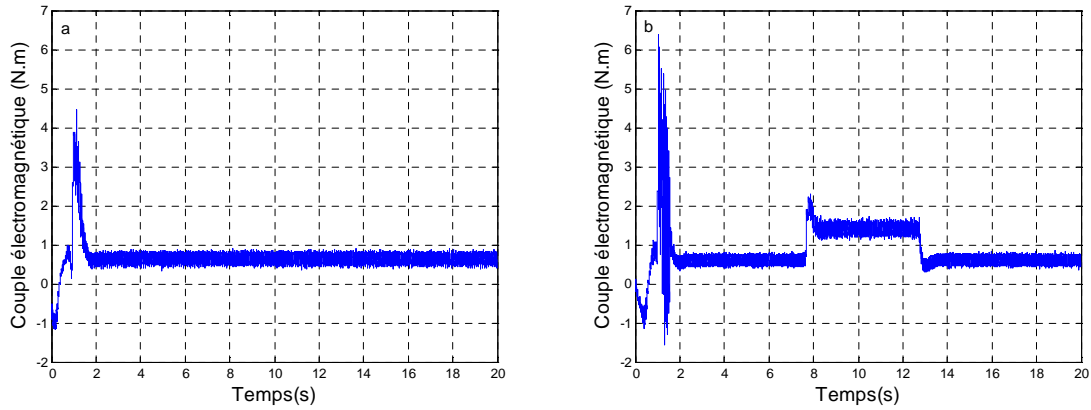
1)  $\omega_{ref} = 150 \text{rd/s}$



**Figure II.22** Evolution de la vitesse a) Sans charge, b) Avec charge



**Figure II.23** Evolution du courant satatorique sur l'axe « q » a) Sans charge, b) Avec charge



**Figure II.24** Evolution du couple électromagnétique, a) Sans charge, b) Avec charge

## 2) Application d'un Benchmark

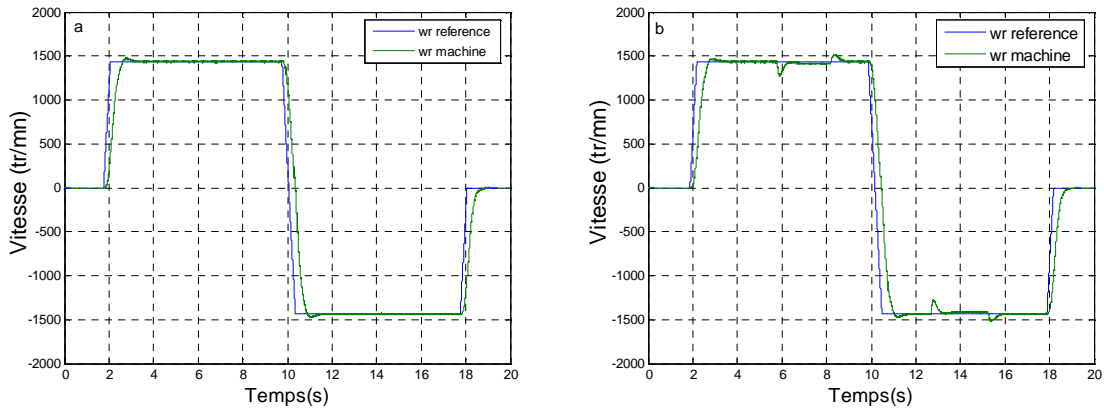


Figure II.25 Evolution de la vitesse a) Sans charge, b) Avec charge

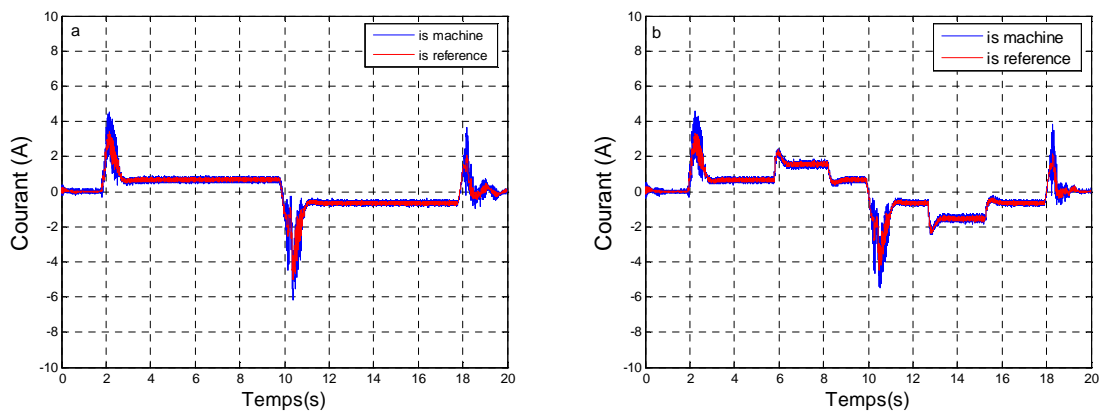


Figure II.26 Evolution du courant sur l'axe « q » a) Sans charge, b) Avec charge

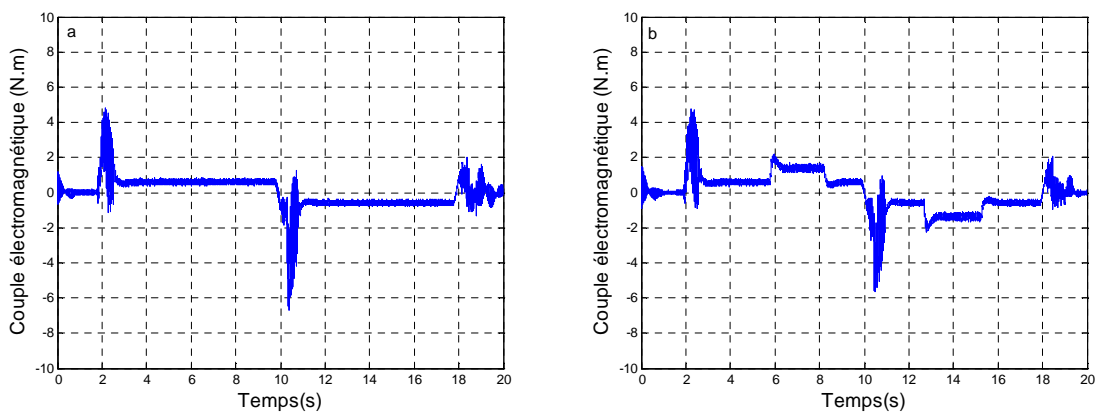


Figure II.27 Evolution du couple électromagnétique a) Sans charge, b) Avec charge

## II.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté la machine à induction du point de vue modélisation et commande. Nous avons pu établir un modèle mathématique de la machine à induction tenant compte des hypothèses simplificatrices sur la base de la transformée de PARK, La stratégie de la commande vectorielle nous a permis de pouvoir contrôler la machine à induction et rendre son comportement proche d'une machine à courant continu en maintenant parfaitement le découplage entre le couple et le flux. Nous avons implanté deux méthodes de la commande vectorielle indirecte et directe. C'est deux dernières donnent des bons résultats à la fois en régime permanent qu'en régime transitoire, et ce dans toute la gamme de vitesse. Le système est évidemment assez complexe.

Dans le chapitre suivant, nous nous intéressons au développement d'une commande sans capteur de vitesse de la machine à induction en se basant sur l'observateur de *Lueneberger* adaptatif et l'association filtre de *Kalman-MRAS*.



# **CHAPITRE III**

## **La commande vectorielle sans capteur mécanique de la machine à induction**

### **III.1 Introduction**

Suivant les méthodes conventionnelles, l'information sur l'état mécanique de la machine est obtenue grâce à un capteur (de position ou de vitesse) placé sur l'arbre de la machine qui peut être soit un capteur à effet Hall, un résolveur, ou un codeur optique. Les inconvénients inhérents à l'utilisation de ces capteurs sont multiples. Ils augmentent le volume et le coût global du système en plus de la disponibilité obligatoire d'un emplacement libre sur l'arbre, ce qui est particulièrement difficile pour des machines de petite taille. L'installation de ces capteurs requiert un calage relatif au stator, opération qui s'avère délicate à reproduire en série et qui diminue la fiabilité du système. Une solution s'avère nécessaire pour remédier à ces problèmes est l'estimation. Le choix de l'estimateur n'obéit pas une règle bien définie en raison de la rareté des études comparatives. Nous avons fait l'étude de l'implantation de trois méthodes pour estimer la vitesse et le couple électromagnétique. Le choix a été fait sur la base de deux approches déterministe et stochastique. Le but recherché est de trouver les points forts et les points faibles de chaque méthode afin d'établir un diagramme comparatif.

Les méthodes utilisées sont comme suite:

- Système à modèle de référence adaptative « MRAS » méthode déterministe.
- Luenberger Adaptative méthode déterministe.
- KALMAN méthode Stochastique.

### **III.2 la commande sans capteur mécanique**

Un estimateur permet de reconstruire la grandeur recherchée en calculant en temps réel l'évolution d'un modèle du processus de commande.

Dans le cas de l'observateur, on compare l'évolution du modèle et du système réel en mesurant l'erreur sur des grandeurs que l'on peut directement capter. Cette erreur est alors utilisée pour faire converger le modèle vers le système réel. Il s'agit un système bouclé au contraire de l'estimateur.

Il existe deux méthodes de commande sans capteur mécanique une dite « méthode avec modèle » et une méthode à base d'observateur.

#### **III.2.1 Méthodes avec Modèle**

##### **III.2.1.1 Méthodes à base d'estimateur**

Les estimateurs connus longtemps, s'appuient sur la duplication de modèle d'état dans la partie de commande afin de reconstruire les variables internes inaccessibles sur le système réel. La littérature ([18], [16]) propose de nombreuses méthodes.

### **III.2.1.1.1 La loi d'auto-pilotage**

La méthode d'estimation de la vitesse utilisant la loi d'autopilotage des machines électriques est facilement implantée. Elle repose, dans le cas de la machine à induction, sur la relation fondamentale entre les fréquences propres de la machine à induction. L'objectif de cette méthode est d'obtenir la vitesse électrique du rotor à partir des deux autres fréquences du moteur, qui peuvent être estimées. Ces estimations sont évaluées à partir des courants statoriques mesurés et des flux rotorique estimés du moteur.

### **III.2.1.1.2 Estimation de la vitesse par la technique MRAS [18], [15]**

Le Système Adaptatif à Modèle de Référence que nous allons implémenter est basé sur la comparaison des sorties de deux estimateurs. Le premier, qui n'introduit pas la grandeur à estimer (la vitesse dans notre cas), est appelé modèle de référence et le deuxième est le modèle ajustable. L'erreur entre ces deux modèles pilote un mécanisme d'adaptation qui génère la vitesse. Cette dernière est utilisée dans le modèle ajustable.

## **III.2.2 Méthodes à base d'observateur**

Le problème posé par le traitement en boucle ouvert peut être évité en utilisant des observateurs afin de reconstituer l'état du système. En fait, un observateur n'est qu'un estimateur en boucle fermée qui introduit une matrice de gains pour corriger l'erreur sur l'estimation. Afin de pouvoir observer les grandeurs non mesurables de la machine, il est nécessaire que le système soit observable. Différentes structures d'observateurs d'état, ont été proposées en littérature ([10],[20],[15],[39],[43]). D'après leurs auteurs ; elles sont très attractives et donnent de bonnes performances dans une gamme étendue de vitesse.

### **III.2.2.1 Observateur déterministe**

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. »

### **III.2.2.2 Observateur stochastique (Filtre de Kalman)**

Une des méthodes utilisées pour l'estimation de la vitesse de la machine à induction est le filtre de Kalman étendu (EKF), Le filtre de Kalman comme il déjà été définie est un observateur non linéaire en boucle fermée dont la matrice de gain est variable. A chaque pas de calcul, le filtre de Kalman prédit les nouvelles valeurs des variables d'état de la machine à induction (courant statoriques, flux rotorique et vitesse). Cette prédiction est effectuée soit en minimisant les effets de bruit et les erreurs de modélisation des paramètres ou des variables d'état soit par un algorithme

génétique. Les bruits sont supposés Blancs, Gaussiens et non corrélés avec les états estimés.

### **III.3 Estimation Adaptative de la vitesse avec Modèle de Référence (MRAS)**

Il existe trois méthodes pour estimer la vitesse à l'aide du méthode système adaptatif a modèle de référence. On va étudier la MRAS basé sur le flux.

#### **III.3.1 MRAS basé sur l'estimation de la f.c.e.m [39]**

Dans ce cas, on estime la vitesse sur la base de l'estimation de la f.c.e.m. Le choix de la f.c.e.m comme variable d'état offre l'avantage d'éviter le problème de l'intégrateur pur dans le modèle.

#### **III.3.2 MRAS basée sur la puissance réactive instantanée**

La technique MRAS basée sur la puissance réactive est proposée par J. Holtz pour fournir une amélioration par rapport à la technique basée sur le flux rotorique. La technique basée sur la puissance réactive n'exige aucune intégration pure, ni dans le modèle de référence, ni dans le modèle ajustable. Cette technique donne des bons résultats même à basses vitesses. La technique MRAS basée sur la puissance réactive est complètement robuste vis à vis les variations de la résistance statorique en comparant avec celle basée sur le flux rotorique. [18]

#### **III.3.3 MRAS basé sur l'estimation du flux [5], [6]**

Le principe d'estimation par cette méthode repose sur la comparaison des grandeurs obtenues de deux façons différentes, d'un côté par un calcul ne dépendant pas de la vitesse (modèle de référence) et d'autre côté par un calcul dépendant de la vitesse (modèle adaptatif). Cette méthode développée par Schauder [92] est connu sous le nom d'origine anglo-saxonne *Model Reference Adaptive System* (MRAS).

Pour l'estimation de la vitesse, il propose la comparaison de l'estimation du flux commun obtenu avec les équations statoriques (indépendantes de la vitesse) et d'autre part avec les équations rotoriques (dépendantes de la vitesse). L'objectif est de trouver le paramètre vitesse du modèle adaptatif afin d'assurer les résultats des deux estimations de flux rotorique identiques. Ainsi la valeur de la vitesse estimée devient celle de la vitesse réelle. Le fonctionnement adéquat de l'estimation est assuré par un choix judicieux de la fonction  $F_{\square}(Y_r, Y_a)$  [15] pour faire converger «le modèle adaptatif» vers «le modèle de référence» à partir du critère de Popov [5]. Le schéma de cette méthode est symbolisé dans la Figure (III.1).

L'inconvénient majeur de cette méthode est l'utilisation des grandeurs observées de flux pour reconstruire la valeur de la vitesse. C'est pour cela qu'on préfère appliquer une autre approche proposée par Yang qui considère les mesures des courants et des flux estimés comme grandeurs de sortie du modèle de référence (machine à induction réelle). Ce choix permet une meilleure précision étant donné que le modèle doit converger vers les grandeurs de sortie de la machine réelle [71].

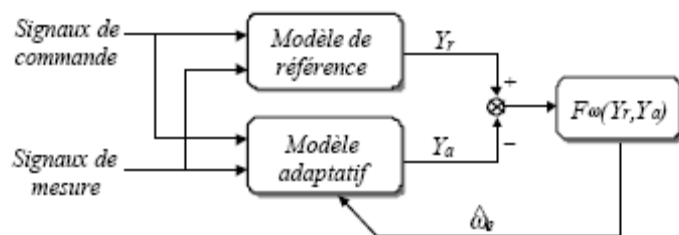


Figure III.1. Schéma -bloc de principe du mécanisme adaptatif du MRAS.

Le modèle de référence (tension) est représentés par :

$$\begin{aligned}\Psi_{rd} &= (L_r / M_{sr}) \left[ \int (u_{sd} - R_s i_{sd}) dt - L_s i_{sd} \right] \\ \Psi_{rq} &= (L_r / M_{sr}) \left[ \int (u_{sq} - R_s i_{sq}) dt - L_s i_{sq} \right]\end{aligned}\quad (III.1)$$

Le modèle adaptatif (courant) est lui décrit par :

$$\begin{aligned}\hat{\Psi}_{rd} &= \left( \frac{1}{T_r} \right) \int \left( M_{sr} i_{sd} - \hat{\Psi}_{rd} - \hat{\omega}_r T_r \hat{\Psi}_{rq} \right) dt \\ \hat{\Psi}_{rq} &= \left( \frac{1}{T_r} \right) \int \left( M_{sr} i_{sq} - \hat{\Psi}_{rq} + \hat{\omega}_r T_r \hat{\Psi}_{rd} \right) dt\end{aligned}\quad (III.2)$$

On définit l'erreur  $\varepsilon_d = \Psi_{rd} + \hat{\Psi}_{rd}$  et  $\varepsilon_q = \Psi_{rq} + \hat{\Psi}_{rq}$ ,

Avec  $[\Psi_{rd}; \Psi_{rq}]^T$  et  $[\hat{\Psi}_{rd}; \hat{\Psi}_{rq}]^T$  les sortie du modèle de référence et le modèle ajustable respectivement.

On fait la substitution des équations (III.2) de (III.1) on obtient les équations de l'erreur suivant :

$$\begin{bmatrix} \frac{d\varepsilon_d}{dt} \\ \frac{d\varepsilon_q}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_r}{L_r} & -P^* \omega_r \\ P^* \omega_r & -\frac{R_r}{L_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_d \\ \varepsilon_q \end{bmatrix} - P^* \left( \omega_r - \hat{\omega}_{rd} \right) \begin{bmatrix} \hat{\Psi}_{rq} \\ -\hat{\Psi}_{rd} \end{bmatrix}\quad (III.3)$$

On définit l'erreur avec la fonction  $e = \hat{\Psi}_{rd} * \Psi_{rq} - \hat{\Psi}_{rq} * \Psi_{rd}$  et la vitesse estimé peut obtenus par :

$$\hat{\omega}_r = \left( K_p + \frac{K_i}{s} \right) * e$$

Cette loi d'adaptation choisie pour assurer la convergence de  $\Delta e$  peut être interprétée comme l'application d'une correction Proportionnelle-Intégrale ( $K_p, K_i$ ) sur la quantité de  $\Delta e$

La synthèse directe de ce correcteur à partir de la représentation à retour non linéaire est difficile.

On choisit donc de linéariser ce système autour d'un point de fonctionnement. Cette linéarisation est effectuée dans le repère du champ tournant dans lequel les grandeurs sont connues, ce qui facilite la synthèse du correcteur.

Généralement on évite l'intégration et on utilise les composantes  $E_\alpha$  et  $E_\beta$  de f.c.e.m de la machine. Leur produit croisé entre le modèle tension et le modèle courant ((III.1), (III.2)), définit le critère d'erreur.

La structure de la méthode d'estimation de la vitesse selon le principe MRAS a été développée et implantée sur notre carte DSPACE1104. Le schéma synoptique du système est représenté dans la figure (III.2).

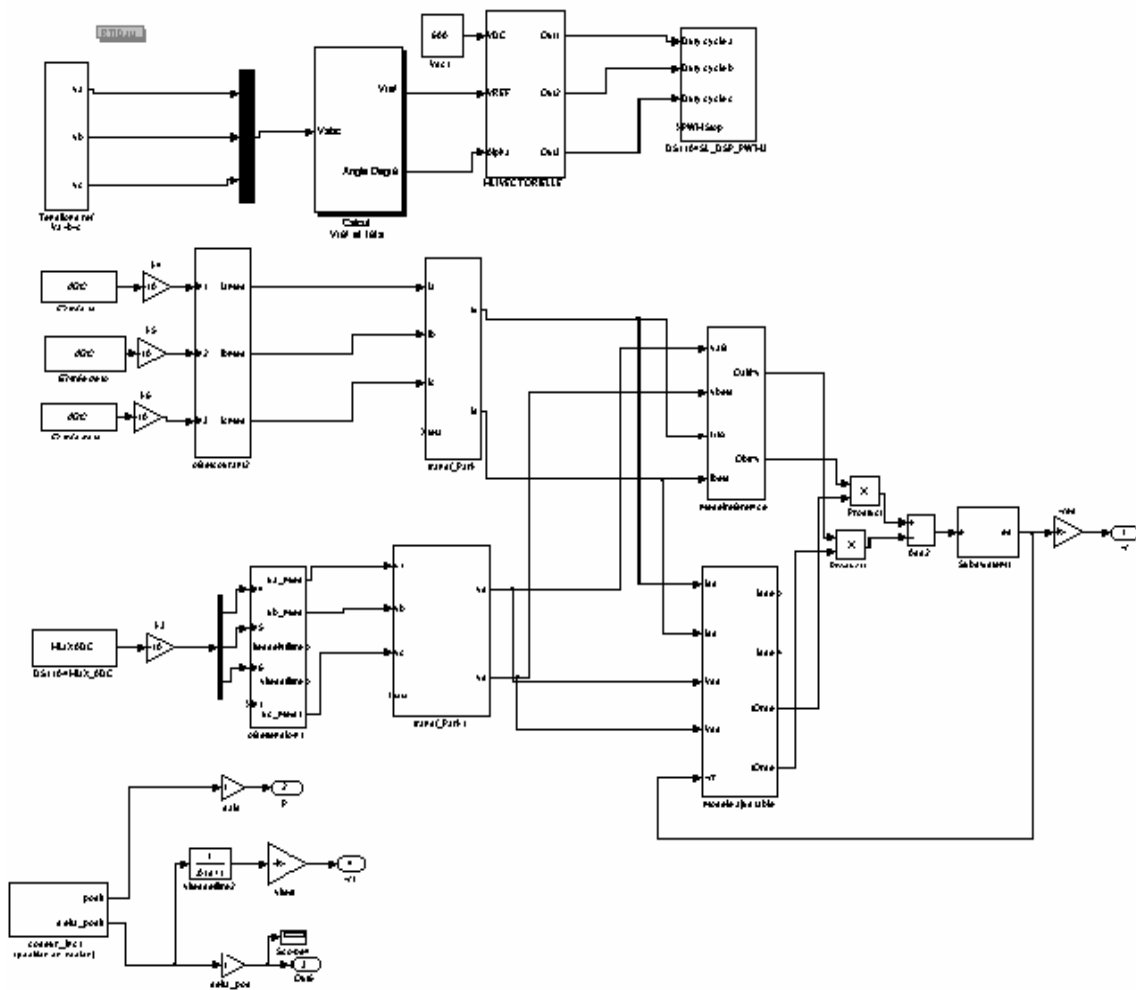


Figure III-2 Schéma-bloc de l'estimation de la vitesse du moteur à induction par la technique MRAS.

### III.4 Présentation du banc d'essais

L'ensemble du banc (figure III.3.a, III.3.b, III.3.c) se compose principalement de 3 parties :

- Le moteur triphasé de puissance 750Watt couplé à une génératrice synchrone qui fait office de charge et un encodeur placé au bout de l'arbre de la machine.

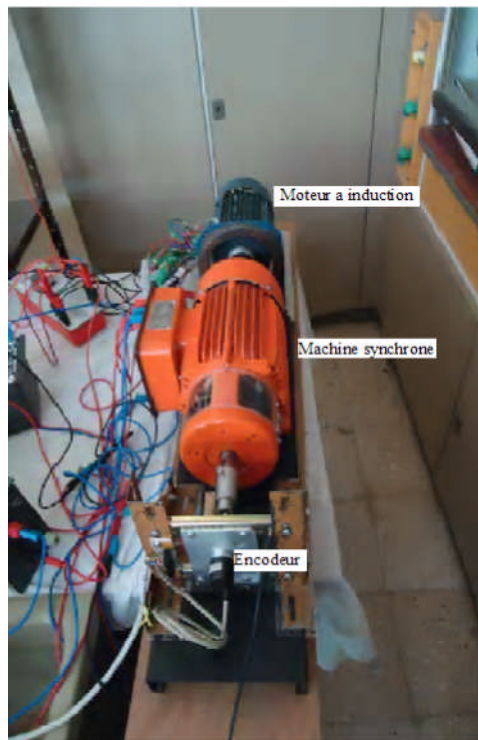


Figure III-3.a Schéma photographique du 1<sup>ère</sup> partie du banc d'essais.

