

**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**



**Thèse**

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

**Doctorat en Sciences**

En Electrotechnique

Par

**Lalia KOURICHE**

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

**Thème**

**Contrôle des systèmes électro énergétiques (Machine à Induction) à base d'observateur d'état.**

Soutenu le 18/11/2021 devant le jury composé de :

Président :	Mr SEBAA .M	Professeur	à l'Université Ibn Khaldoun - Tiaret
Rapporteurs :	Mr MESSLEM. Y	Professeur	à l'Université Ibn Khaldoun - Tiaret
Examineurs :	Mr GEUICHICHE .A	Maître de Conférence	à l'Université Ibn Khaldoun -Tiaret
	Mr BEN YESAAD .Y	Maître de Conférence	à l'Université de Relizane
	Mr MELIANI .B	Maître de Conférence	à l'Université de Relizane
	Mr BOUDIAF .M	Maître de Conférence	à l'Université de Djelfa

Mémoire préparé au sein du Département de Génie Electrique – Tiaret 2021.

---

# Table des matières

---

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

## Chapitre I : Etat de l'Art

I.1 Introduction.....	4
I.2 Les systèmes linéaire et non linéaire .....	4
I.3 Observateur et Observabilité .....	5
I.3.1 Observabilité.....	5
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.3.5 Conception d'un observateur robuste du flux rotorique du MI.....	10
I.4 Filtrage pour les systèmes stochastiques .....	11
I.4.1 La notion de filtrage.....	11
I.4.2 Les classes des filtres .....	11
I.5 Observateurs adaptatifs .....	12
I.5.1 Observateurs adaptatifs pour des systèmes paramétriques.....	12
I.5.2 Observateurs adaptatifs pour des systèmes linéaires invariants.....	13
I.5.3 Observateurs adaptatifs pour les systèmes linéarisables.....	13
I.6 Les différents types d'observateurs .....	14
I.6.1 Système Adaptatif a Modèle de Référence « MRAS ».....	14
I.6.2 Observateurs de Luenberger .....	16
I.6.3 Filtre de KALMAN.....	17
I.6.3.1 Les étapes constituant le filtrage de Kalman .....	18
I.6.4 Observateur mode glissant.....	19
I.6.5 Observateur d'état adaptatif complet .....	20
I.7 Conclusion .....	23

## Chapitre II: Commande Floue en Vitesse de la Machine à Induction

II.1 Introduction .....	24
II.2 Observateur de flux et estimation de la vitesse .....	24
II.3 Nécessité d'un contrôleur robuste .....	25
II.4 Principe de la logique floue .....	25
II.4.1 Les composants de FLC.....	26
II.4.2 Bloc de Fuzzification ou Fuzzifier .....	27
II.4.3 Système d'inférence .....	27
II.4.4 Bloc de défuzzification ou Defuzzifier.....	28
II.5 La commande par logique floue de la MI.....	28
II.5.1 Régulateur de la vitesse .....	28
II.5.2 Régulateur à trois ensembles flous .....	31
II.5.3 Le contrôleur PI .....	32
II.5.3.1 Régulateur de la vitesse avec PI .....	32
II.6 Modélisation du moteur à induction en vue de l'observation .....	33
II.7 Modélisation du moteur à induction en vue de la commande .....	34
II.7.1 Modèle de la machine à induction dans plans (d,q) .....	34
II.7.2 Modèle de la machine à induction dans la plans ( $r, s$ ) .....	35
II.7.3 Le principe de la commande vectorielle de la MI .....	35
II.7.3.1 Orientation du flux rotorique.....	36
II.7.4 Dimensionnement des régulateurs .....	38
II.7.4.1 Régulateur du flux .....	38
II.7.5 Application de la commande vectorielle indirecte à la MI avec le régulateur floue .....	39
II.7.5.1 Structure d'une commande par logique floue.....	39
II.7.6 Résultats de simulation et évaluation .....	40
II.8 Conclusion .....	44