- L'alimentation composée d'Autotransformateur triphasé de puissance 7620 VA plus un Onduleur de Marque SEMIKRON (Annexe B) plus une carte de mesure de courant et de Tension.

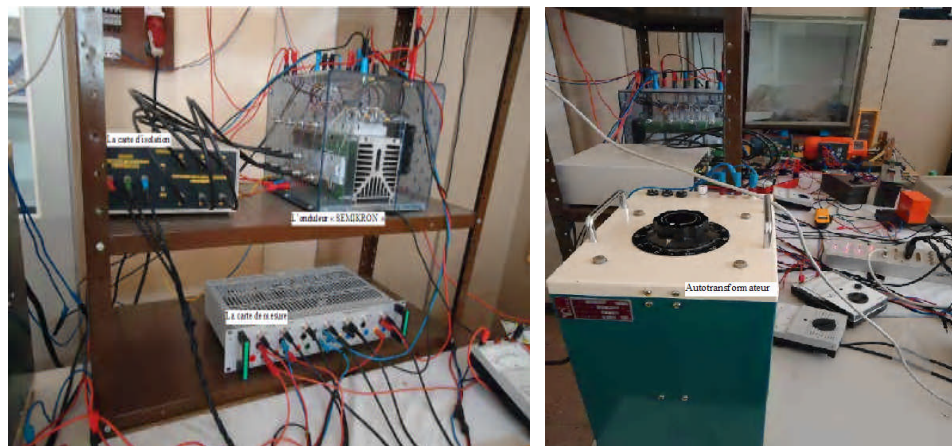


Figure III-3.b Photographie de la 2<sup>ème</sup> partie du banc d'essais.

- La partie commande composée de la carte d'isolation plus control board de la carte Dspace plus la carte Dspace installé sur un PC dual core (RAM de 1 Go, vitesse CPU 3.01 Ghz).

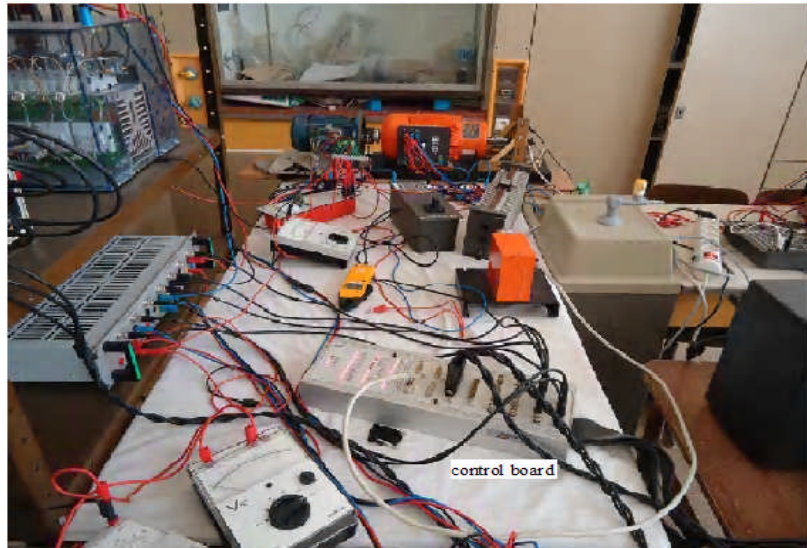


Figure III-3.c Photographie du 3<sup>ème</sup> partie du banc d'essais.

Tous les essais ont été effectués avec une période d'échantillonnage de  $10^{-4}$ , les différents paramètres utilisés sont cités dans l'annexe (A).

Les résultats expérimentaux (mesures et variables estimées) sont représentés via le logiciel Control Desk.

### **III.5 Les résultats expérimentaux de la méthode MRAS en boucle ouverte :**

On fait un démarrage à vide avec objectif d'attendre la vitesse nominale. Les tests sont effectués par l'application et la suppression du couple de charge  $C_r$  (N.m) généré par la machine synchrone.

La MRAS a bien fonctionné en simulation interne avec Matlab cependant des difficultés sont apparues en externe (en temps réel coté pratique). En effet le modèle original (III.2) et (III.1) est difficile à implanter à cause de l'intégrateur pur qui demande une valeur initiale. Nous avons obtenu une divergence du système pour remédier à ce problème on remplace l'intégrateur pure avec un filtre passe bas ([5],[3],[15]).

Les résultats expérimentaux représentés sur la figure ont été effectués avec un onduleur commandé en SVM déjà décrit au chapitre précédent.



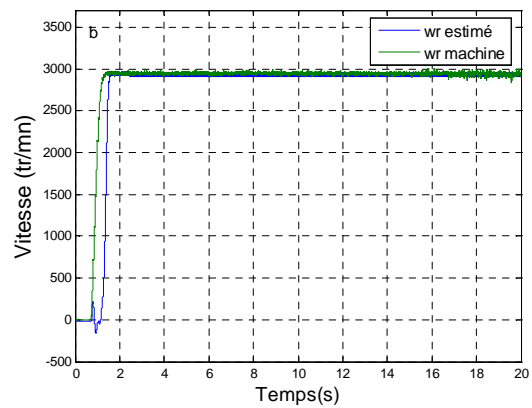
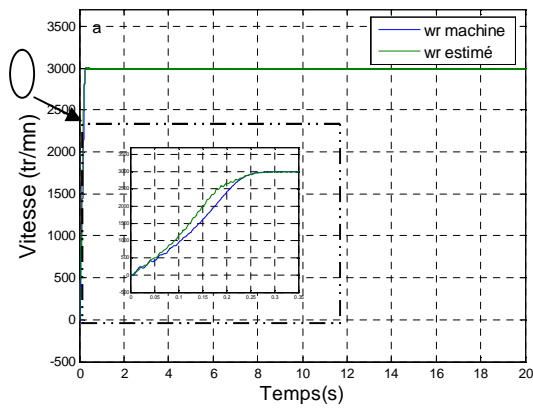


Figure III-4 allure de la vitesse en utilise la méthode MRAS en boucle ouverte a vide

a) Simulation

b) Expérimentale

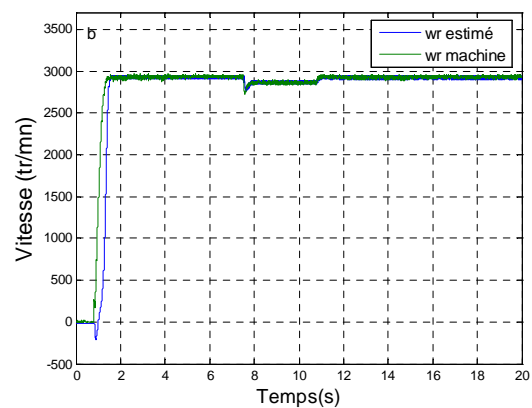
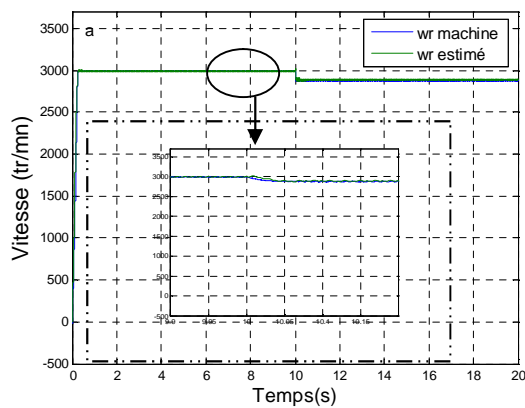


Figure III-5 allure de la vitesse en utilise la méthode MRAS en boucle ouverte avec charge

a) Simulation

b) Expérimentale

Nous constatons une vitesse négative mesurée au démarrage chose aberrante dans notre sens la vitesse estimée atteinte la vitesse mesurée au bout de 0.8s en temps réelle et de 0.25s en simulation.

On note que cette méthode n'a pas fonctionné en boucle fermé lors de l'implantation de la commande vectoriel ceux qui limite sont utilisation.

### III.6 Estimation Adaptative de la vitesse avec L'observateur de Luenberger [26]

La structure d'un observateur déterministe de Luenberger peut être présentée selon la Figure (III.6). Il comprend un estimateur fonctionnant en boucle ouverte qui est décrit par l'équation caractéristique du système à observer avec la matrice dynamique A. L'introduction de la boucle de correction agissant sur l'erreur d'observation ( $\Delta y = y - \hat{y}$ ) permet d'imposer à l'observateur sa dynamique propre. Ainsi, en choisissant de façon judicieuse les gains de la matrice L, on peut modifier la vitesse de convergence de  $\Delta y$  vers zéro.

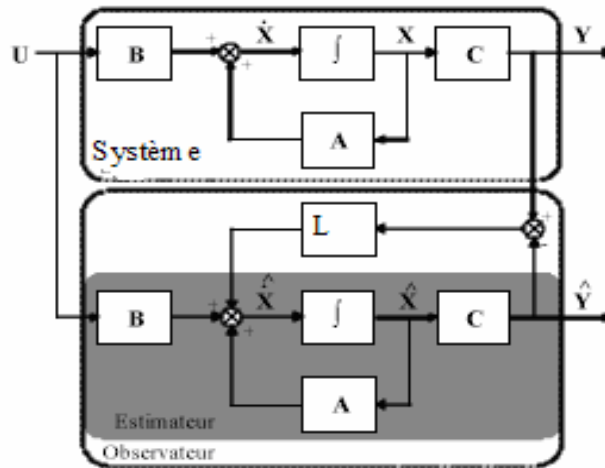


Figure III-6 Schéma fonctionnel d'un observateur déterministe.

L'équation de l'observateur exprimée par :

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= A\hat{x} + BU + L\Delta y \\ \hat{y} &= C\hat{x} \end{aligned} \quad (III.4)$$

L'erreur de l'observation  $\Delta y = y - \hat{y}$  qui intervient dans (III.4), il vient alors :

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= A_0\hat{x} + BU + Ly \\ \hat{y} &= C\hat{x} \end{aligned} \quad (III.5)$$

La matrice d'état  $A_0$  détermine la dynamique de l'observateur, elle dépend de la matrice de gains L, étant donné que  $A_0 = A - LC$ . Pour établir un bon compromis entre la stabilité et la simplicité de l'observateur, il convient de prendre un repère d'axes lié au stator.

De plus, il a été noté que dans le cas d'un contrôle sans capteur mécanique, il est important d'être peu sensible à un biais sur l'estimation de la vitesse. Le calcul de la position du flux de façon directe à partir de l'observation de ses composantes au stator évite la détermination de la position du flux en utilisant l'intégration de  $\omega_r$ . On considère le repère d'axes  $(\alpha, \beta)$  lié au stator (Figure III.7). Dans ce cas, la transformation de grandeurs triphasées à grandeurs diphasées est simple et linéaire.

Elle ne dépend plus de l'angle  $\theta_d$ .

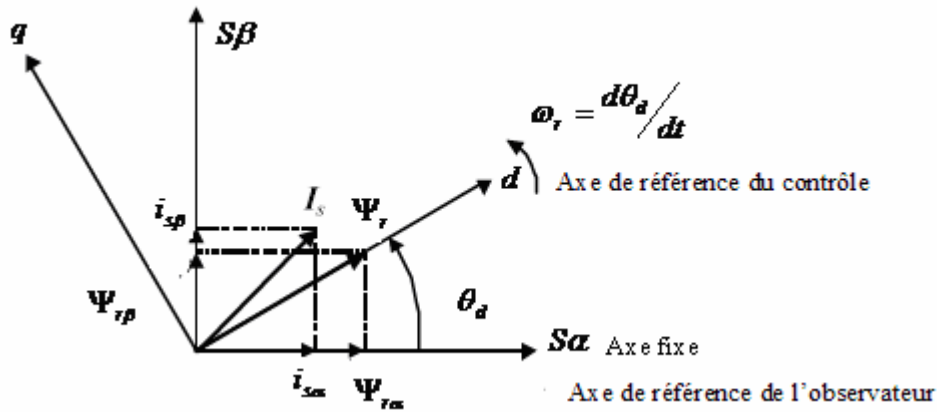


Figure III.7 Repère d'axes  $(\alpha, \beta)$  lié au stator.

En vue de l'observation on peut écrire le système de la machine par :

$$\left\{ \begin{array}{l} v_{s\alpha} = R_s i_{s\alpha} + \frac{d\Psi_{s\alpha}}{dt} \\ v_{s\beta} = R_s i_{s\beta} + \frac{d\Psi_{s\beta}}{dt} \\ 0 = R_r i_{r\alpha} + \frac{d\Psi_{r\alpha}}{dt} - \omega_r \Psi_{r\beta} \\ 0 = R_r i_{r\beta} + \frac{d\Psi_{r\beta}}{dt} + \omega_r \Psi_{r\alpha} \end{array} \right. \quad (III.6)$$

Plusieurs choix des variables d'état sont possibles. Dans notre cas on prend deux composantes de courant statorique  $i_{s\alpha}, i_{s\beta}$  et deux composantes de flux rotorique  $\Psi_{r\alpha}, \Psi_{r\beta}$ . Il vient alors:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{di_{s\alpha}}{dt} = -\left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right) i_{s\alpha} + \frac{(1-\sigma)}{\sigma T_r M_{sr}} \Psi_{r\alpha} + \frac{(1-\sigma)}{\sigma M_{sr}} \omega_r \Psi_{r\beta} + \frac{1}{\sigma L_s} v_{s\alpha} \\ \frac{di_{s\beta}}{dt} = -\left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right) i_{s\beta} + \frac{(1-\sigma)}{\sigma T_r M_{sr}} \Psi_{r\beta} - \frac{(1-\sigma)}{\sigma M_{sr}} \omega_r \Psi_{r\alpha} + \frac{1}{\sigma L_s} v_{s\beta} \\ \frac{d\Psi_{r\alpha}}{dt} = \frac{M_{sr}}{T_r} i_{s\alpha} - \frac{1}{T_r} \Psi_{r\alpha} - \omega_r \Psi_{r\beta} \\ \frac{d\Psi_{r\beta}}{dt} = \frac{M_{sr}}{T_r} i_{s\beta} - \frac{1}{T_r} \Psi_{r\beta} + \omega_r \Psi_{r\alpha} \end{array} \right. \quad (III.7)$$

L'équation d'état associée de ce système devient :

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + BU \\ y &= Cx \end{aligned} \quad (III.8)$$

Avec le vecteur d'état  $x = \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \\ \Psi_{r\alpha} \\ \Psi_{r\beta} \end{bmatrix}$  et le vecteur de commande  $U = \begin{bmatrix} v_{s\alpha} \\ v_{s\beta} \end{bmatrix}$

le vecteur de mesures  $y = \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \end{bmatrix}$ , et la dérivée du vecteur d'état  $\dot{x} = \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \\ \Psi_{r\alpha} \\ \Psi_{r\beta} \end{bmatrix}$

la matrice de commande  $B = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$  la matrice de sortie  $C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$

la matrice dynamique du système  $A(\omega_r) = \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 & 0 \\ 0 & a_1 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} a_2 & a_3\omega_r \\ -a_3\omega_r & a_2 \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} a_4 & 0 \\ 0 & a_4 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} a_5 & -\omega_r \\ \omega_r & a_5 \end{bmatrix} \end{bmatrix}$

$$a_1 = -\left( \frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r} \right), \quad a_2 = \frac{1-\sigma}{\sigma T_r M_{sr}}, \quad a_3 = \frac{1-\sigma}{\sigma M_{sr}}, \quad a_4 = \frac{M_{sr}}{T_r}, \quad a_5 = -\frac{1}{T_r},$$

Dans la mesure où les variables de sortie sont en même temps les variables d'état  $i_{s\alpha}$ ,  $i_{s\beta}$ , la matrice de sortie C est simple et aux éléments constants. La matrice  $A(\omega_r)$  ne dépend que de la vitesse et elle est constituée des quatre sous-matrices donc chacune est antisymétrique. Cette caractéristique sera retenue pour la matrice  $A(\omega_r)$ , ce qui impose une certaine structure à la matrice L. (Annexe B)

### III.6.1 Les résultats expérimentaux

Les résultats expérimentaux sont représentés sur les figures (III.8 jusqu'à III.37). Les paramètres représentés sont la vitesse (mesuré et estimé) les courant ainsi que le couple électromagnétique. L'estimation de ces grandeurs est effectuée en boucle ouverte (essais 01) et en applique la commande vectorielle indirecte (essais (02.a), (02.b)) et directe (essais (03.a), (03.b)) avec et sans capteur de vitesse.

#### III.6.1.1 L'observateur de Luenberger adaptatif en boucle ouvert (Essais 01)

La vérification expérimentale se déroule en deux étapes.

- La première consiste à faire une essais à vide à (50hz) et on relève la vitesse et les courant sur l'axe direct et en quadrature.
- Application d'un couple de charge à l'instant  $t=5s$  et  $t=11.5s$

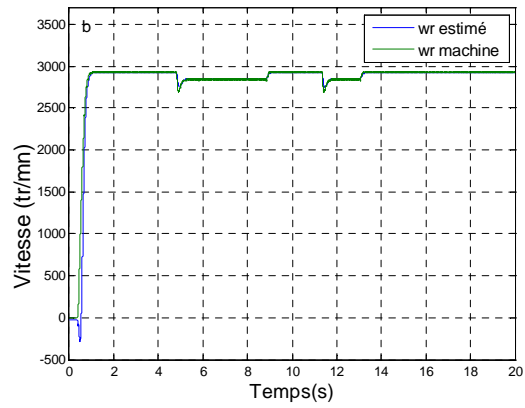
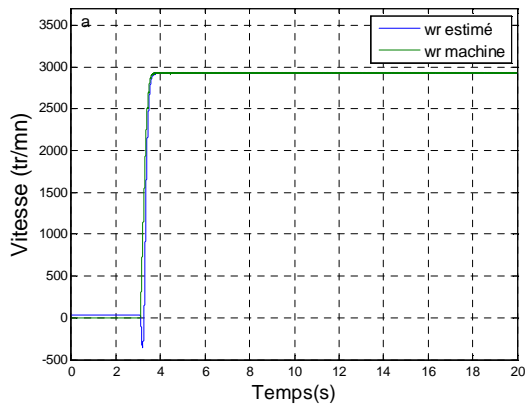


Figure III.8 Allure de la vitesse a) Sans charge b) Avec charge

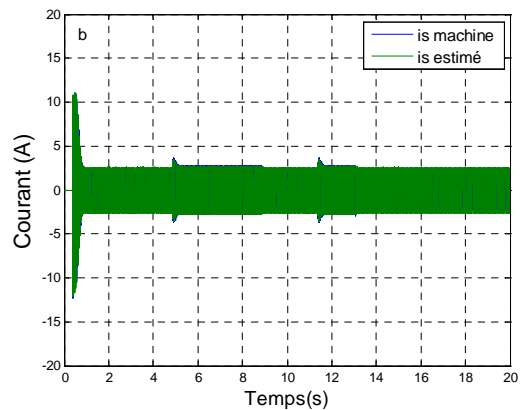
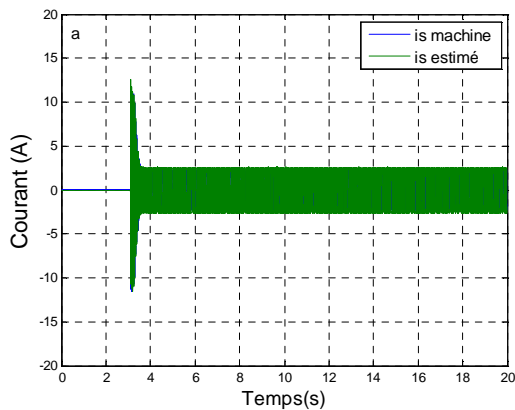


Figure III.9 Allures du courant sur l'axe «d»: a) Sans charge b) Avec charge

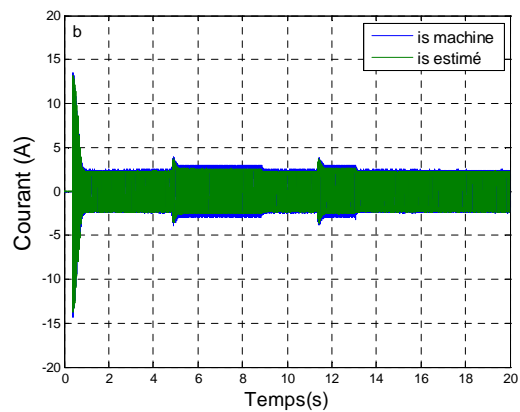
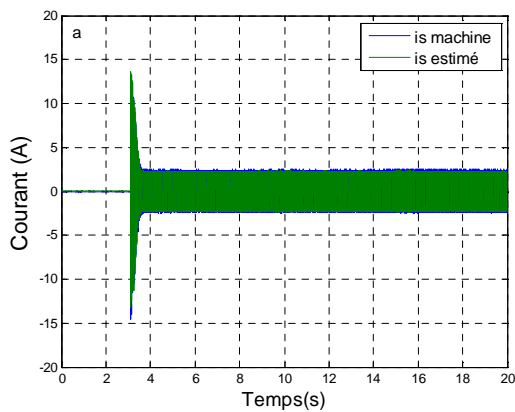


Figure III.10 Allures du courant sur l'axe «q»: a) Sans charge b) Avec charge

Nous pouvons noter a partir des graphes : la présence d'une vitesse négative au démarrage, la dynamique pratique est bonne car le temps de réponse est de 0.55s. En ce qui concerne l'erreur statique, nous ne notons aucune erreur particulière à vide, et en charge sauf un léger dépassement dans les régimes transitoires.

### **III.6.1.2 la commande vectorielle indirecte (Essais 02.a)**

Dans le but de valider l'algorithme de l'observateur de Luenberger adaptatif décrit dans la section précédente, on fait varier la vitesse de référence de 0 à 150 rad/s.

Cela permet de tester son fonctionnement a inversion de sens en appliquant un Benchmark (nous vérifions le fonctionnement de la machine en régime transitoire). Puis un fonctionnement en charge, par l'application d'un couple.

### III.6.1.2.a) Sans capteur de vitesse :

#### 1.a) $\omega_{ref} = 150$ rd/s

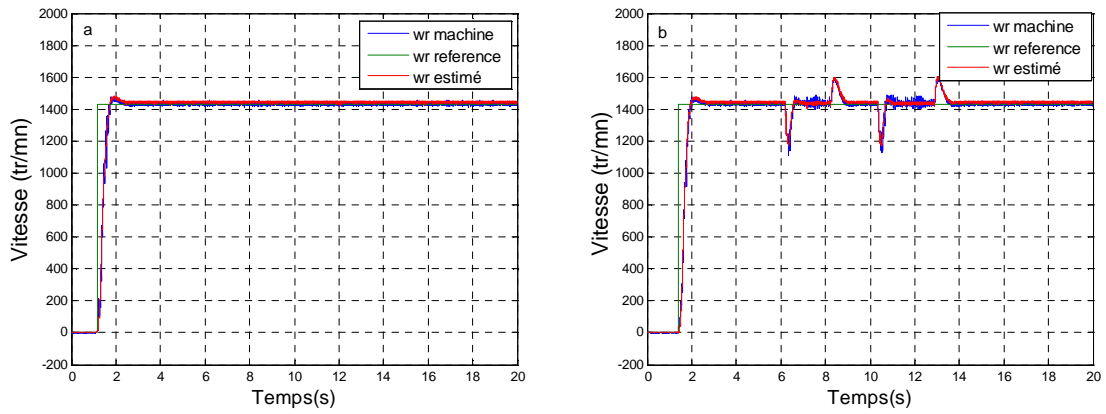


Figure III.11 Allure de la vitesse a) Sans charge b) Avec charge

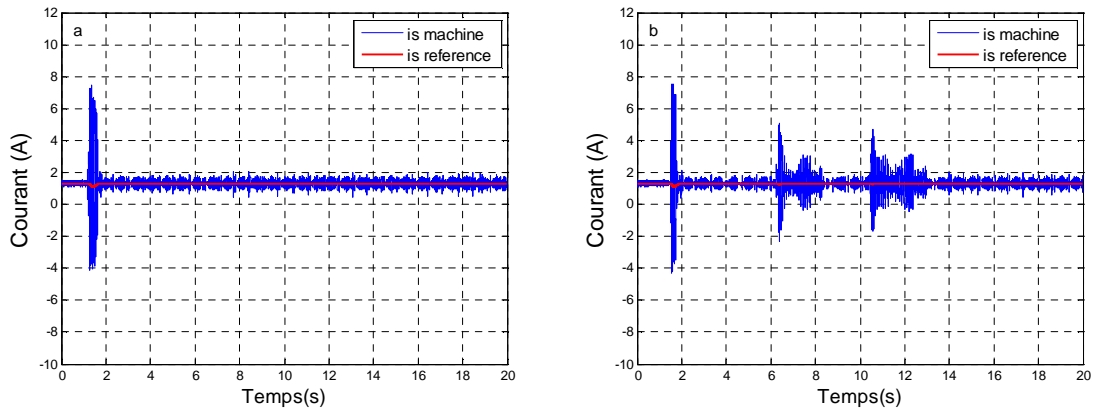


Figure III.12 Allures du courant sur l'axe «d» a) Sans charge b) Avec charge

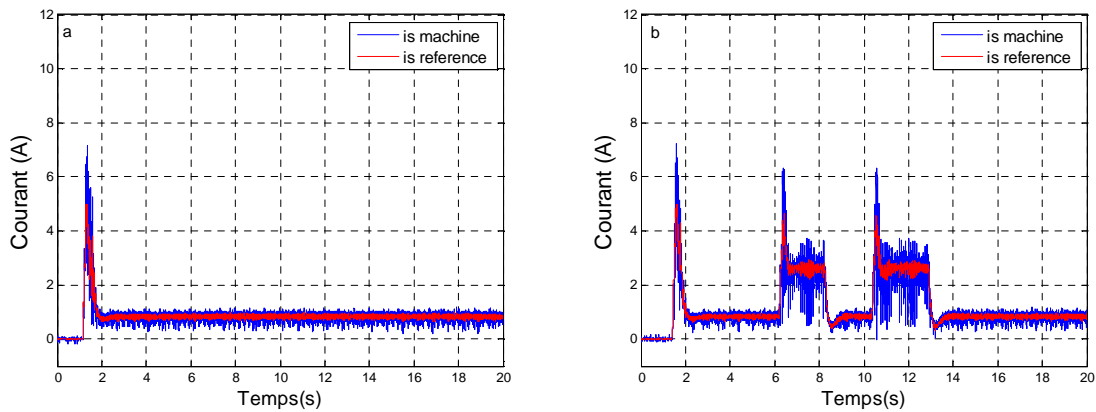


Figure III.13 Allures du courant sur l'axe «q» a) Sans charge b) Avec charge

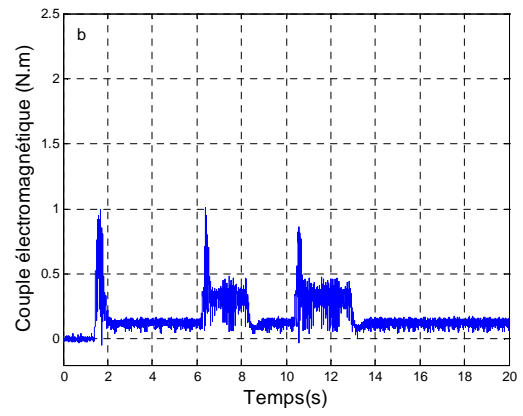
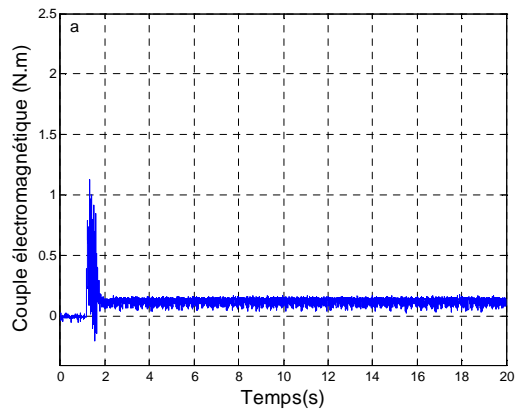


Figure III.14 Allures du couple électromagnétique a) Sans charge b) Avec charge



## 2.b) Application d'un Benchmark

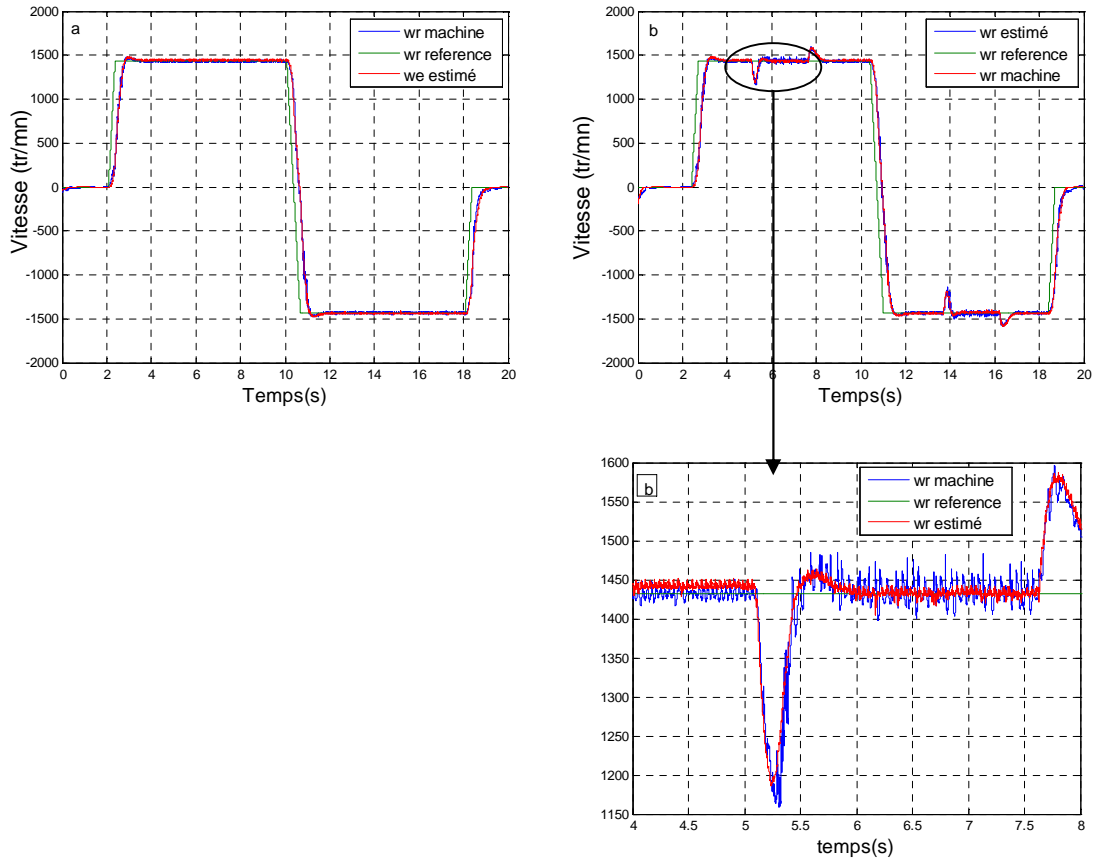


Figure III.15 Evolution de la vitesse a) Sans charge b) Avec charge

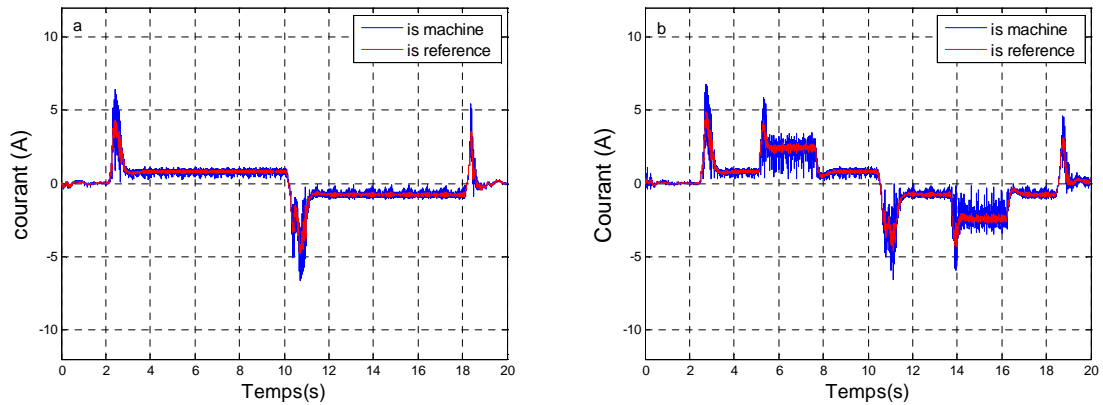


Figure III.16 Evolution du courant sur l'axe «q» a) Sans charge et b) Avec charge

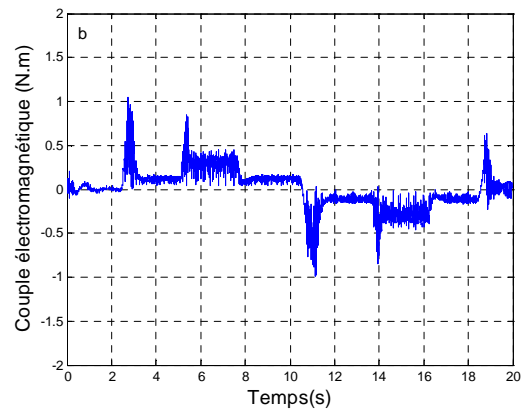
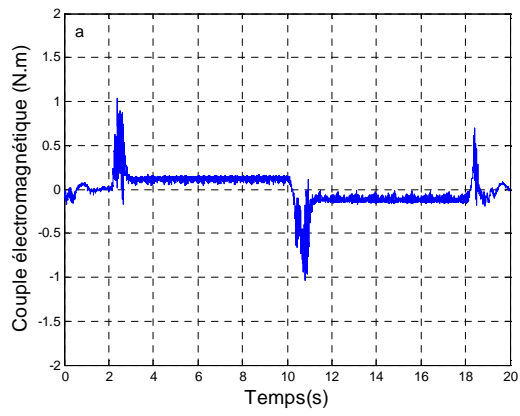


Figure III.17 Evolution du couple électromagnétique a) Sans charge b) Avec charge

### III.6.1.2.b) Avec capteur de vitesse

#### 1.b) $\omega_{ref} = 150\text{rd/s}$

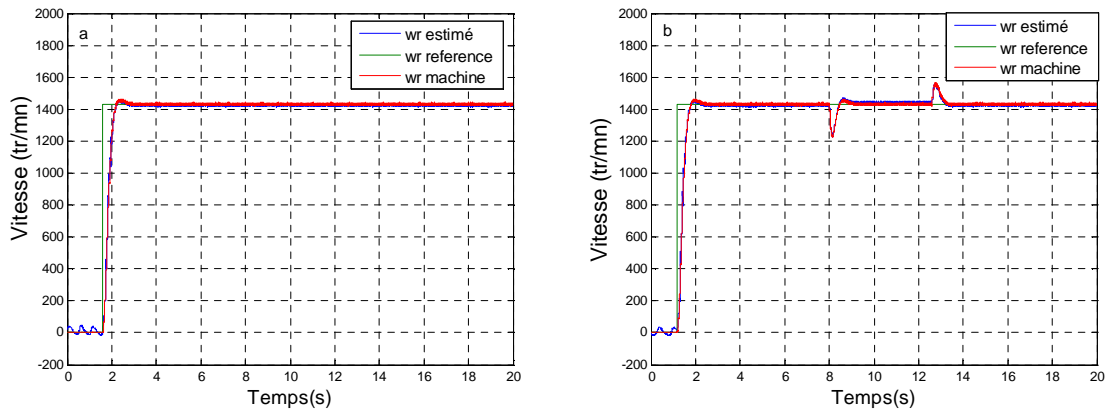


Figure III.18 Evolution de la vitesse a) Sans charge b) Avec charge

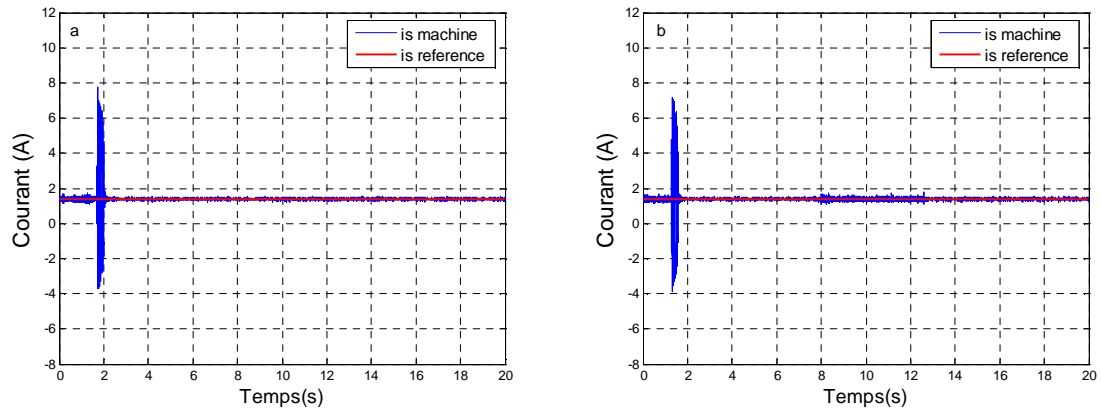


Figure III.19 Evolution du courant sur l'axe «d» a) Sans charge b) Avec charge

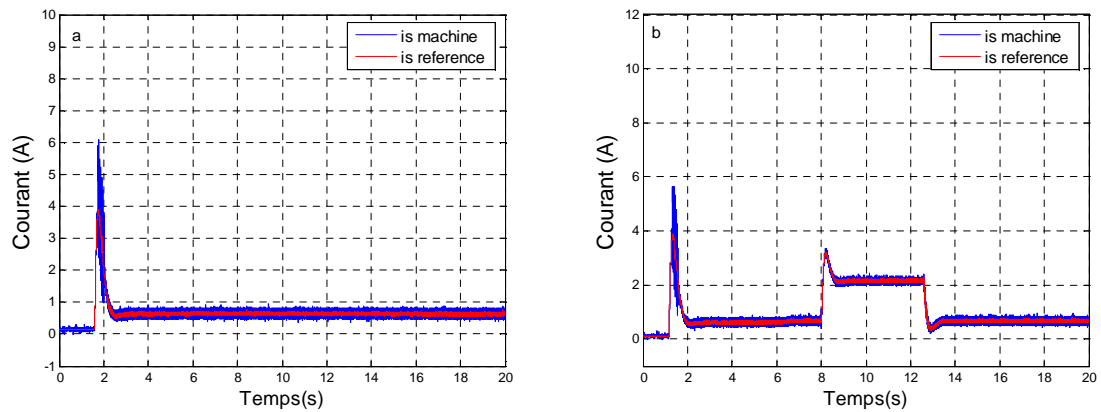


Figure III.20 Evolution du courant sur l'axe «q» a) Sans charge et b) Avec charge

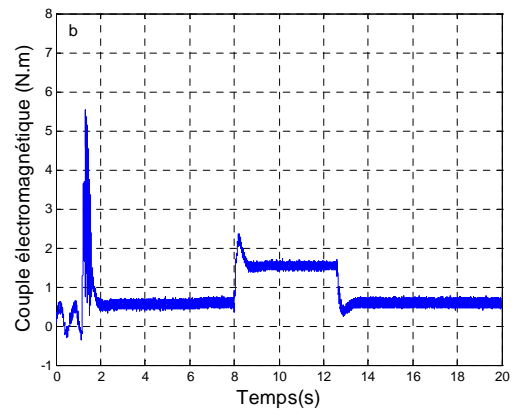
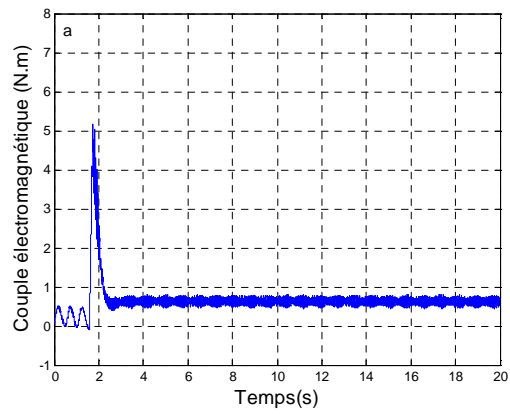
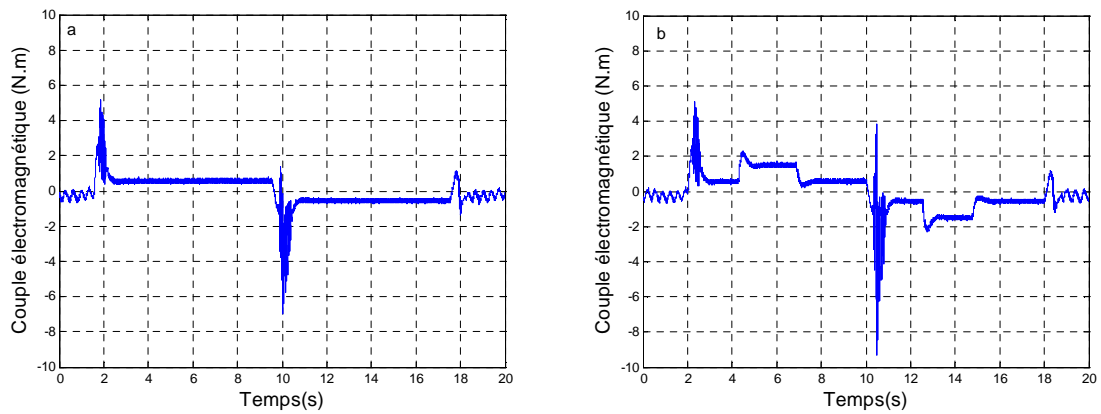
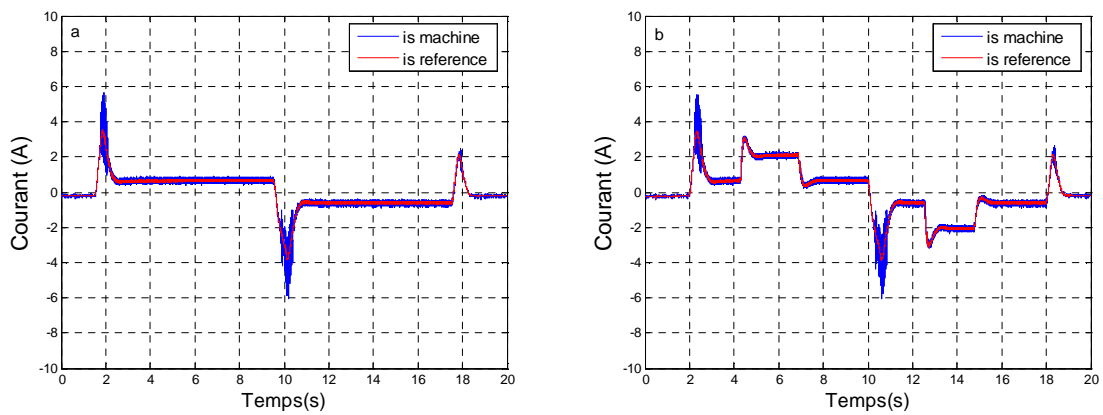
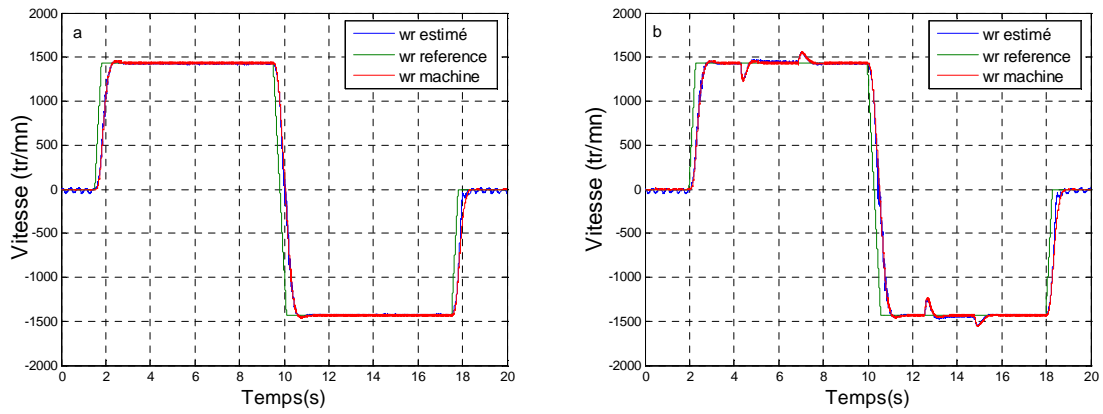


Figure III.21 Evolution du couple électromagnétique a) Sans charge et b) Avec charge

## 2.b) Application d'un Benchmark

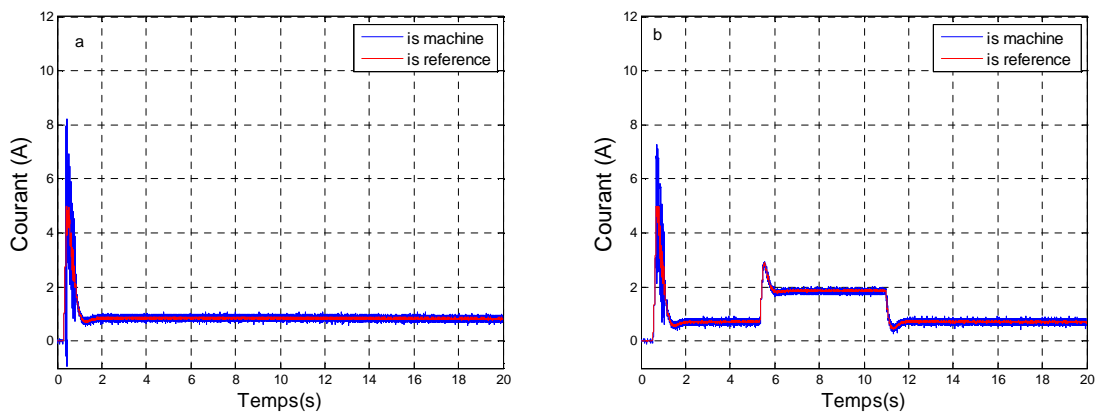
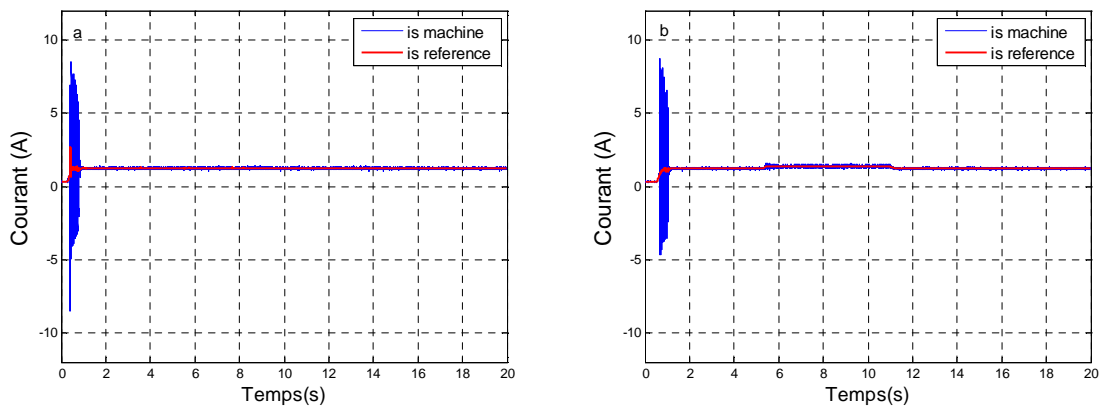
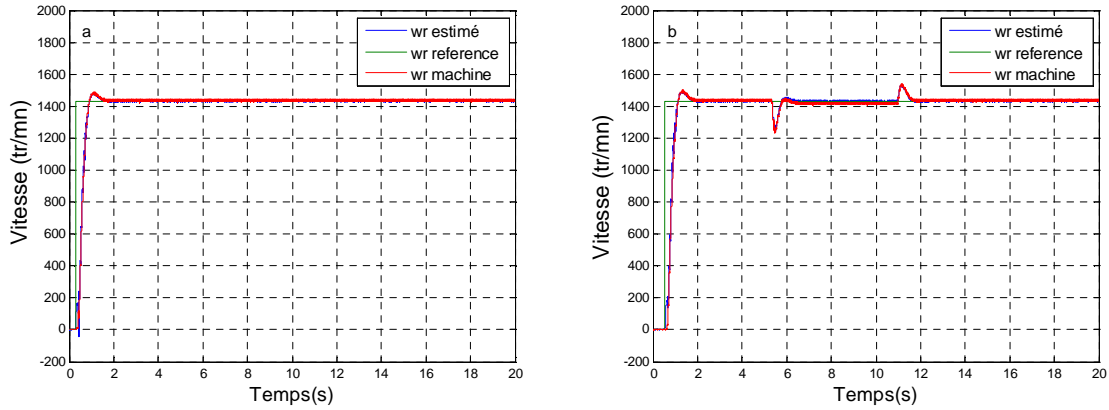


### III.6.1.3 la commande vectorielle directe (Essais 02.b)

On fait les mêmes étapes de simulation que l'étape précédente (la commande vectorielle indirecte).

#### III.6.1.3.a) Sans capteur de vitesse :

##### 1.a) $\omega_{ref}=150$ rd/s



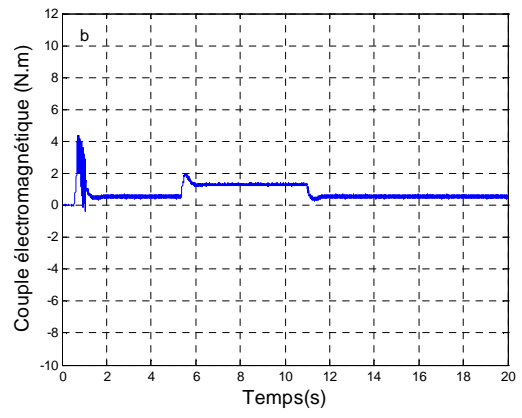
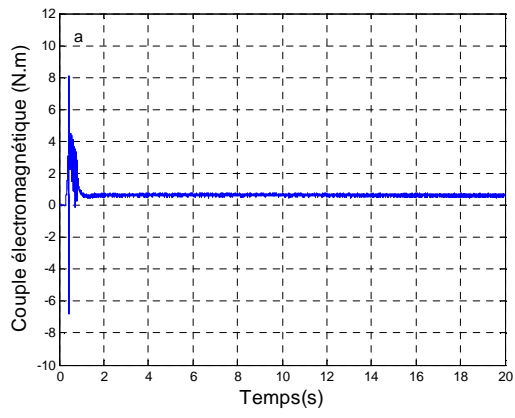


Figure III.28. Evolution du couple électromagnétique a) Sans charge et b) Avec charge

## 2.a) Application d'un Benchmark

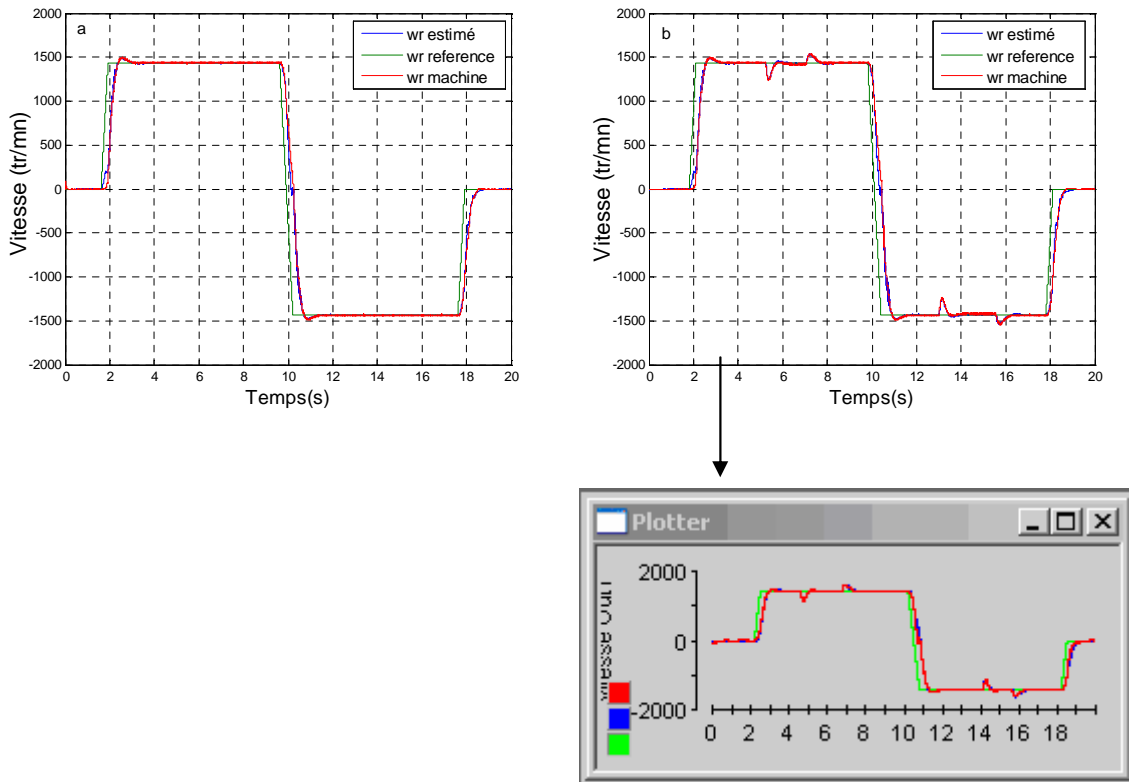


Figure III.29 Evolution de la vitesse a) Sans charge et b) Avec charge

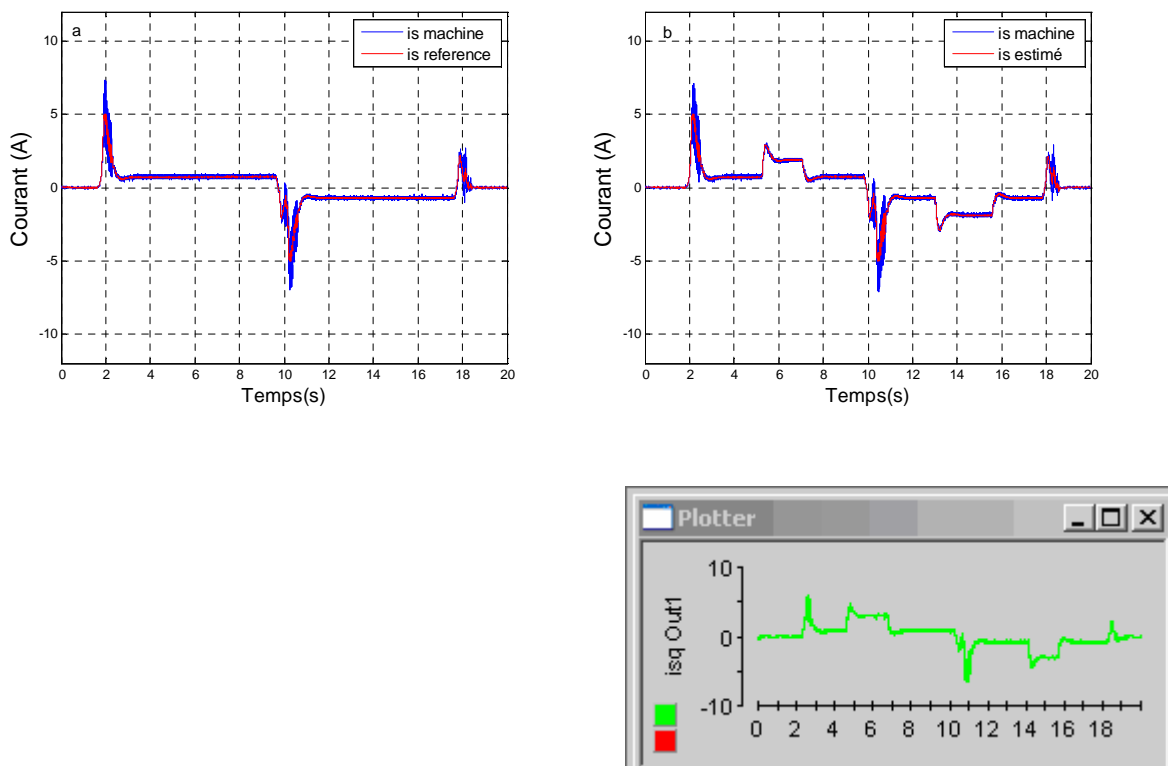


Figure III.30 Evolution du courant sur l'axe «q» a) Sans charge et b) Avec charge



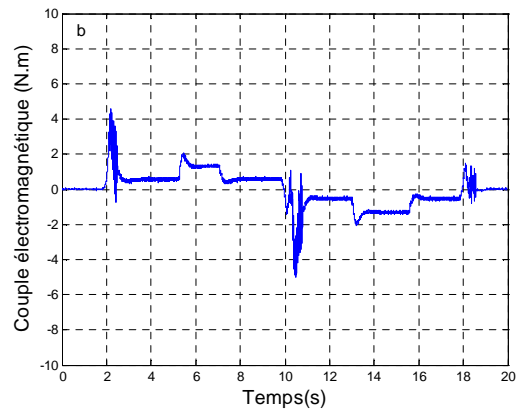
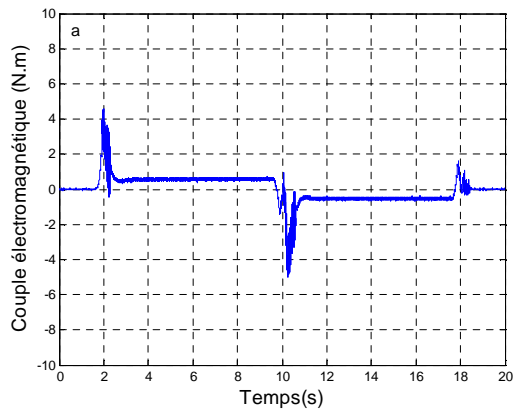
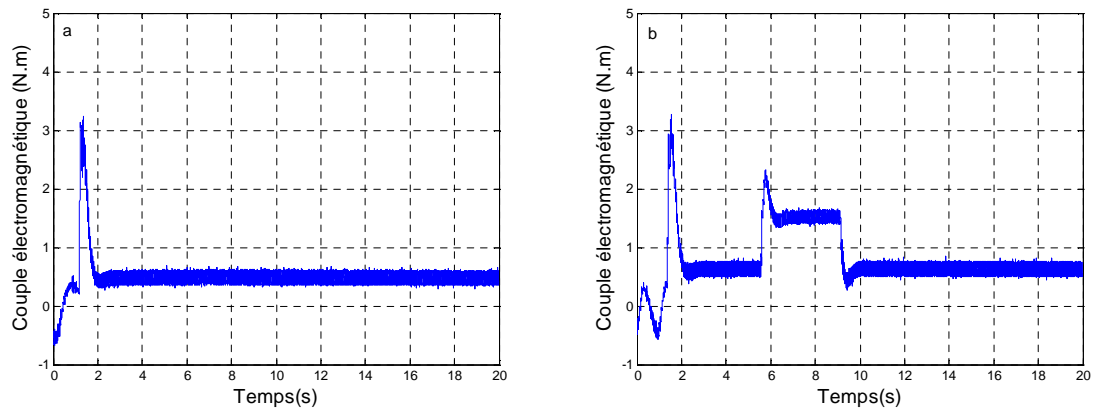
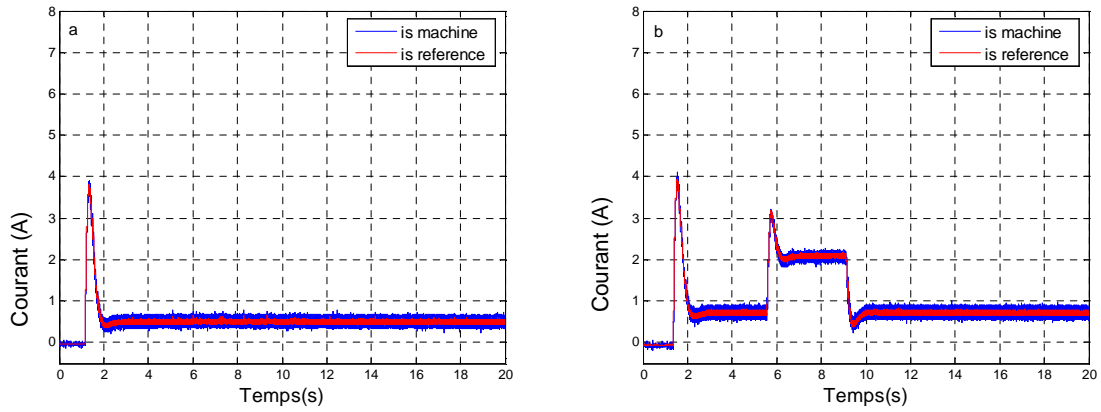
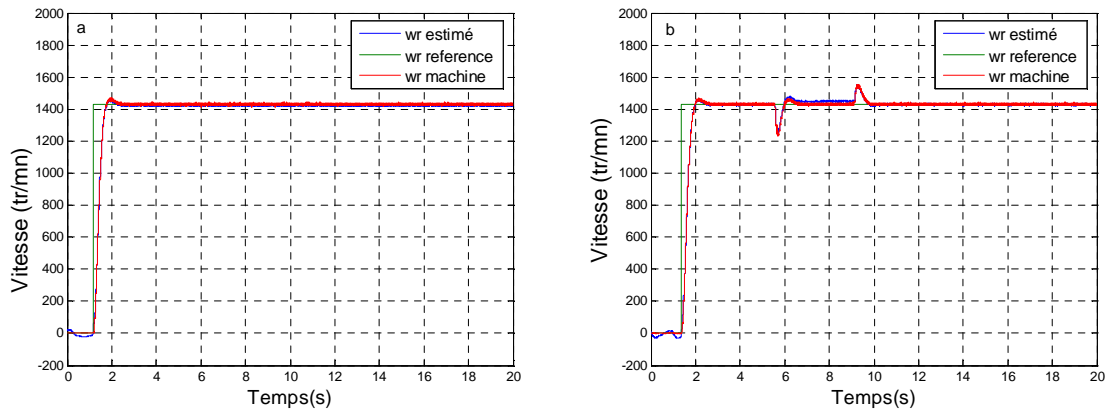


Figure III.31 Evolution du couple électromagnétique a) Sans charge et b) Avec charge

### III.6.1.3.b) la commande vectorielle directe avec capteur de vitesse

#### 4.1) $\omega_{ref}=150\text{rd/s}$



## 2.b) Application d'un Benchmark

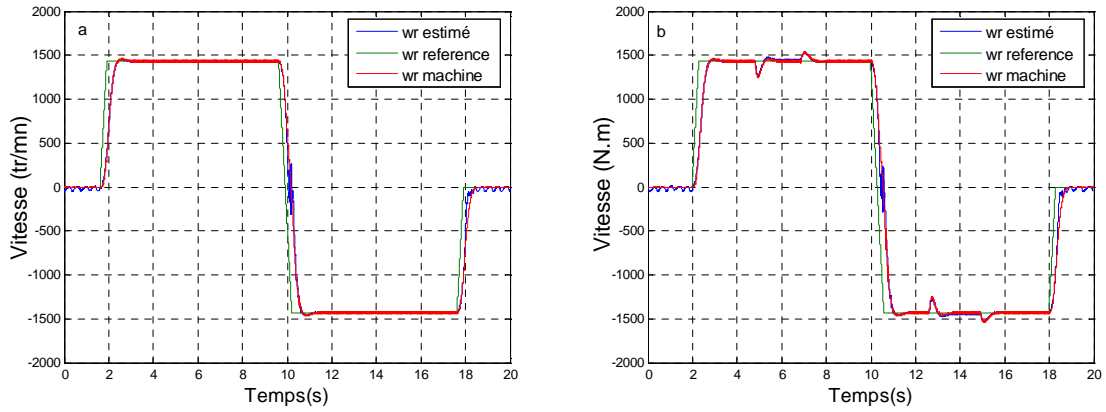


Figure III.35 Evolution de la vitesse a) Sans charge et b) Avec charge

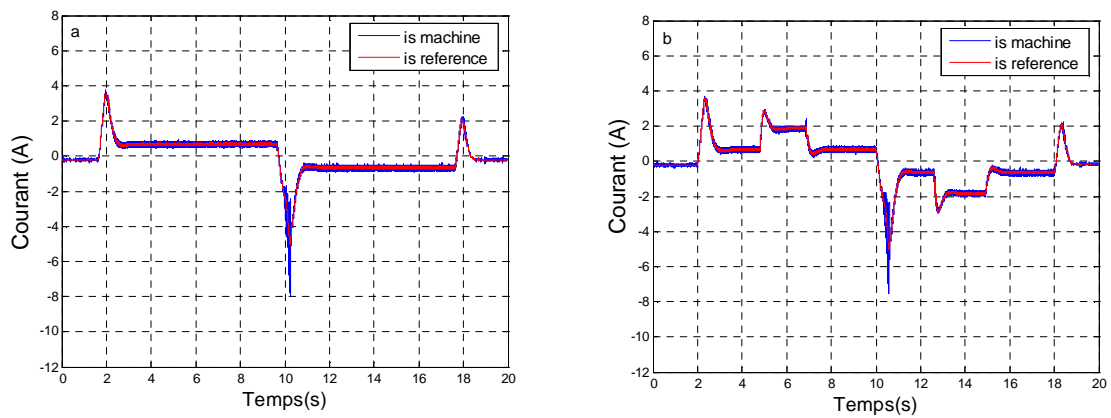


Figure III.36 Evolution du courant sur l'axe «q» a) Sans charge et b) Avec charge

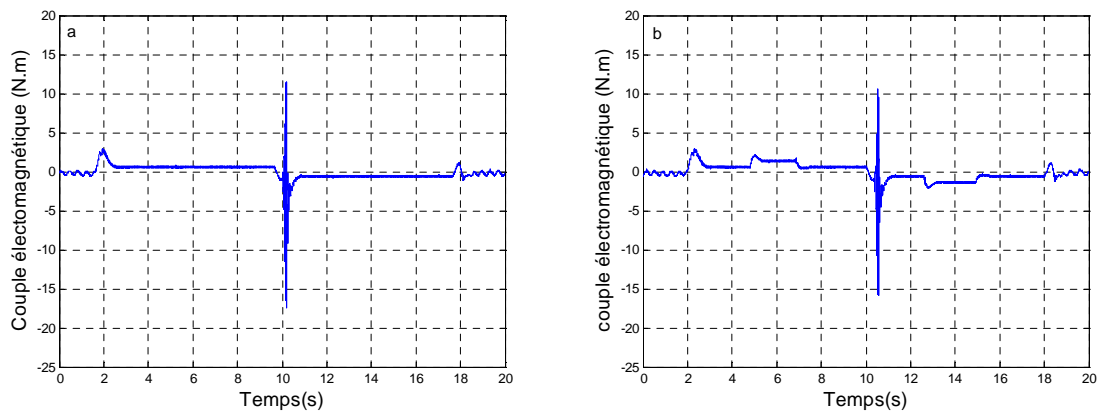


Figure III.37 Evolution du couple électromagnétique a) Sans charge et b) Avec charge

On remarque clairement que la vitesse rotorique estimée suit parfaitement la vitesse du moteur. Ces résultats montrent l'efficacité de l'observateur de Luenberger adaptatif lorsqu'il est utilisé en qualité d'observateur en vue de réaliser un variateur de vitesse sans capteur. On remarque aussi l'absence de la valeur négative de la vitesse. Et que le bruit dans la commande vectorielle directe est moins que celle de la commande vectorielle indirecte (ceci apparue bien aux niveaux des courants). Les résultats sans capteur de vitesse et avec capteur sont presque les mêmes ceux qui nous permet d'éliminer le capteur.

Une autre manière de procéder a été considérée et qui n'a pas abouti est de prendre le système réellement comme non-linéaire et de prendre comme variable d'état supplémentaire la vitesse. Dans ce cas, on dispose d'un observateur de Luenberger étendu « ELO ». [03]

Par rapport au système précédent, on ajoute donc une équation. Le système devient:

$$\dot{x}(t) = f(x(t), \Omega) + BV_{dqs}(t)$$

$$\dot{\Omega}(t) = 0$$

L'ELO présent ici est un observateur d'ordre complet puisqu'il estime tous les états du moteur. D'autres formes d'observateurs (d'ordre réduit) existent si l'on ne cherche à estimer que les composantes du flux par exemple, en utilisant toutes les variables d'état mesurables. Nous avons implanté l'observateur d'ordre complet de Luenberger mais le problème se pose au niveau de l'estimation de la vitesse les résultats ne donnent pas satisfaction. [3]

### III.7 Observateur de type stochastique (filtre de « KALMAN »)

#### III.7.1 Filtre de « KALMAN » en temps continu [50, 15,27]

Considérons le modèle stochastique défini par les équations différentielles suivantes :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + W(t) \\ y(t) = Cx(t) + V(t) \end{cases} \quad (\text{III.9})$$

Les termes  $W(t)$  et  $V(t)$  sont, respectivement, les bruits sur l'état ou bruit de modèle  $x(t)$  et sur la sortie  $y(t)$ . Un éventuel bruit sur l'entrée  $u(t)$  ou des erreurs de modélisation peuvent être introduites dans  $W(t)$  et  $V(t)$ . Afin d'obtenir une estimation optimale par filtre de **KALMAN**,  $W(t)$  et  $V(t)$  doivent être centrés, blancs, gaussiens et décorrélés de l'état  $x(t)$ .

Nous supposons, en outre, que  $W(t)$  et  $V(t)$  sont non corrélés entre eux. Ces bruits sont donc entièrement caractérisés par leurs matrices de covariance  $[Q]$  et  $[R]$ .

Les vecteurs  $W(t)$  et  $V(t)$  sont donc le bruit du système et le bruit de mesure, qui admettent les propriétés statistiques suivantes:

- Leurs valeurs moyennes sont nulles :

$$\begin{aligned} E[w(k)] &= 0 \\ E[v(k)] &= 0 \end{aligned} \quad (\text{III.110})$$

- Leurs auto\_ corrélations s'expriment par :

$$\begin{aligned} E[W(t_1)W(t_2)^T] &= Q\delta(t_2 - t_1) \\ E[V(t_1)V(t_2)^T] &= R\delta(t_2 - t_1) \end{aligned} \quad (\text{III.11})$$

E: l'espérance mathématique,  $\delta(t)$  est une fonction impulsion de Dirac, les matrices  $[Q]$  et  $[R]$ , définies non négatives, sont symétriques et présentent les densités spectrales de puissance moyenne  $W(t)$  et  $V(t)$  ;

- Ils se caractérisent par l'absence de corrélation entre  $W(t)$  et  $V(t)$  :

$$E[w(t_1)v^T(t_2)] = 0 \quad (\text{III.12})$$

- Et entre les bruits et l'état initial :

$$E[w(t)x_0^T(t)] = E[V(t)x_0^T(t)] \quad (\text{III.13})$$

La structure de base d'un observateur stochastique par filtre de «**KALMAN**» est semblable à celle d'un observateur d'état déterministe (observateur de «**LUENBERGER**»). Donc on peut écrire en temps continu le système d'équations suivant:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + K(t)(y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (\text{III.14})$$

La dynamique de l'erreur d'observation est définie :

$$\dot{\varepsilon} = \dot{x}(t) - \dot{\hat{x}}(t) = (A - K(t)C)\varepsilon + W(t) - K(t)V(t) \quad (\text{III.15})$$

Lorsque les hypothèses précédentes sont vérifiées, le gain optimal du filtre de « **KALMAN** » est donné par :

$$K(t) = A P(t) C^T R(t)^{-1} \quad (\text{III.16})$$

La covariance de l'erreur d'estimation  $P(t) = E[\varepsilon\varepsilon^T]$  est la solution de l'équation suivante:

$$\dot{P}(t) = AP(t) + P(t)A^T + Q - K(t)RK(t)^T \quad (\text{III.17})$$

La convergence du filtre est assurée, lorsque les matrices de covariance [Q] et [R] sont bornées et définies positives, que le modèle est observable et que la matrice de covariance initiale de l'erreur  $P_0$  est définie positive.

### III.7.2 Filtre de «**KALMAN**» en temps discret

Dans cette section, nous allons présenter deux types de filtre de **KALMAN** en temps discret, en premier, le filtre de «**KALMAN**» discret pour les systèmes linéaires (filtre de **KALMAN** standard) et puis son extension pour les systèmes non linéaires, le filtre de **KALMAN** étendu.

#### III.7.2.1 Filtre de «**KALMAN**» standard

Dans notre cas, le filtre de «**KALMAN**» est utilisé pour l'estimation du vecteur d'état  $x_k$  composé des courants statoriques et des flux statoriques dans le modèle (d, q). La forme discrète du filtre de «**KALMAN**» est donnée par :

$$\begin{cases} x_{k+1} = A_k x(k) + B_k u_k + W_k \\ y_k = C_k x_k + V_k \end{cases} \quad (\text{III.18})$$

$$\begin{cases} E[w(k)] = 0, & E[v(k)] = 0 \\ E[w(k)w^T(l)] = R(k)\delta(k,l), & E[v(k)v^T(l)] = Q(k)\delta(k,l) \\ E[w(k)v^T(l)] = 0 \end{cases} \quad (\text{III.19})$$

$\delta_{k,l}$  : est le symbole de Kronecker, qui vaut 1 si  $k=l$ . [Q] et [R] sont, respectivement, les matrices de covariances des bruits  $W_k$  et  $V_k$ . Comme pour l'observateur de « **LUENBERGER** », nous considérons la forme d'un observateur correcteur, qui comporte une étape de prédiction, suivie d'une étape de correction. Alors la procédure d'estimation se décompose donc en deux étapes :

- **a) une étape de prédiction**

$$\hat{x}_{k+1/k} = A_{k/k} \hat{x}_{k/k} + B_{k/k} u_k \quad (\text{III.20})$$

Cette étape permet de construire une première estimation du vecteur d'état à l'instant  $k+1$ . On cherche alors à déterminer sa variance :

$$P_{k+1/k} = A_{k/k} \cdot P_{k/k} \cdot A_{k/k}^T + Q_k \quad (\text{III.21})$$

$Q_k$  : Matrice de covariance discrète des bruits d'état.

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

$$\hat{y}_{k+1/k} = C_{k+1} \cdot x_{k+1/k} \quad (\text{III.22})$$

• **b) une étape de correction :**

En fait, l'étape de prédiction permet d'avoir un écart entre la sortie  $y$  mesurée et la sortie prédite. Pour améliorer l'état, il faut donc tenir compte de cet écart et le corriger par l'intermédiaire du gain du filtre. En minimisant la variance de l'erreur, on obtient l'expression du nouveau vecteur d'état :

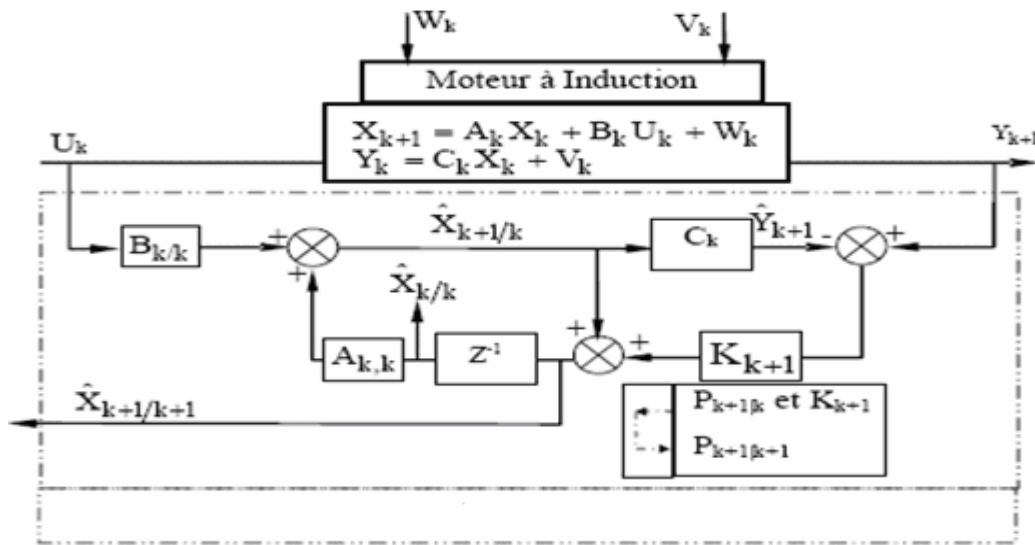
$$\hat{x}_{k+1/k+1} = \hat{x}_{k+1/k} + K_{k+1} (y_{k+1} - \hat{y}_{k+1}) \quad (\text{III.23})$$

Le gain de **KALMAN** est déterminé à partir de la matrice de covariance et de la matrice de covariance des bruits de mesure discrète :

$$K_{k+1} = P_{k+1/k} \cdot C_k^T (C_k \cdot P_{k+1/k} \cdot C_k^T + R_k)^{-1} \quad (\text{III.24})$$

et  $P_{k+1/k+1} = (I - K_{k+1} \cdot C_k) \cdot P_{k+1/k}$

Le filtre de «**KALMAN**» standard discret peut se mettre sous la forme du schéma suivant:



**Figure III.38:** Le filtre de « **KALMAN** » standard discret.

**III.7.2.2 Filtre de «KALMAN» étendu**

Le filtre de «KALMAN» standard décrit précédemment, permet l'estimation de l'état d'un système linéaire. Si on veut estimer la vitesse de rotation d'un moteur à induction, une solution consiste à étendre le vecteur d'état estimé à la vitesse de rotation du moteur. Le modèle devient alors non linéaire. Le filtre de «KALMAN» étendu est donné par l'équation suivante :

$$\begin{cases} x_{k+1}^e = F_k(x_k^e, u_k^e) + W_k = A_k^e x_k^e + B_k^e u_k^e + W_k \\ y_k^e = H_k(x_k^e) + V_k = C_k^e x_k^e + V_k \end{cases} \quad (\text{III.25})$$

$$A_k^e = \frac{\partial F_K}{\partial x_k^e} \Big|_{x_k^e = \hat{x}_k^e}, \quad B_k^e = \frac{\partial F_K}{\partial u_k^e} \Big|_{x_k^e = \hat{x}_k^e}, \quad C_k^e = \frac{\partial H_K}{\partial x_k^e} \Big|_{x_k^e = \hat{x}_k^e}$$

Les bruits discrets étendus sont blancs, gaussien et de moyenne nulle. Ces bruits sont définis par leurs matrices de covariance  $(Q_k^e, R_k^e)$ . La prédiction de l'état ainsi que la matrice de covariance du filtre sont données par les deux équations suivantes:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1/k}^e &= A_{k/k}^e \cdot \hat{x}_{k/k}^e + B_{k/k}^e u_k^e \\ p_{k+1/k}^e &= A_{k/k}^e \cdot p_{k/k}^e \cdot A_{k/k}^{eT} + Q_k^e \end{aligned} \quad (\text{III.26})$$

Avec :

$[Q_k^e]$  Matrice de covariance discrète étendue des bruits d'état.

L'indice "e" représente les vecteurs étendus.

Le gain de **KALMAN**  $K_{k+1}^e$  est calculé par l'équation suivante :

$$K_{k+1}^e = p_{k+1/k}^e \cdot C_k^{eT} \left( C_k^e \cdot p_{k+1/k}^e \cdot C_k^{eT} + R_k^e \right)^{-1} \quad (\text{III.27})$$

$R_k^e$  : Matrice de covariance discrète des bruits de mesure :

Sachant que notre filtre est récursif, la réactualisation de la matrice de covariance du filtre est donnée par :

$$p_{k+1/k+1}^e = \left( I - K_{k+1}^e \cdot C_k^e \right) \cdot p_{k+1/k}^e \quad (\text{III.28})$$

[I]: matrice d'identité d'ordre cinq dans notre cas.

Finalement, l'estimation de l'état est donnée par:

$$\hat{x}_{k+1/k+1}^e = \hat{x}_{k+1/k}^e + K_{k+1}^e \cdot \left( y_{k+1} - C_k^e \cdot \hat{x}_{k+1/k}^e \right) \quad (\text{III.29})$$

### III.7.3 Association filtre de Kalman et la méthode MRAS:

Pour évaluer les performances de la vitesse de la machine asynchrone sans capteur de vitesse on utilise le filtre de Kalman basé sur la méthode MRAS.

Si le vecteur d'états choisi et étendue à la vitesse par exemple le bruit du système de la matrice Q est d'ordre cinq-cinq par la matrice, la matrice du bruit de mesure R est d'ordre deux-par-deux par la matrice, donc en général, cela exigerait la connaissance de 29 éléments. Toutefois, en supposant que les signaux de bruit ne sont pas corrélés, à la fois Q et R sont diagonale, et à



seulement 5 éléments doivent être connus à  $Q$  et deux éléments dans  $R$ . Cependant, les paramètres dans les axes direct et en quadrature sont les mêmes, ce qui signifie que les deux premiers éléments de la diagonale de  $Q$  sont égaux ( $Q_{11} = Q_{22}$ ), le troisième et quatrième élément de la diagonale de  $Q$  sont égaux ( $Q_{33} = Q_{44}$ ), alors  $Q = \text{diag}(Q_{11}, Q_{11}, Q_{33}, Q_{33}, Q_{55})$  ne contient que 3 éléments. De même, les deux éléments diagonaux sont égaux à  $R$  ( $R_{11} = R_{22} = r$ ), donc  $R = \text{diag}(r, r)$ . Il s'ensuit que, au total des éléments de covariance du bruit seulement 4 doivent être connus. [15]

### **III.7.4 Les résultats expérimentaux**

Les résultats sont réalisés pendant un temps de simulation de 20 sec.

#### **III.7.4.1 Le filtre de kalman en boucle ouverte (Essais 01)**

La procédure est comme suite : on fait un démarrage à vide à 50 Hz jusqu'à la vitesse nominal puis on application un couple de charge à l'instant 5.5s et qu'on supprime à l'instant 8s.

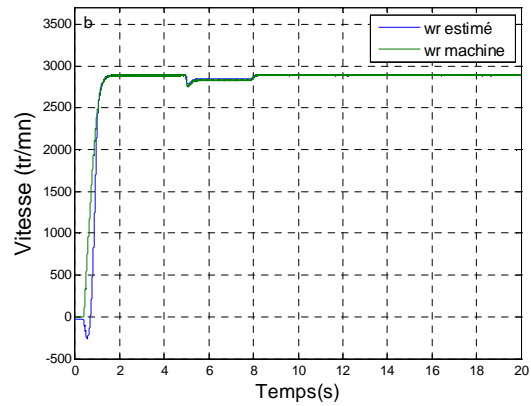
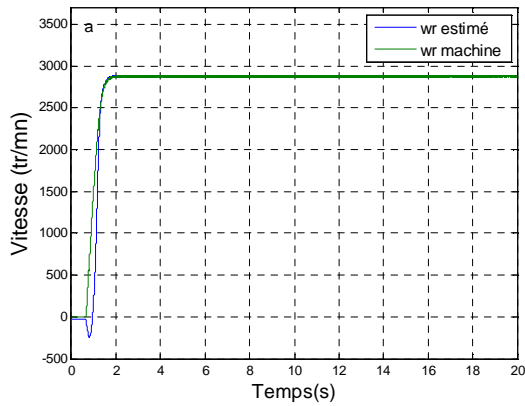


Figure III.39 Allure de la vitesse a) Sans charge et b) Avec charge

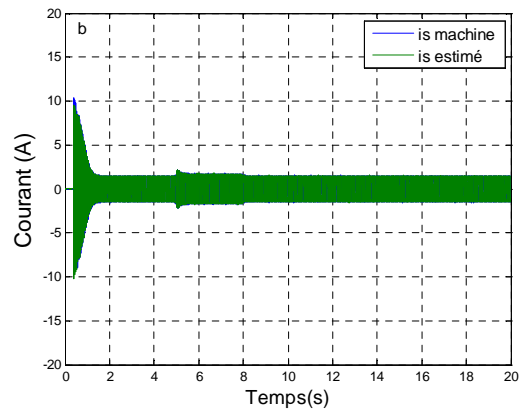
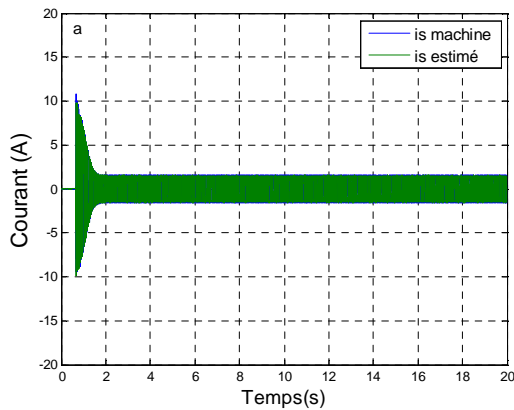


Figure III 40. Allures du courant sur l'axe «q» a) Sans charge et b) Avec charge

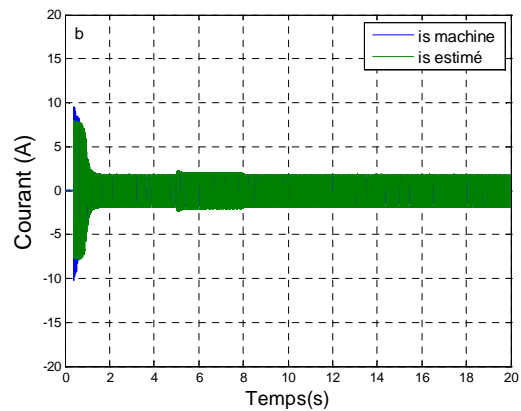
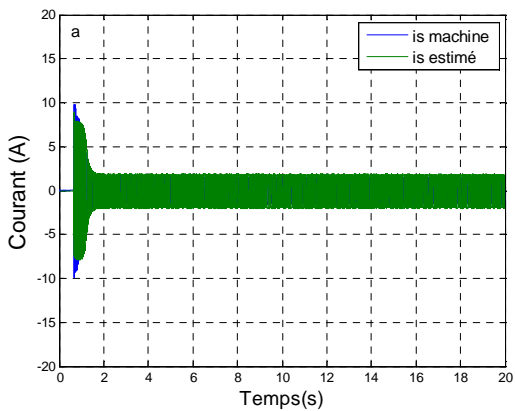


Figure III.41 Allures du courant sur l'axe «d» a) Sans charge et b) Avec charge

Nous savons marquer a partir des graphes: que la vitesse négative apparue au démarrage, est de valeur minime par rapport au l'observateur de *Luenberger*, la dynamique pratique est bonne car le temps de réponse est de 0.5s et le dépassement dans les régimes transitoires est nul.

### III.7.4.2 La commande vectorielle en boucle fermé

La même procédure d'évaluation a été suivie que précédemment. Les figures (III.42- III.65) présentent les résultats expérimentaux de la commande vectorielle indirecte (essais 02.a) et directs (essais 02.b) avec un régulateur PI de vitesse. Les courbes montrent que lors du démarrage à vide toutes les grandeurs se stabilisent après un temps de réponse qui dure 0.5s, la vitesse de rotation suit la vitesse de référence avec la présence d'un dépassement qui est dû, a notre avis, au changement brusque du sens du Benchmark, le courant d'appel arrive jusqu'à 3 à 5 fois le courant nominale. Le couple électromagnétique oscille lors de la mise sous tension en atteignant une valeur maximale et disparaît une fois le régime permanent est atteint. Lors de l'application et d'élimination de la charge, on remarque que le couple augmente de façon à compenser instantanément le couple de charge. En remarque aussi quelques ondulations supplémentaires au niveau du couple et du courant causées par la SVM et ses ondulations sont négligeables par rapport à celle de l'observateur de Luenberger. La fonction Matlab utilisés dans les programmes pour le calcul du gain du Kalman est «*lqe.m*».

### III.7.4.2.1) La commande vectorielle indirecte (Essais 02.a)

#### III.7.4.2.1.a) Sans capteur de vitesse:

##### 1.a) $\omega_{ref} = 150 \text{ rd/s}$

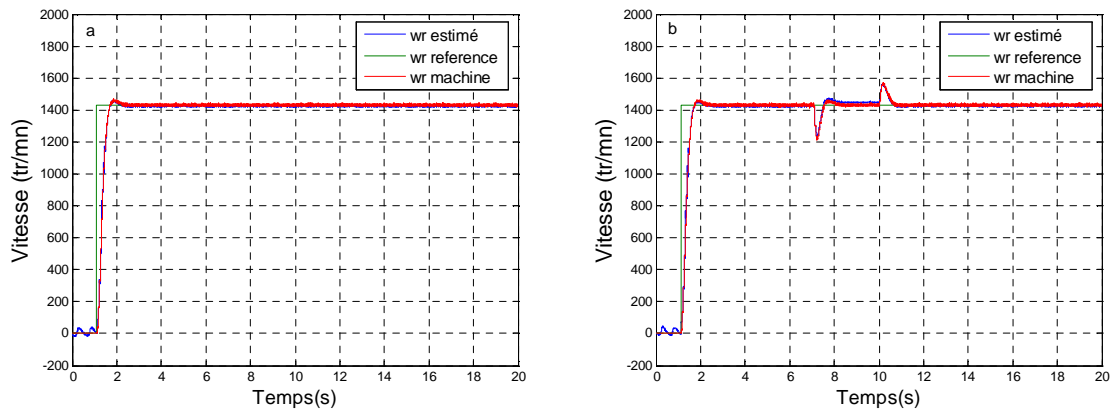


Figure III.42 Allure de la vitesse a) Sans charge et b) Avec charge

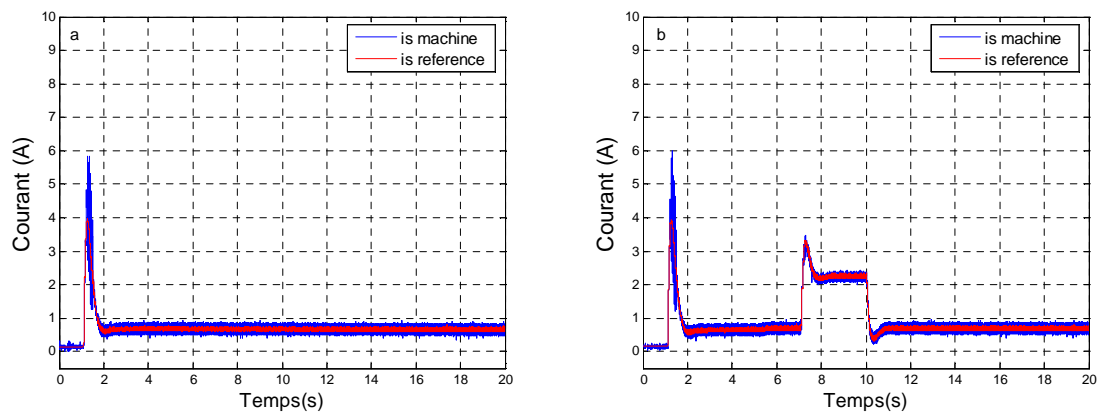


Figure III.43 Allures du courant sur l'axe «q» a) Sans charge et b) Avec charge

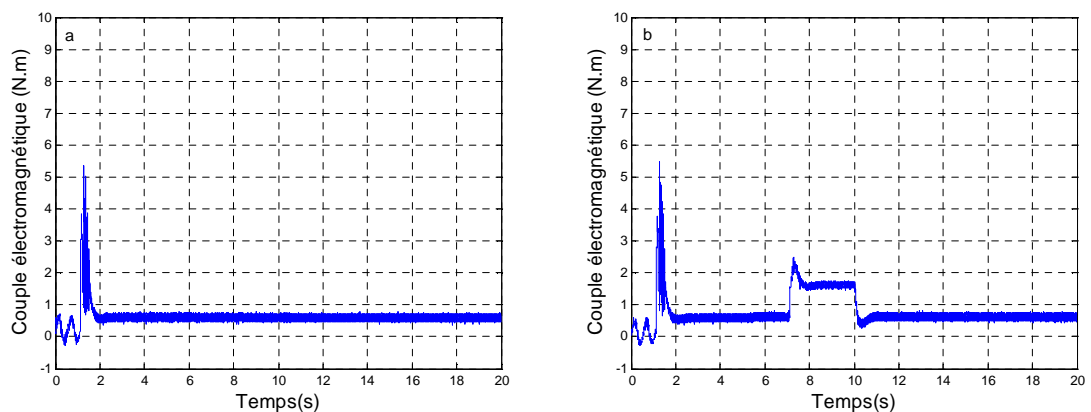
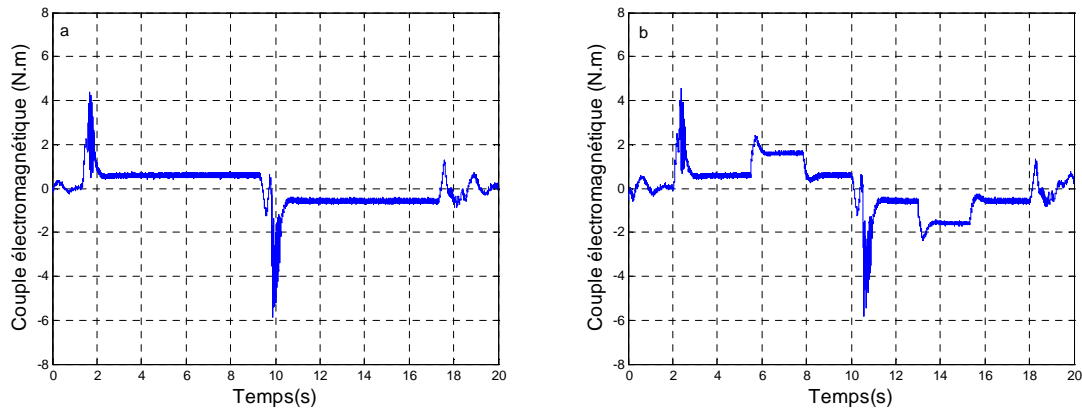
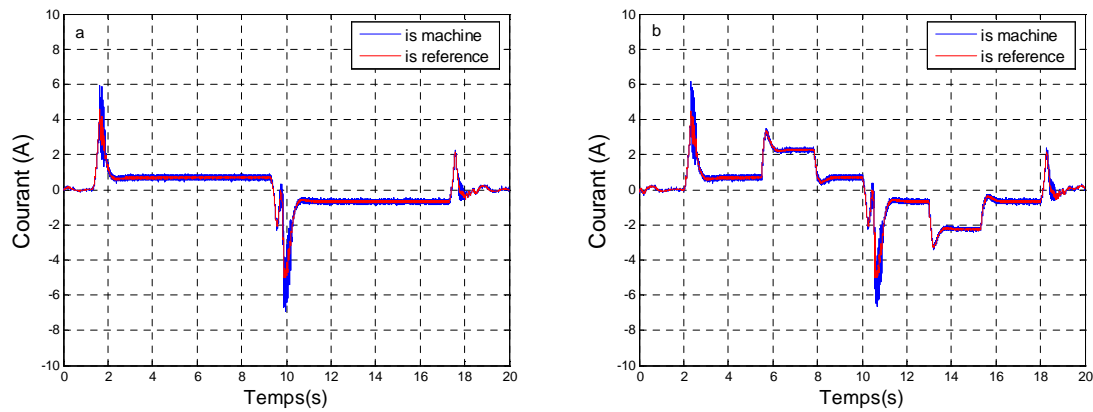
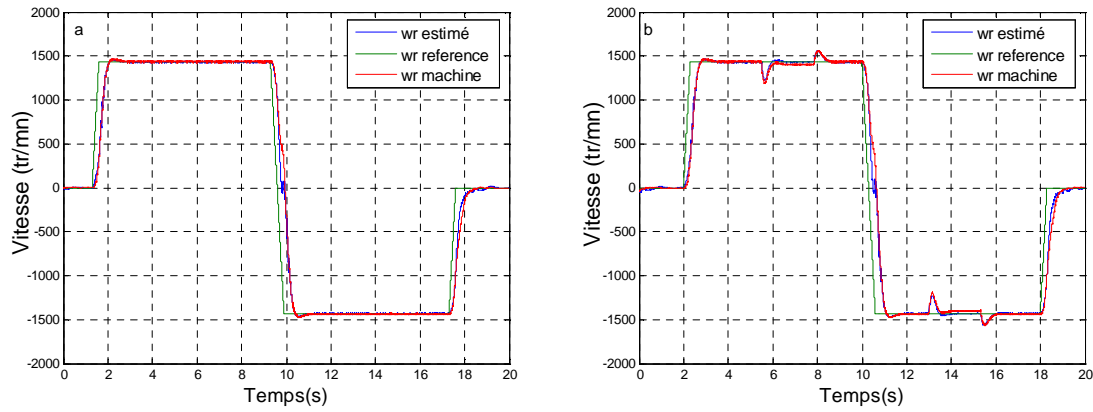


Figure III.44 Allure du couple électromagnétique a) Sans charge et b) Avec charge

## 2.a) Application d'un Benchmark



### III.7.4.2.1.b) Avec capteur de vitesse :

#### 1.b) $\omega_{ref} = 150$ rd/s

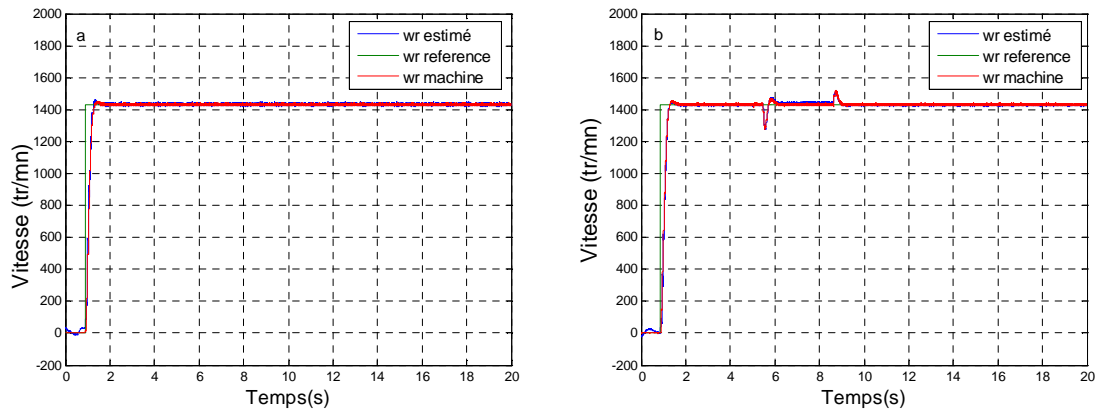


Figure III.48 Allure de la vitesse a) Sans charge et b) Avec charge

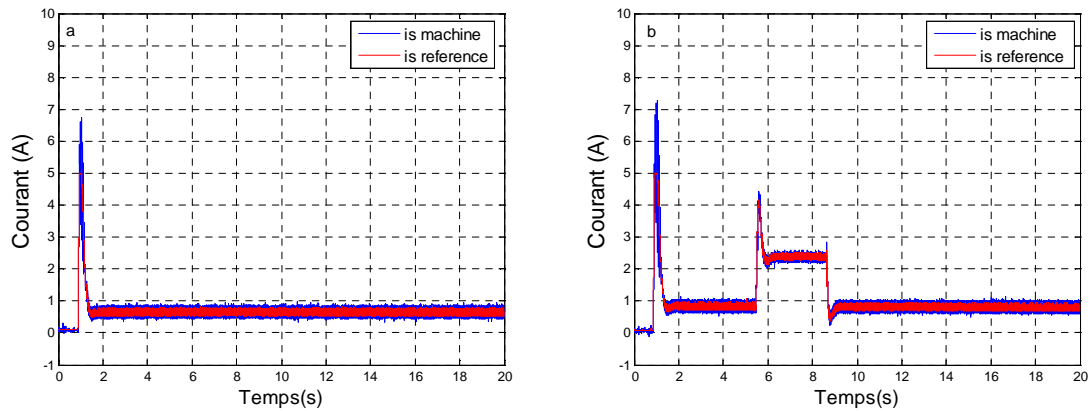


Figure III.49 Allures du courant sur l'axe «q» a) Sans charge et b) Avec charge

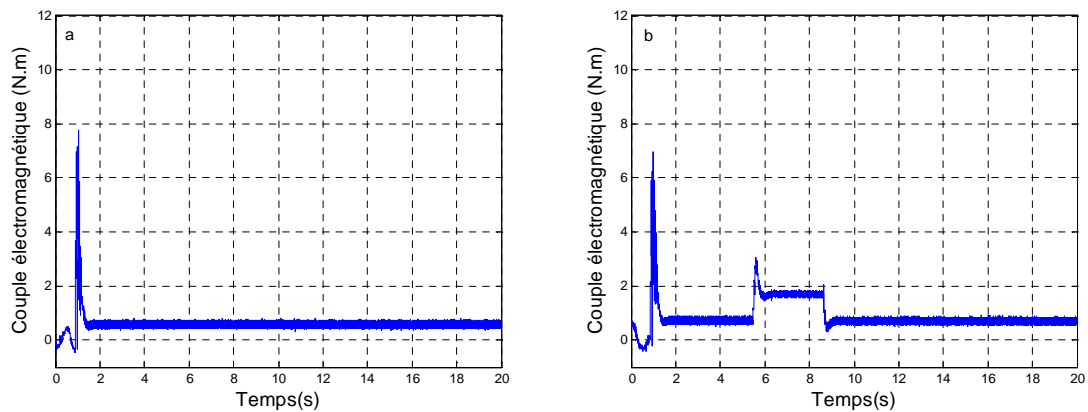


Figure III.50 Allure du couple électromagnétique a) Sans charge et b) Avec charge

## 2.b) Application d'un Benchmark

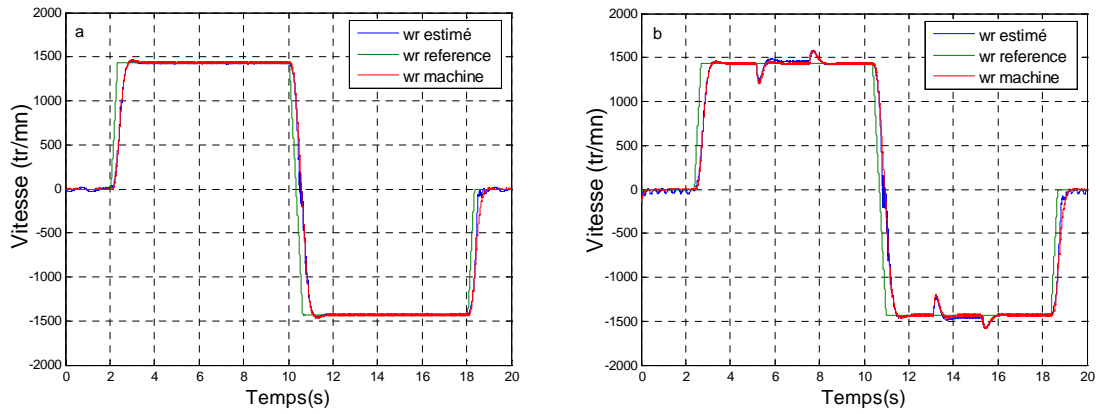


Figure III.51 Allure de la vitesse a) Sans charge et b) Avec charge

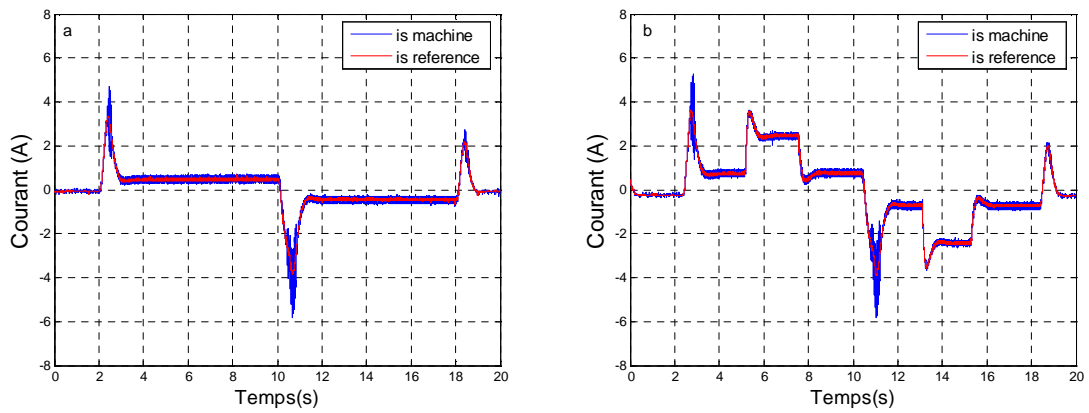


Figure III.52 Allures du courant sur l'axe «q» a) Sans charge et b) Avec charge

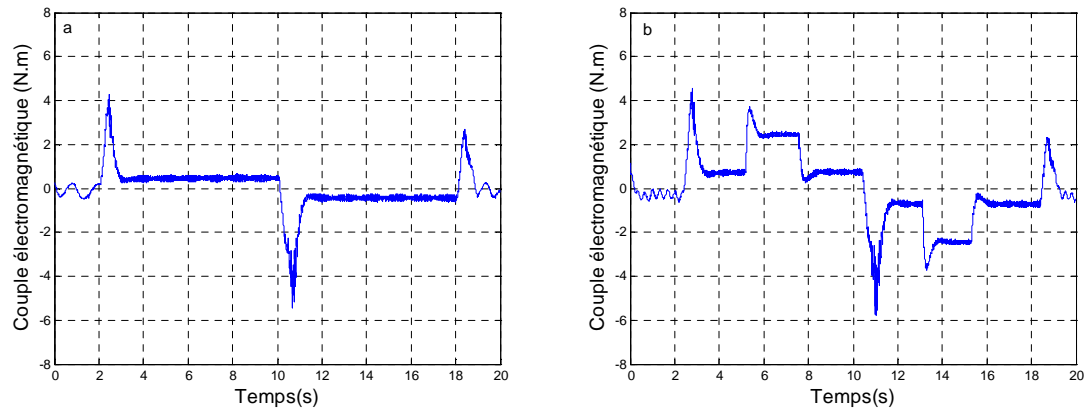


Figure III.53 Allure du couple électromagnétique a) Sans charge et b) Avec charge

### III.7.4.2.2) La commande vectorielle directe (Essais 02.b)

#### III.7.4.2.2.a) Sans capteur de vitesse:

##### 1.a) $\omega_{ref} = 150 \text{ rd/s}$

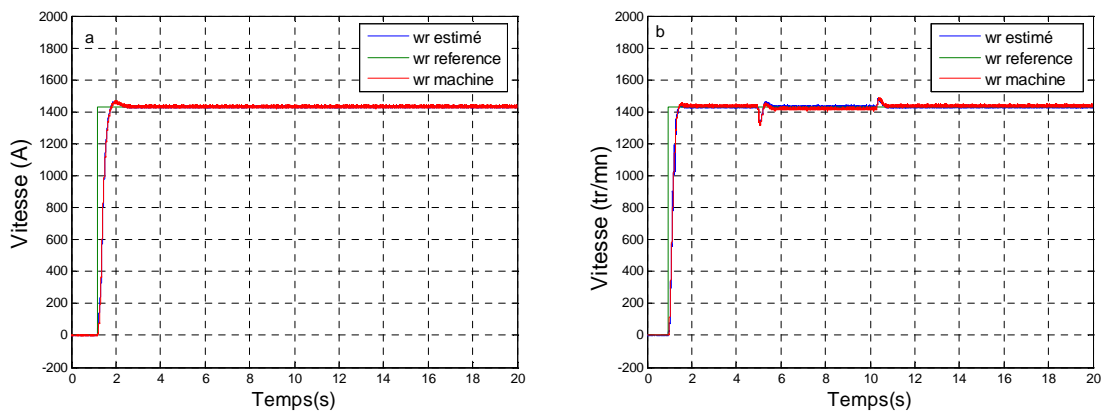


Figure III.54 Allure de la vitesse a) Sans charge et b) Avec charge

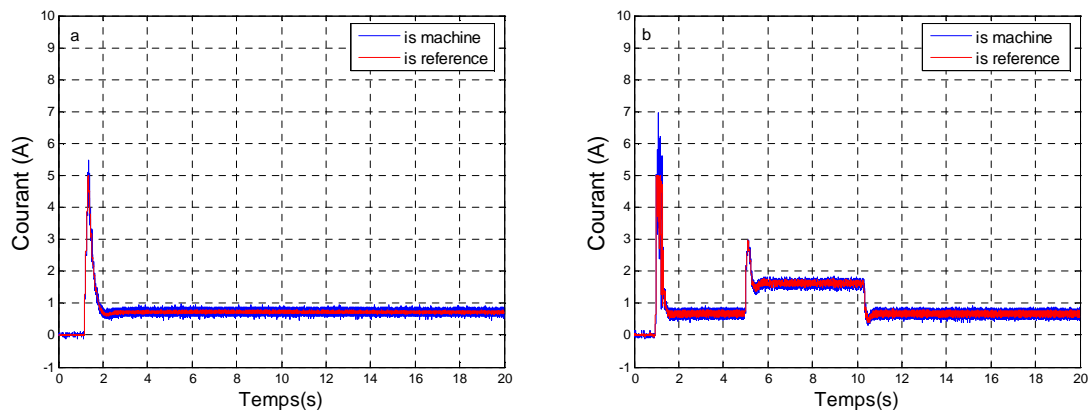


Figure III.55 Allures du courant sur l'axe «q» a) Sans charge et b) Avec charge

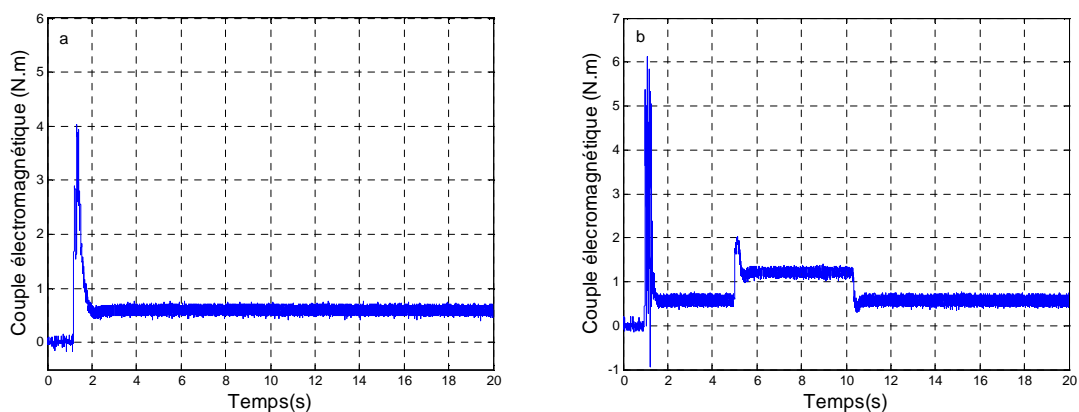


Figure III.56 Allure du couple électromagnétique a) Sans charge et b) Avec charge



## 1.b) Application d'un Benchmark

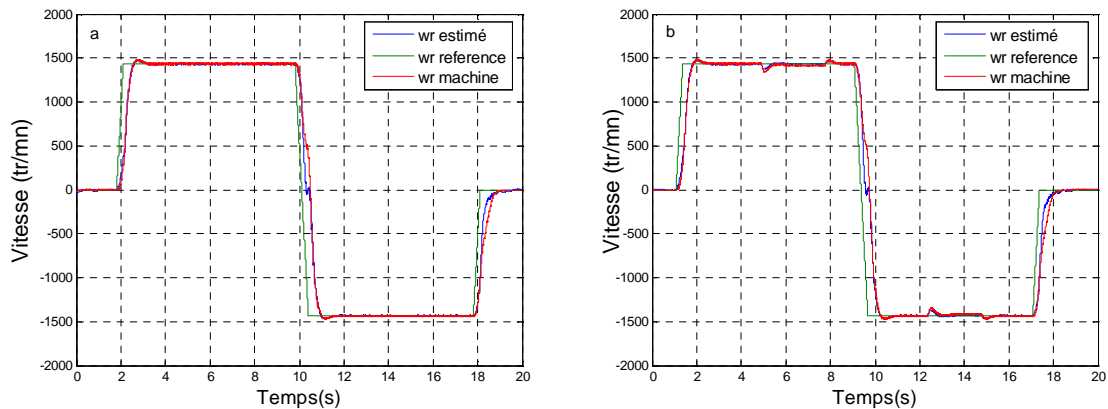


Figure III.57 Allure de la vitesse a) Sans charge et b) Avec charge

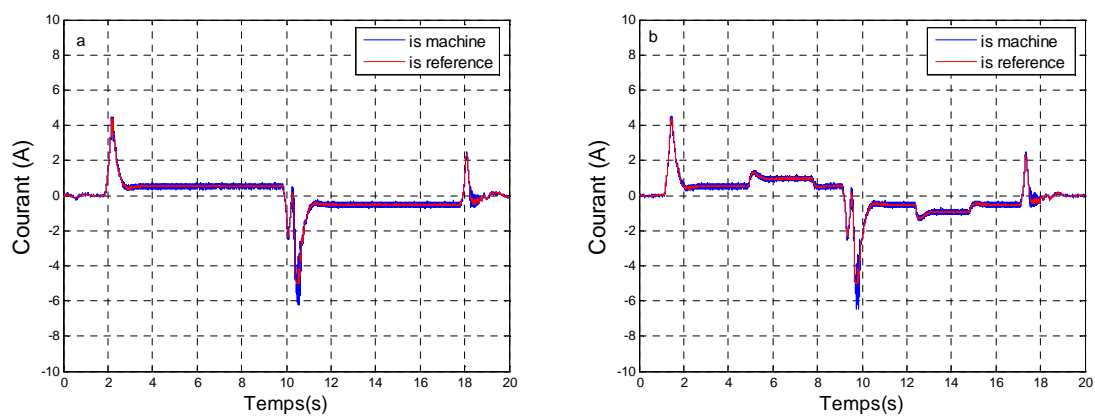


Figure III.58 Allures du courant sur l'axe «q» a) Sans charge et b) Avec charge

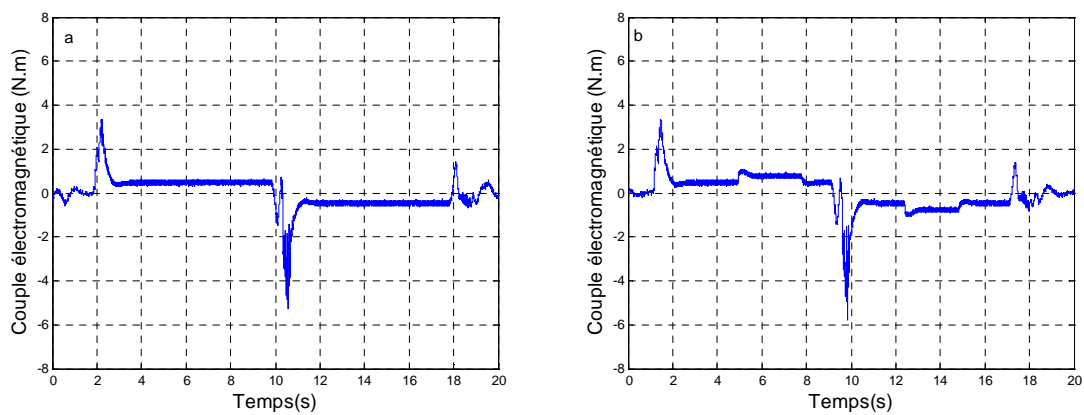


Figure III.59 Allure du couple électromagnétique a) Sans charge et b) Avec charge

### III.7.4.2.2.b) Avec capteur de vitesse:

#### 1.b) $\omega_{ref} = 150 \text{ rd/s}$

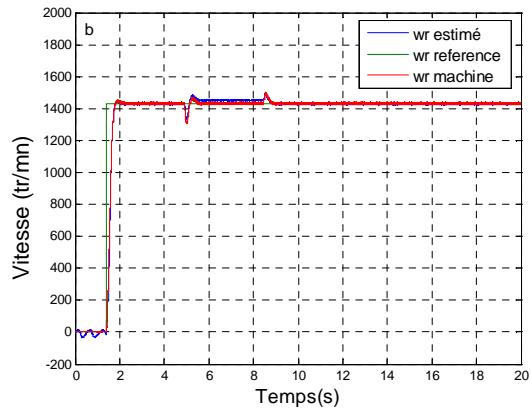
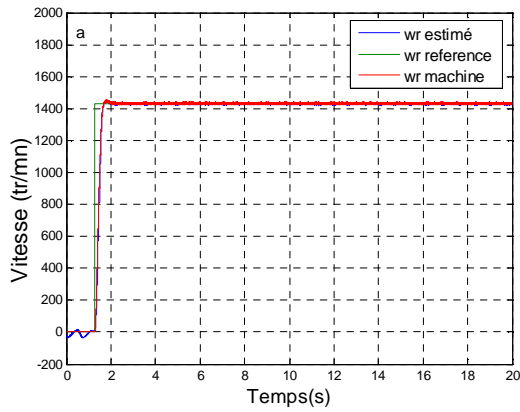


Figure III.60 Allure de la vitesse a) Sans charge et b) Avec charge

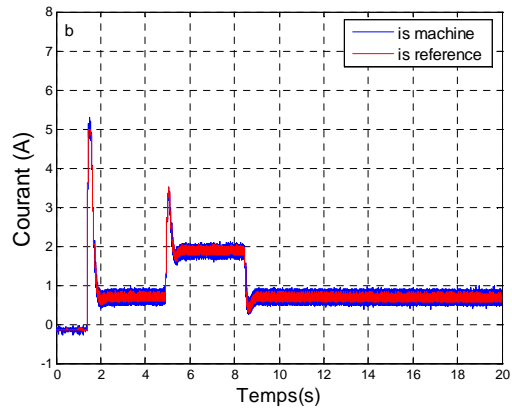
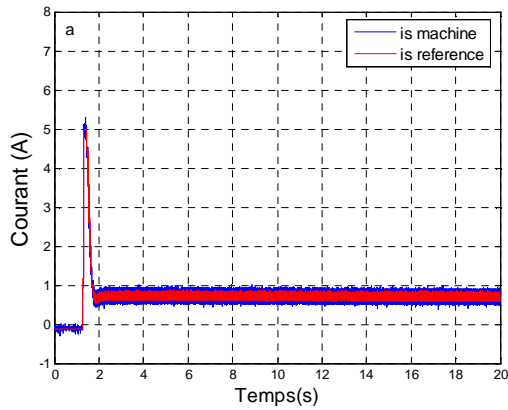


Figure III.61 Allures du courant sur l'axe «q» a) Sans charge et b) Avec charge

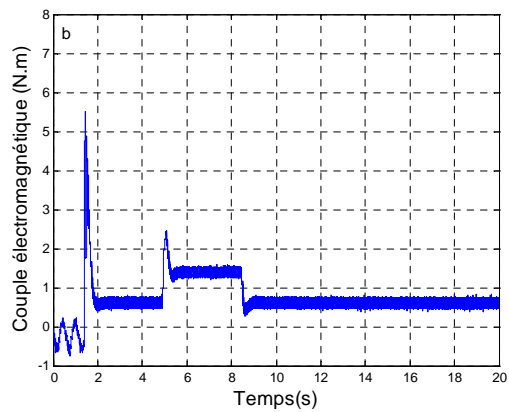
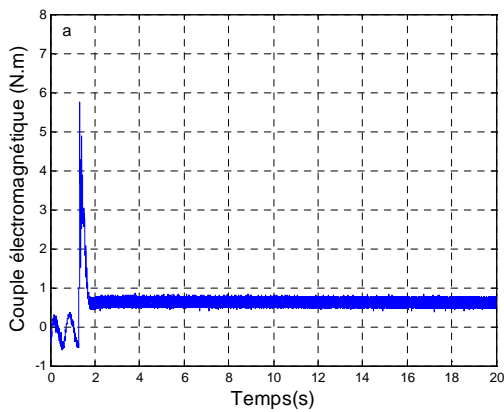
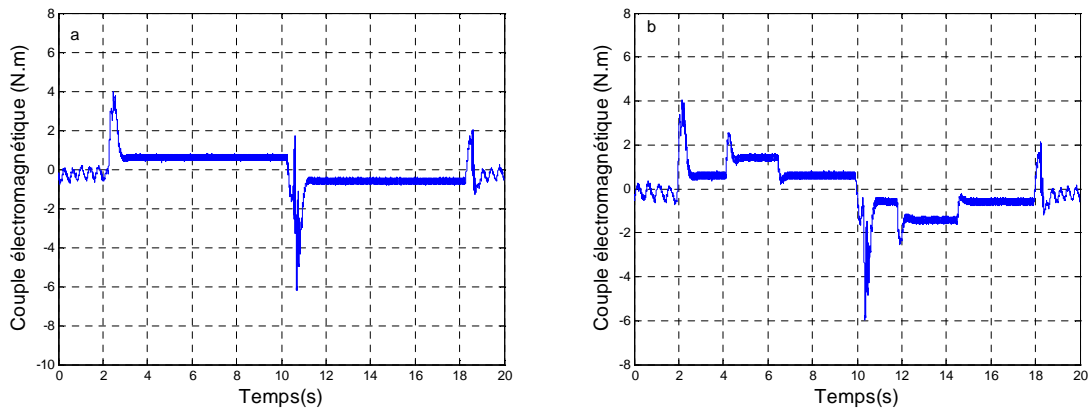
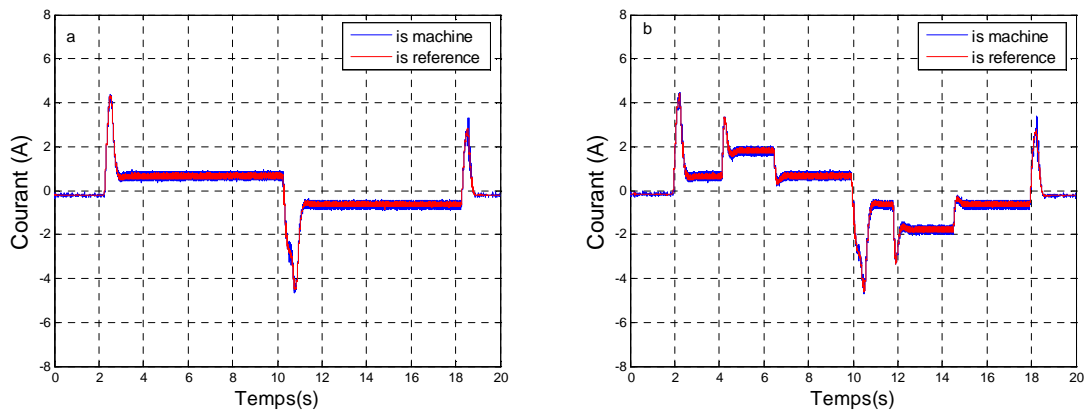
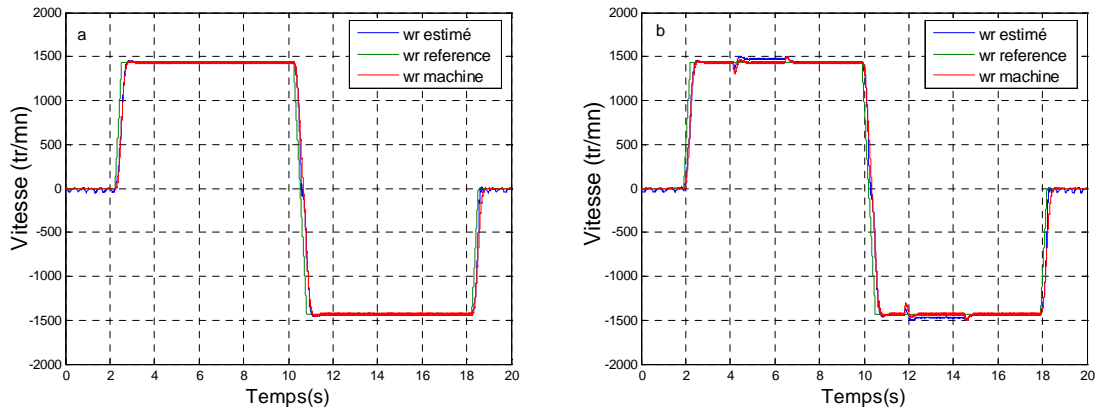


Figure III.62 Allure du couple électromagnétique a) Sans charge et b) Avec charge

## 2.b) Application d'un Benchmark



### III.7.4.2.3) Essais a vitesse nominale en simulation (Essais 03)

On fait un démarrage a vide en interne à 50 Hz et en boucle fermé (commande vectorielle indirecte on utilise le filtre de Kalman). On représente la vitesse, le courant sur l'axe quadrature et le couple électromagnétique.

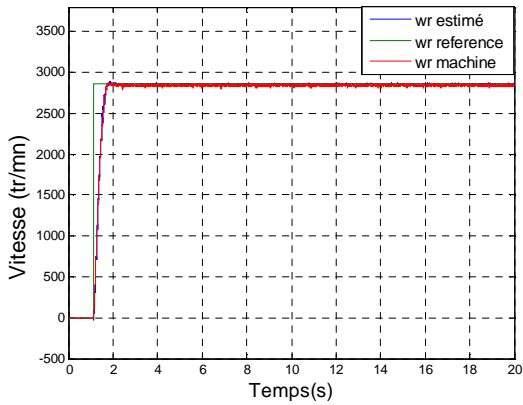


Figure III.66 Allure de la vitesse

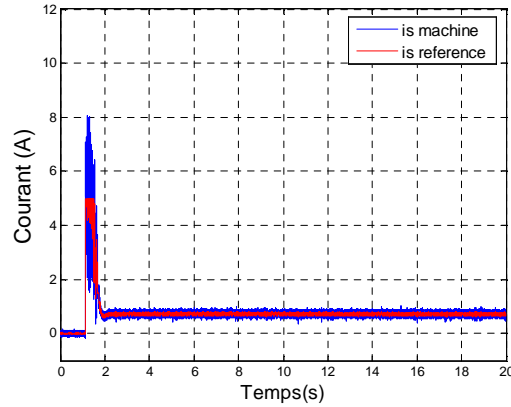


Figure III.67 Allures du courant sur l'axe q

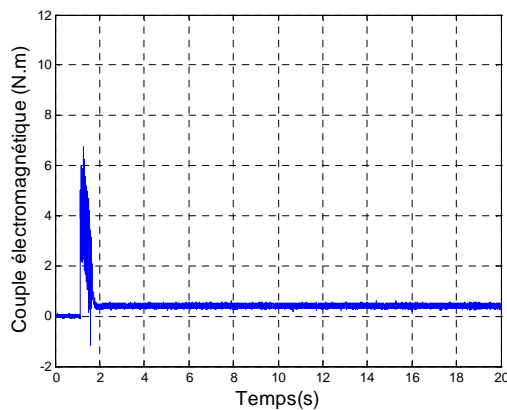


Figure III.68 Allure du couple électromagnétique

Les résultats de simulation obtenue sont satisfaisants par rapport aux résultats expérimentaux.

### III.7.4.2.4) Essais à Basse vitesse

Pour évaluer notre solution, des mesures à basse vitesse ont été entrepris cela permet de voir le comportement de nos observateurs dans les conditions les plus contraignantes.

Essais (01) c'est l'estimation de la vitesse (5rd/s ,10rd/s ,15rd/s, 20rd/s) par le filtre de *Kalman* , a) par la commande vectorielle indirect , b) par la commande vectorielle directe.

Essais (02) c'est l'estimation de la vitesse par l'observateur de *Luenberger* piloté par la commande vectorielle indirecte. (Figure 70)

#### a) Essais 01

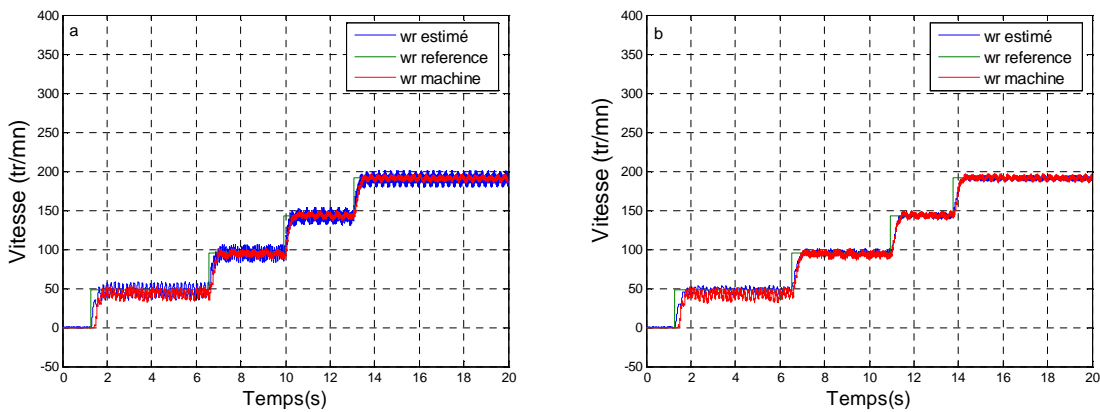


Figure III.69 Allures de la vitesse

a) indirect

b) direct

#### b) Essais 02

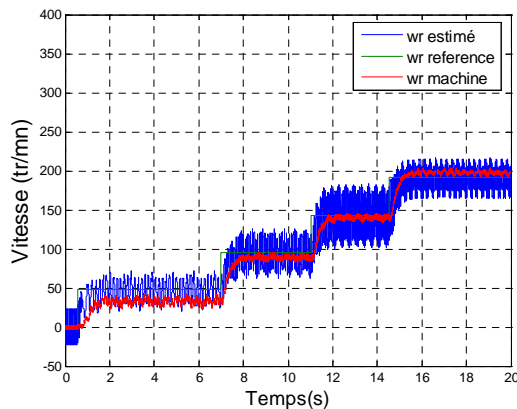


Figure III.70 Allure de la vitesse (commande vectorielle indirect)

On constate que les bruit son très important pour l'observateur de *Lueneberger*. Donc le filtre de *Kalman* est mieux que l'observateur de *Lueneberger*.

### **III.8 Conclusion**

En se basant sur le modèle de la machine à induction du 4ème ordre nous avons abordé la synthèse des principaux types d'observateurs qui existent dans la littérature ainsi que les trois grandes catégories : les observateurs déterministes, les observateurs stochastiques et les observateurs adaptatifs. La synthèse a été faite sur l'estimation de la vitesse rotorique d'une machine à induction à cage par la méthode MRAS en boucle ouvert, l'observateur de Lueneberger avec la commande vectorielle direct et indirect. Les résultats pratiques obtenus sont très satisfaisants. Pour pallier les erreurs d'estimation de faible vitesse par le filtre de Kalman on réalise l'association filtre Kalman-MRAS. Nous pouvons conclure que le choix de l'approche déterministe ou stochastique est dicté par le milieu de mesure mais aucune méthode seule ne permet d'obtenir de bons résultats sur toute la gamme de vitesse. Pour remédier, on doit passer par une combinaison de deux méthodes.

# **Conclusion générale**

---

# Conclusion générale

---

Notre étude nous a montré les performances tout a fait remarquables de la machine à induction. En effet, l'étude réalisée dans ce travail qui concerne la commande à vitesse variable d'un moteur à induction, par la commande vectorielle indirect et direct sans capteur mécanique a été réalisé dans une large plage de vitesse.

Deux approches ont été dégagé par cette étude, l'approche déterministe et l'approche stochastique. Cella sera dicté par le milieu de mesure, bruité pour le stochastique et déterministe pour le non bruité.

Dans l'approche déterministe nous avons testé deux méthodes MRAS et Lueneberger. La première fonctionne en boucle ouverte mais n'a pas été possible de l'implanté dans la commande vectorielle cela est due surtout à l'estimation du flux qui donne une divergence lors de l'intégration. Pour la deuxième méthode il ne peut fonctionner que si une adaptation est réalisé par rapport à la vitesse.

La deuxième approche stochastique qui repose sur le filtre de Kalman a été réalisé et qui donne les mêmes problèmes que celle de Luenberger. C'est a dire en boucle fermé sur la commande vectorielle nous avons des divergences. Mais on a due surmonter le problème en combinant deux méthodes KALMAN et MRAS. Les résultats ont été surprenant puisqu'on a réussi à atteindre des vitesses de l'ordre de 5 rd/s.

On peut affirmer de la faisabilité de l'estimation du flux et de la vitesse du la machine à Induction. Cependant il reste le problème de la stabilité de la commande d'entraînement puisqu'elle sera influencé en plus de la méthode utilisé par les paramètres de la machines qui varies en fonctionnement. Ces problèmes sont rarement discutés dans la littérature. Les régulateurs établie dans notre travail sont de type PI qui s'adapte parfaitement pour des petites machines de l'ordre de un KW. Cependant il nous semble peut probable qui peuvent garder une stabilité pour des machines à des puissances importante ce qui nous obligera à adapter nos observateurs en tenant en compte des variations paramétrique en temps réel.



De notre étude il peut se dégager plusieurs perspectives, adaptation de nos méthodes pour des machines de puissances importantes, implantation sur d'autres types de systèmes tels que les réseaux de transport d'énergie. En termes de régulation on doit pouvoir adapter d'autres types de régulateurs en se basant sur les méthodes génétiques.

# **Annexes**

## Annexe A

### 1/ Caractéristiques de la machine à induction

Pour nos expérimentations, nous avons utilisé une machine de 0.75 KW à deux paires de pôles. Ses caractéristiques détaillées sont données par la table suivante :

Puissance	750 W
Tension nominale	220 V
Courant nominale	1.25 A
Vitesse nominale	2850 tr/mn
Nombre de paires de pôles	2
$f_s$	50 Hz
$R_s$	11.8 $\Omega$
$R_r$	11.3085 $\Omega$
$M_{sr}$	0.5400 H
$L_s$	0.5578 H
$L_r$	0.6152 H
$J$	0.0020 Kg.m <sup>2</sup>
$F$	3.1165e-004 N.m/rad/sec

### 2/ Caractéristiques de l'onduleur « SEMIKRON »

#### Description du produit :

Le produit comprend :

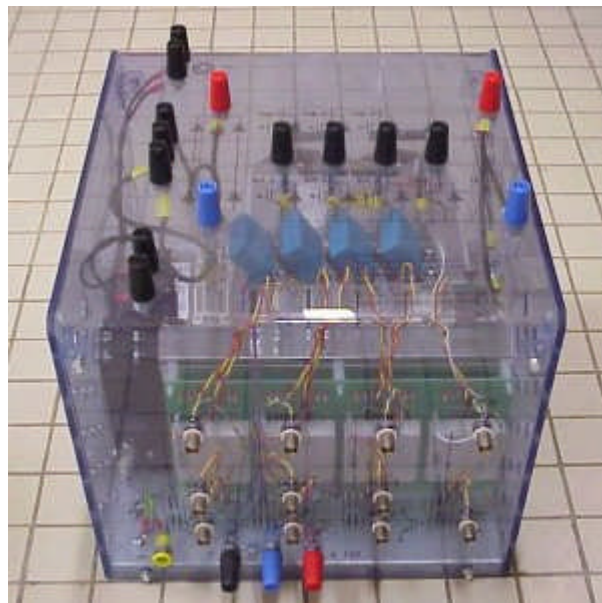
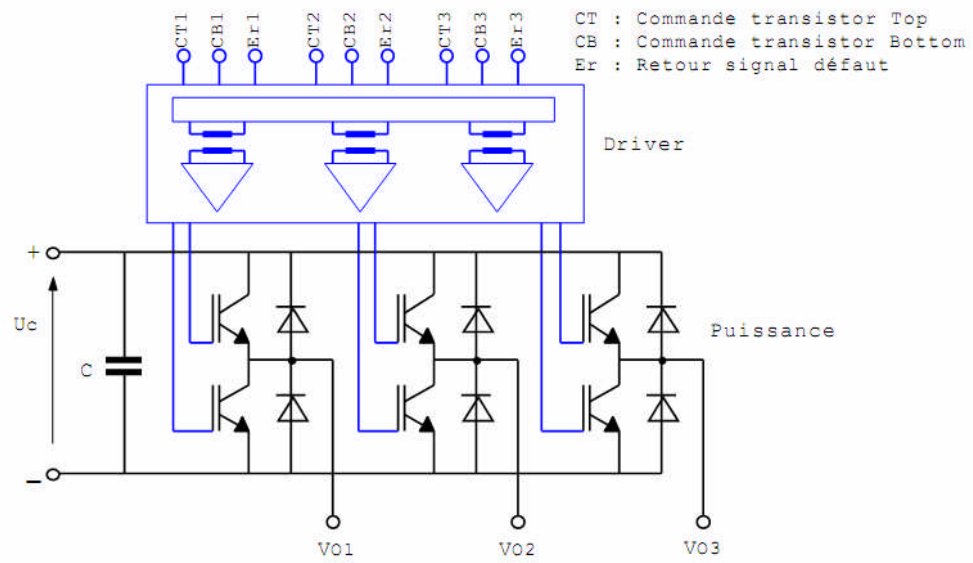
- bras d'onduleur, constitués chacun d'un module de 2 IGBT (référence *SKM 50 GB 123D*) monte sur dissipateur ;
- Les divers (référence *SKHI 22*), réalisant la commande rapprochée et la protection en cas de désaturation d'un transistor ;
- le condensateur de filtrage du bras continu (1100 F/800V).

La commande des 6 interrupteurs est réalisée à partir de signaux, compatibles *CMOS*, appliqués sur connecteurs *BNC*. On dispose, également sur *BNC*, de signaux de défaut fournis par les drivers, que l'on peut reprendre sur la commande.

La puissance est connectée par l'intermédiaire de bornes de sécurité  $I_{max} = 30$  A.

L'ensemble est protégé par un capot en *PVC* transparent.

Schéma de principe du module onduleur :



## Principales caractéristiques :

1. Caractéristiques limites de l'onduleur :

- IGBT 40 A/ 1200V

-Tension continue max :  $V_{c_{max}} = 750V$

2. Limites fixées pour l'application :

- Courant débité par l'onduleur :

-Valeur efficace :  $IO_{ef_{max}} = 12A$

-Valeur crête :  $IO_{max} = 25A$

- Tension continue :  $U_c$  à 600V
- Fréquence de découplage :  $f_d = 10\text{ KHZ}$

## Annexe B

### 1/ Filtre de Kalman en régime permanent (statique)

Il existe un cas particulier très important où nous pouvons utiliser le filtre de *Kalman* statique

1. Les matrices A, B, C et D sont constantes.
2. Les bruits de mesure et d'états sont stationnaires. Nous pouvons considérer le gain du filtre à l'infini comme suit :

$$K = \lim_{k \rightarrow \infty} K(k)$$

Ceci veut dire qu'à l'infini le gain de *Kalman* va tendre vers une constante (pour cela nous l'appelons filtre *asymptotique de Kalman*), ce qui est valable même pour la matrice de covariance de l'erreur de prédiction (ou des innovations), qui devient (Wamkeue, 1998, Agugula) :

$$P = A[P - PC^T R^{-1} C^P + Q]A^T$$

Et le gain statique :

$$K = PC^T R^{-1}$$

L'utilisation de ce type d'algorithme ne permet pas d'être toujours optimale au sens de la variance de l'erreur de prédiction. Au début de la routine nous serons loin de l'optimum, mais nous nous rapprochons de plus en plus à la dernière itération nous le serons. Cet algorithme est intéressant du point de vue du temps de calcul, car la matrice *K* est fixée au préalable. La difficulté réside dans le choix initial des matrices *R* et *Q*.

## 2/ Détermination du gain de l'observateur de Luenberger:

Pour assurer la stabilité (à toutes les vitesses), la procédure classique est de choisir les pôles d'observateur proportionnelle à la pôles du moteur (Vas, 1998) (la constante de proportionnalité est  $k$  et  $k = 1$ ). Cela rend l'observateur dynamique plus rapide que la machine à induction. Cependant, pour que la sensibilité au bruit faible, la constante de proportionnalité est généralement faible. La caractéristique de la méthode d'estimation de vitesse proposée est vérifiée par l'expérimentation. Ainsi, en utilisant cette technique classique de placement de pôles,

L'observateur de Lueneberger est alors décrite par:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A x(t) + Bu(t) + L \left( y(t) - C \hat{y}(t) \right) \\ \hat{y}(t) = C \hat{x}(t) \end{cases}$$

Où  $L$  est le gain matrice d'observateur pour éviter l'utilisation d'un capteur de vitesse coûteux, nous estimer la vitesse en utilisant un observateur adaptatif basé sur la MRAS.

$$\text{Où: } A = \begin{bmatrix} -\gamma I & \delta \left( \frac{I}{T_r} - \omega_r J \right) \\ \left( \frac{M_{sr}}{T_r} \right) I & - \left( \frac{I}{T_r} - \omega_r J \right) \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} \left( \frac{1}{\sigma L_s} \right) I \\ 0 \end{bmatrix} \quad \text{and } C = [I \quad 0]$$

$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad ; \quad J = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

La matrice de gain est obtenu comme:

$$L = - \begin{bmatrix} l_1 I + l_2 J \\ l_3 I + l_4 J \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \end{bmatrix}$$

$$\begin{cases} l_1 = -(k-1) \left( \gamma + \frac{1}{T_r} \right) \\ l_2 = (k-1) \dot{\omega}_r \\ l_3 = - \frac{(k^2-1)}{\delta} \left[ \gamma - \frac{\delta M_{sr}}{T_r} \right] + \frac{(k-1)}{\delta} \left( \gamma + \frac{1}{T_r} \right) \\ l_4 = - \frac{(k-1)}{\delta} \dot{\omega}_r \end{cases}$$

$$\text{Avec } \delta = \frac{M_{sr}}{\sigma L_s L_r} \quad \text{et } \gamma = \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{R_r M_{sr}^2}{\sigma L_s L_r^2}$$

## Notations et Symboles

$v_{s\alpha\beta} = [v_{s\alpha}; v_{s\beta}]^T$  : tensions statoriques diphasées dans le repère fixe ( $\alpha ; \beta$ ) ;

$i_{s\alpha\beta} = [i_{s\alpha}; i_{s\beta}]^T$  : courants statoriques diphasés dans le repère fixe ( $\alpha ; \beta$ ) ;

$\Psi_{r\alpha\beta} = [\Psi_{r\alpha}; \Psi_{r\beta}]^T$  : flux rotoriques diphasés dans le repère fixe ( $\alpha ; \beta$ ) ;

$v_{sdq} = [v_{sd}; v_{sq}]^T$  : tensions statoriques diphasées dans le repère tournant ( $d ; q$ ) ;

$i_{sdq} = [i_{sd}; i_{sq}]^T$  : courants statoriques diphasés dans le repère tournant ( $d ; q$ ) ;

$\Psi_{rdq} = [\Psi_{rd}; \Psi_{rq}]^T$  : flux rotoriques diphasés dans le repère tournant ( $d ; q$ ) ;

$R_s$  : Résistance statorique d'une phase [ $\Omega$ ]

$R_r$  : Résistance rotorique d'une phase [ $\Omega$ ]

$L_s$  : Inductance cyclique statorique [H]

$L_r$  : Inductance cyclique rotorique [H]

$L_m = M_{sr}$  : Inductance cyclique mutuelle [H]

$P$  : Nombre de paires de pôles

$J$  : Moment d'inertie de l'entraînement [ $\text{Kg.m}^2$ ]

$F$  : Coefficient de frottement visqueux [ $\text{N.m/rad/sec}$ ]

$\Omega$  : Vitesse de rotation mécanique [ $\text{tr/min}$ ]

$\omega_s$  : Pulsation électrique statorique (rad/sec)

$\omega_r$  : Pulsation électrique rotorique (rad/sec)

$\omega_{sl}$  : Pulsation de glissement électrique ( $\omega_s - \omega_r$ )

$\theta_r$  : Angle entre le stator et le rotor (rad)

$\theta_s$  : Angle entre le stator et l'axe q

$f_s$  : Fréquence électrique statorique (Hz)

$g$  : Glissement de la vitesse mécanique  $\frac{(\omega_s - \omega_r)}{\omega_s}$

$\sigma$  : coefficient de dispersion ou (de Blondel)

$T_r$  : la constante du temps rotorique.

$T_{ech}$  : Période d'échantillonnage

$x$  : Vecteur d'état

$y$  : Vecteur de mesure

$u$  : Vecteur de commande



$w(t)$  : Bruit d'état

$v(t)$  : Bruit de mesure

$Q$  : Matrice de bruit d'état

$R$  : Matrice de bruit de mesure

$C_r$  : couple résistant incluant les frottements et le couple de charge [N.m].

$C_{em}$  : Couple électromagnétique [N.m]

LTI : système Linéaire stationnaire (Invariant dans le Temps)

LTV : système Linéaire Variant dans le Temps

Acronym	Signification
ADC	Analog to Digital Converter
DAC	Digital to Analog Converter
DSP	Digital Signal Processing
EKF	Extended Kalman Filter
MLI	Modulation de Largeur d'Impulsion
SVM	MLI vectorielle
MRAS	Modele Reference Adaptive System
PI	Régulateur Proportionnel et Intégral
RTI	Real time interface
IM	Induction Motor

## Liste des figures

### Chapitre I:

<b>Figure I.1</b> Principe d'un observateur d'états	5
<b>Figure I.2</b> Diagramme structurel	7
<b>Figure I.3</b> Différents types d'observateurs	14
<b>Figure I.4</b> Le principe du MRAS	15
<b>Figure I.5</b> schéma bloc d'un observateur de Luenberger	16
<b>Figure I.6</b> Une image complète de l'opération du filtre « KALMAN »	18

### Chapitre II:

<b>Figure II.1</b> Exemple de commande a modèle de référence	22
<b>Figure II.2</b> Représentation schématique d'une machine a induction triphasée.	24
<b>Figure I.3</b> Modèle d'une phase avec force électromotrice	24
<b>Figure II.4</b> le Schéma bloc d'alimentation de la machine a induction	31
<b>Figure II.5</b> Principe de la MLI vectorielle	32
<b>Figure II.6</b> Schéma Simulink de la MLI vectorielle.	33
<b>Figure II.7</b> Analogie de la machine a induction avec la machine a courant continu dans la commande vectorielle.	34
<b>Figure II.8</b> Le principe d'orientation du flux rotorique	34
<b>Figure II.9</b> Schéma fonctionnel de régulation de courant	36
<b>Figure II.10</b> Schéma fonctionnel de régulation de flux.	36
<b>Figure II.11</b> Schéma fonctionnel de régulation de vitesse.	37
<b>Figure II.12</b> Machine a induction dans la base de Park	39
<b>Figure II.13</b> Découplage par addition des termes de compensation	40
<b>Figure II.14 à II.21</b> Résultats de simulation en temps réel pour la commande vectorielle indirect de la MAS.	45
<b>Figure II.22 à II.27</b> Résultats de simulation en temps réel pour la commande vectorielle indirect de la MAS.	48

### Chapitre III

<b>Figure III.1.</b> Schéma -bloc de principe du mécanisme adaptatif du MRAS.	53
<b>Figure III-2</b> Schéma-bloc de l'estimation de la vitesse du moteur a induction par la technique MRAS.	54
<b>Figure III-3.a</b> Schéma photographique du 1 <sup>ère</sup> partie du banc d'essais.	55
<b>Figure III-3.b</b> Photographie de la 2 <sup>ème</sup> partie du banc d'essais.	55
<b>Figure III-3.c</b> Photographie du 3 <sup>ème</sup> partie du banc d'essais.	56
<b>Figure II.4 à II.5</b> Résultats de simulation en temps réel de la méthode MRAS en boucle ouvert	

<b>Figure III-6</b> Schéma fonctionnel d'un observateur déterministe.	58
<b>Figure III.7</b> Repère d'axes ( $\alpha, \beta$ ) lié au stator.	59
<b>Figure III.8 à II.10</b> Résultats de simulation en temps réel par l'observateur de Lueneberger en boucle ouvert	61
<b>Figure III.11 à II.17</b> Résultats de simulation en temps réel par l'observateur de Lueneberger on utilise la commande vectorielle indirecte sans capteur.	66
<b>Figure III.18 à II.24</b> Résultats de simulation en temps réel par l'observateur de Lueneberger on utilise la commande vectorielle indirecte avec capteur	69
<b>Figure III.25 à II.31</b> Résultats de simulation en temps réel par l'observateur de Lueneberger on utilise la commande vectorielle directe sans capteur	73
<b>Figure III.32 à II.37</b> Résultats de simulation en temps réel par l'observateur de Lueneberger on utilise la commande vectorielle directe avec capteur	75
<b>Figure III.38:</b> Le filtre de « <b>KALMAN</b> » standard discret.	79
<b>Figure III.39 à II.41</b> Résultats de simulation en temps réel par le filtre de Kalman en boucle ouvert	82
<b>Figure III.42 à II.47</b> Résultats de simulation en temps réel par l'association filtre Kalman-MRAS on utilise la commande vectorielle indirecte sans capteur	85
<b>Figure III.48 à II.53</b> Résultats de simulation en temps réel par l'association filtre Kalman-MRAS on utilise la commande vectorielle indirecte avec capteur	87
<b>Figure III.54 à II.59</b> Résultats de simulation en temps réel par l'association filtre Kalman-MRAS on utilise la commande vectorielle directe sans capteur	89
<b>Figure III.60 à II.65</b> Résultats de simulation en temps réel par l'association filtre Kalman-MRAS on utilise la commande vectorielle directe avec capteur	91
<b>Figure III.66 à II.68</b> Résultats de simulation en interne par l'association filtre Kalman-MRAS on utilise la commande vectorielle indirecte sans capteur	92
<b>Figure III.69</b> Allures de la vitesse en basse vitesse	93
<b>Figure III.70</b> Allure de la vitesse (commande vectorielle indirecte) en basse vitesse	93

# **Bibliographie**

## Bibliographie

- [1]- Aiping XU, « Observateurs adaptatifs non-lineaires et diagnostic des pannes » Thèse Docteur de l'Université de Rennes, 26 septembre 2002.
- [2]- A. Zemouche « Sur l'observation de l'état des systèmes dynamiques non linéaires » Thèse Docteur de l'Université Louis Pasteur Strasbourg I, 30 Mars 2007.
- [3]- L. BAGHLI, « Contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques » Thèse Docteur de l'Université Henri Poincaré, Nancy I, 14 Janvier 1999 .
- [4]- Sio-Iong Ao Len Gelman, «Advances in Electrical Engineering and Computational Science Lecture Notes in Electrical Engineering» -Volume 39- Springer Science+ Business Media B.V. 2009.
- [5]- Kun-Chu Liu, «Model-Based Failure Detection in Induction Motors Using Non Linear Filtering» Thesis, August 1995.
- [6]- Mengwei Li, « Differential-Algebraic Approach to Speed and Parameter Estimation of the Induction Motor » Doctor of Philosophy Degree the University of Tennessee, Knoxville, December 2005.
- [7]- R. ORJUELA « Contribution à l'estimation d'état et au diagnostic des systèmes représentés par des multimodèles » Thèse, Centre de Recherche en Automatique de Nancy UMR 7039 Nancy- Université – CNRS, 6 novembre 2008.
- [8]-A. KHELDOUN, « Amélioration des Performances d'un Variateur de Vitesse par Moteur Asynchrone Contrôlé par la Méthode à Flux Orienté », Thèse, Laboratoire de Recherche sur l'Electrification des Entreprises Industrielles (LREEI) , 08/02/2007
- [9]-F. Benoit-Marand. « Modélisation et Identification des Systèmes Non Linéaires Par Réseaux de Neurones à Temps Continu. Application à la Modélisation des Interfaces de Diffusion Non Linéaires », Thèse, Docteur de l'Université de Poitiers, 28 Juin 2007.

- [10]- M. GHANES « Observation et commande de la machine asynchrone sans capteur mécanique », Thèse, Institut de Recherche en Communications et Cybernétique de Nantes, 03 Novembre 2005.
- [11]-A. HOCINE « Estimation d'état et diagnostic de systèmes à commutation par filtrage multi-modèle » Thèse , l'Institut National Polytechnique de Lorraine , 08 décembre 2006.
- [12]- G. Schreier, J. DeLeon, A. Glumineau, « Compte-rendu de la validation d'un observateur non linéaire appliqué à un système cascade sur la plate-forme de l'IRCCyN », En Post-Doc dans le cadre du Réseau Européen "Nonlinear Control Network" (NCN)
- [13]- AKHENAK. A « Conception d'observateurs non linéaires par approche multimodèle : application au diagnostic », Thèse, l'Institut National Polytechnique de Lorraine, 16 décembre 2004.
- [14]- Cyrille Christophe, « Surveillance des systèmes non linéaire application à la machine électrique » Thèse, L'Université des Sciences et Technologie de Lille ,16 Novembre 2001.
- [15]- Peter Vas, « Sensorless Vector And Direct Torque Control » Liver, OXFORD UNIVERSITY PRESS. 1998.
- [16]- A. Merabet «Commande non linéaire à modèle prédictif pour une machine asynchrone » , Thèse, L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À CHICOUTIMI , Mai 2007.
- [17]- FRANCOIS MALRAIT, «Problèmes D'Identification et D'Observabilités du Moteur A Induction Pour la Variation de Vitesse Industrielle Sans Capteur » Thèse, L'ECOLE DES MINES DE PARIS, 7 février 2001.
- [18]- S. CHEKROUN « Commande Neuro-Floue Sans Capteur de Vitesse d'une Machine Asynchrone Triphasé », Thèse de Magister, ENSET d'Oran, 25 Octobre 2009.
- [19]- T. BENSLIMANE « Caractérisation Précise des Défauts d'un Variateur de Vitesse en Vue d'Elaborer un Système Automatique de Surveillance et de Diagnostic », Thèse de Magister,

Laboratoire de Recherche sur l'Electrification des Entreprises Industrielles (LREEI), 15/06/2009.

[20]- M. Lee, L.Chen, «Observer-based speed estimation method for sensorless vector control of induction motors», *IbE Proc -Control Theory Appl*, Vol 145, No 3, Muy 1998.

[21]- M. Messaoudi, L. Sbita, M. Ben Hamed , H .Kraiem, «MRAS and Luenberger Observer Based Sensorless Indirect Vector Control of Induction Motors», *Research Unit of Modeling, Analysis and Control of Systems (MACS), National Engineering School of Gabes (ENIG), Tunisia. Medwell Journals*, 2008.

[22]- N. Ben Si Ali, S. Saad, E. Etien, C. Chaigne, G. Champenois, « Sensorless Control of Induction Machine with Stator Resistance Estimation » *Article , 'Faculty of Electrical Engineering Badji Mokhtar Annaba, Algeria, Medwell Journals*, 2007

[23]- R. CASIMIR, « Diagnostic Des Défaits Des Machines Asynchrones Par Reconnaissance Des Formes », *Thèse, L'École Doctorale Electronique, Electrothechnique, Automatique de LYON*, 18 décembre 2003.

[24]- R. Alvares Salas, « Développement de Lois de Commandes Avec Observateurs pour Machine Asynchrone », *Thèse, Laboratoire D'Automatique de Grenoble*, 14 Janvier 2002.

[25]- D. FRAGKOULIS, « Détection et localisation des défauts provenant des actionneurs et des capteurs : application sur un système non linéaire » *Thèse, Doctorat de L'Université de TOULOUSE*, 13 novembre 2008.

[26]- R. PEÑA EGUILUZ, « Commande algorithmique d'un système mono-onduleur bimachine asynchrone destiné à la traction ferroviaire », *Thèse, Doctorat*, 8 novembre 2002.

[27]- D. Aguglia, « Identification des Paramètres du Moteur a Induction Triphasé en Vue de Sa Commande Vectorielle », *Thèse, Faculté des Sciences et de Génie, D'Université Laval QUEBEC, CANADA*, Décembre 2004.

[28]- MO. MAHMOUDI, « Commande Vectorielle De La Machine Asynchrone » , *Article*.

- [29]- T. BOUMEGOURA, « Recherche de Signature Electromagnétique des Défauts Dans une Machine Asynchrone et Synthèse d'Observateur en Vue de Diagnostic » Thèse, L'École Doctorale Electronique, Electrotechnique, Automatique de LYON, 26 Mars 2001.
- [30]- Murat Barut, Seta Bogosyan, Metin Goka Jan «An EKF-based estimator for the speed sensorless vector control of induction motors», *Electric power components and systems*, 33:727-744, 2005.
- [31]- Imad Al rouh. «Contribution à la commande sans capteur de la machine asynchrone». Thèse présentée pour l'obtention du titre de docteur de l'université Henri Poincaré NANCY I en génie électrique 2004.
- [32]- J. Holtz, «Sensorless Speed and Position Control of Induction Motors», *IEEE Trans. Ind. Electronics*, 2001, pp. 1547-1562.
- [33]- S. Bachir, J. C. Trigeassou<sup>1</sup>, S. Tnani, et S. Cauet, «Diagnostic des Défauts Statoriques et Rotoriques par Identification Paramétrique Sans Capteur de Vitesse», *Conférence Internationale Francophone d'Automatique*, Nantes, juillet 2002, pp. 447-452.
- [34]- S. Bachir « Contribution au diagnostic de la machine asynchrone estimation paramétrique » thèse présenté à l'université de Poitiers pour l'obtention du grade de docteur de l'université de Poitiers.
- [35]- M. Hinkkanen, « Flux Estimators For Speed-Sensorless Induction Motor Drives » , Thesis, Helsinki University of Technology Institute of Intelligent Power Electronics Publications, September, 2004.
- [36]- L. Harnefors and H.Peter Nee, «Adaptive Sensorless Control of Induction Motors for Improved Low-Speed Performance », *IEEE* 1996.
- [37]-S. Lassdad, D. Zaltni, AM. Naceur, « Adaptative Variable Structure Control for an Online Tuning Direct Vector Controlled Induction Motor Drives » , Gabes 6029 , Tunisia. 2007 Asian Network for Scientific Information



- [38]- B.Sebti, F. Naceri and R. Abdessemed , « EKF-Based Speed Sensorless Direct Torque Control of Induction motor Drives », Leb Research Laboratory, University of Batna, Algeria, Medwell Journals, 2007.
- [39]- H. Madadi Kojabadi, « Simulation and experimental studies of model reference adaptive system for sensorless induction motor drive », [www.elsevier.com/locate/simpat](http://www.elsevier.com/locate/simpat), 9 March 2005.
- [40]- M. Messaoudi, L. Sbita and M. N. Abdelkrim, « A robust nonlinear observer for states and parameters estimation and on-line adaptation of rotor time constant in sensorless induction motor drives », Zrig 6029 Gabes, Tunisia, 17 July, 2007.
- [41]- L. Sbita and M. Ben Hamed, « An MRAS - based full Order Luenberger Observer for Sensorless DRFOC of Induction Motors », National Engineering School of Gabès (ENIG)-Tunisia, May 2007.
- [42]- Veran Vasic', Slobodan Vukosavic', « Robust MRAS-Based Algorithm for Stator Resistance and Rotor Speed Identification », IEEE Power Engineering Review, November 2001.
- [43]- M. Tsuji, E. Yamada, «Advanced Vector Control for Induction motor Drives » Nagasaki 852-8521, Japan
- [44]- Joachim Holtz, *Fellow, IEEE*, «Sensorless Control of Induction Motor Drives» Proceedings of the *IEEE*, Vol. 90, No. 8, Aug. 2002, pp. 1359 - 1394
- [45]- S. HASSAINE, «Application des nouvelles techniques de commande de la machine synchrone à aimants permanents », Thèse préparée au Laboratoire d'Automatique et d'Informatique Industrielle de l'ESIP. France, 08 Mars 2008
- [46]- S.Rafa. H.Zeroug. L.Hocine. K.Boudjit, «Simulation sur Matlab/Simulink et implémentation sur DSP/FPGA de la commande vectorielle de la machine synchrone à aimants permanents (PMSM) alimenté par un onduleur de tension a Modulation vectorielle (SVM) », Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumedienne., Algérie,
- [47]- H. Kubota, Member, ZEEE, Kouki Matsuse, Senior Member, ZEEE, and Takayoshi Nakmo, « DSP-Based Speed Adaptive Flux Observer of Induction Motor »,IEEE TRANSACTIONS ON

INDUSTRY APPLICATIONS, VOL. 29, NO. 2, MARCWAPRIL 1993.

[48]- E. Busvelle, « Sur les Observateurs des Systèmes Non-Linéaires », Université de Bourgogne Dijon , Laboratoire Electronique Informatique et Image UMR 5158, 29 Juin 2004.

[49]- N. Petit Pierre Rouchon, « Automatique Dynamique et contrôle des systèmes », MINES ParisTech CAS - Centre Automatique et Systèmes Unité Mathématiques et Systèmes ,(1-5) décembre 2009.

[50]- K. NEGADI, « Implémentation de la technique d'observation sans capteur mécanique des machines asynchrones par dSPACE », Thèse ,Magister , Tiaret 2008

[51]- Q. Zhang, « Adaptive Observer for MIMO Linear Time Varying Systems » Rapport de recherche n.4111. Janvier 2001. 29 pages

[52]- Q. Zhang, A. Xu , « Global Adaptive Observer for a Class of Nonlinear Systems », Rapport de recherche n.4246. Septembre 2001.

[53]- R. Marino, S. Peresada , P. Tomei , « Adaptive Observer for Induction Motors with Unknown Rotor Resistance », Authorized licensed use limited to: Synopsys. IEEE Xplore.

[54]- H. Khalil and Elias G. Strangasf, « Sensorless Speed Control of Induction Motors», Authorized licensed use limited to: Synopsys. IEEE Xplore..

[55]- A. Makouf, M. E. H. Benbouzid, Senior Member, D. Diallo,, « A Practical Scheme for Induction Motor Speed Sensorless Field-Oriented Control »,IEEE TRANSACTIONS ON ENERGY CONVERSION, VOL. 19, NO. 1, MARCH 2004

[56]- H. Kubota, K. Matsuse, T. Nakano, « New Adaptive Flux Observer of Induction Motor for Wide Speed Range Motor Drives », Authorized licensed use limited to: Synopsys. IEEE Xplore.

## الملخص:

العمل الذي قمنا به يتمثل في دراسة فاعلية مغير السرعة المباشر و الغير مباشر الذي يستعمل المحرك الامتزامن,و العمل أيضا على تحسين صلابة المحرك و ذلك بتعويض الجزء الحساس في مغير السرعة المتمثل في متحسس السرعة و تعويضه بخوارزميات محددة مثل ملاحظ ليونيبارغ و طريقة النظام ذو شكل مرجعي أعمى أو بواسطة مرشح كالمن الذي لديه القدرة على التعامل مع الأنظمة العشوائية. و لقد تحصلنا على نتائج عملية مرضية مقارنة مع الأطروحات و المقالات الخاصة بهذا المجال.

### الكلمات المفاتيح :

المحرك الامتزامن, الملاحظ , المتنبئ ملاحظ ليونيبارغ , مرشح كالمن , و طريقة النظام ذو شكل مرجعي أعمى , مغير السرعة المباشر و الغير مباشر

## Résumé

Vu les avantages de la machine à induction qu'elle a sur les autres types de machines électriques, parmi lesquels nous pouvons citer : robustesse, entretien moins fréquent et faible coût, la machine à induction est de loin la plus utilisée dans les applications requérant la variation de vitesse. Cependant, leur modèle mathématique est non linéaire (présente un couplage) rend sa commande compliquée. Et comme la commande vectorielle nécessite un capteur de vitesse (Ce qui est coûteux, fragile, et nécessite de câblage supplémentaire) Le but de cette thèse est de remplacés le capteur par un observateur déterministe (Leuneberger) et un autre stochastique (filtre Kalman) et faire la comparaison.

**Mot clés :** la machine à induction, observateur, estimateur, observateur de Leuneberger, , filtre de Kalman, la méthode MRAS , commande vectorielle indirect et direct.

## Abstract

The indirect field-oriented control method is extensively used for induction motor drives. This method wants a speed sensor such as a shaft encoder not only for speed control but also for torque control. Although the direct field oriented control method with a flux estimator, which uses a pure integrator, does not need the speed sensor for torque control, this method is not practical. Moreover, the sensor is a cost factor, since the provision of special motor-shaft extensions and encoder-mounting surfaces leads to more expensive machines. The aim of this thesis is replaced the sensor by an observer deterministic (Leuneberger) and one stochastic (Kalman filter) and make the comparison.

**Key words:** induction machine, observer, estimator, observer Leuneberger., Kalman filter, the MRAS method, indirect and direct vector control.