# Chapitre III : Commande Sans Capteur Mécanique de la MAS avec Différent type d'Observateur

III.1 Introduction .....	45
III.2 La commande sans capteur mécanique .....	46
III.2.1 Méthodes avec Modèle.....	47
III.2.1.1 Méthodes à base d'estimateur .....	47
III.2.1.1.1 La loi d'auto-pilotage .....	47
III.2.1.1.2 Estimation de la vitesse par la technique MRAS .....	47
III.2.1.1.3MRAS basé sur l'estimation du flux .....	47
III.2.1.1.4 Mécanisme d'adaptation .....	48
III.2.1.1.5 Les résultats de simulation .....	50
III.3 Effet de la variation des paramètres des régulateurs de vitesse sur les moteurs à induction sans capteur .....	52
III.3.1 Régulation de vitesse basée sur un contrôleur PI classique .....	52
III.3.2 Régulation de vitesse basée sur un contrôleur a logique floue .....	52
III.4 Estimation par l'observateur d'ordre complet .....	52
III.4.1 Calcul de la matrice de gain G .....	53
III.4.2 Estimation simultanée de la vitesse et de la résistance statorique .....	54
III.4.3 Résultats de Simulation .....	55
III.5 Observateur de type stochastique (filtre de « KALMAN ») .....	58
III.5.1 Introduction .....	58
III.5.2 Filtre de « KALMAN » en temps continu.....	58
III.5.3 Filtre de «KALMAN » en temps discret.....	60
III.5.4 Filtre de «KALMAN » standard .....	60
III.5.5 Filtre de «KALMAN» étendu .....	61
III.5.5.1 Choix des matrices de covariance Q et R .....	62
III.5.5.2 Application à l'estimation de la vitesse de rotation de la machine à induction.....	63
III.5.5.3 Les résultats de simulation .....	64
III.6 Conclusions.....	69

## Chapitre IV : Etude Comparative de l'Observateur Mode Glissant

IV.1 Introduction .....	70
IV.2 Contrôleur de mode glissant .....	71
IV.2.1 La conception d'un observateur a mode glissant .....	72
IV.2.2 Choix des grandeurs .....	74
IV.2.3 Observateur par mode glissant du flux rotorique .....	75
IV.2.3.1 Détermination de la matrice de gain .....	75
IV.2.4 Systèmes de référence modèle adaptative (MRAS) .....	77
IV.2.5 Application de l'observateur à mode glissant adaptatif dans la commande vectorielle	79
IV.2.6 Les résultats de simulation .....	81
IV.3 Observateur de mode glissant MRAS -Super Twisting pour la vitesse Contrôle vectoriel sans capteur du moteur à induction .....	85
IV.3.1 Schéma d'estimation de la vitesse .....	88
IV.3.2 Les résultats de simulation .....	89
IV.4 Conclusion .....	96

Conclusion général

Annexe

Notations et Symbole

Listes des Figures

Liste des tableaux

Bibliographie

# Dédicace

Je dédie ce travail

A ma famille qui m'a soutenu et encouragé durant ces années d'études qu'elle trouve ici le témoignage de ma profonde reconnaissance spécialement mon mari.

A mes enfants, ceux qui ont partagé avec moi tous les moments d'émotion lors de la réalisation de ce travail. Ils m'ont chaleureusement supporté et encouragé tout le long de mon parcours surtout *Youcef*.

A tous mes amis qui m'ont toujours encouragé et à qui je souhaite plus de succès.

A tous ceux que j'aime.

Lalia KOURICHE

## Remerciements

En premier lieu je tiens à remercier Mr Pr.MORSSLI SBAA qui me fait l'honneur de présider ce jury.

Je remercie tout particulièrement Mr. YUCEF MESSLEM, professeur à l'université IBN KHALDOUN 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. Sa très grande disponibilité ainsi que ses précieuses qualités humaines sont pour beaucoup dans les résultats obtenus lors de ce travail

J'aimerais également remercier Mr BENYESAAD .Y et Mr MELIANI .B tout deux Maîtres de Conférence à l'Université de Relizane , Mr BOUDIAF .M Maître de Conférence à l'Université de Djelfa , Mr GEUICHICHE .A Maître de Conférence à l'Université Ibn Khaldour –Tiaret d'avoir accepté d'examiner ce travail.

---

# Introduction générale

---

La commande et la supervision d'un système dynamique (procède de production, machine, installation, etc.) nécessite souvent la connaissance des grandeurs physiques non-mesurées. D'où 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. La mise en évidence et son implantation nécessite un système de puissance pour son évaluation.

Un système électro-énergétique (système de puissance) est un système hautement non linéaire qui fonctionne dans un environnement en évolution continue. Le système peut être soumis à des perturbations sous forme de variation de charge donc le système doit être capable de répondre de façon satisfaisante aux besoins de la charge il doit en même temps supporter les différents types de perturbation.

Pour notre travail nous avons choisi les moteurs à induction (IM). Ils sont largement utilisés dans les applications industrielles en raison de leurs constructions mécaniques simples, robustes, fiabilités, efficacités et leurs prix de revient associés à sa commande qui à diminuer par rapport à d'autres machines utilisées dans les mêmes applications. Cependant, son modèle mathématique représente toutefois un couplage fortement non linéaire, multi variable, complexe entre l'inducteur et l'induit, ce qui lui donne un modèle dynamique non linéaire nécessitant une structure de commande complexe. En plus on peut ajouter les paramètres qui sont connus d'une manière approximative et variables avec la température, la difficulté de mesure de certaines grandeurs telles que le flux magnétique et le couple électromagnétique.

Pour la commande l'une des stratégies la plus utilisée est la technique d'orientation du flux rotorique qui rend le comportement de la machine à induction identique à celui de la machine à courant continu à excitation séparée. Cette technique permet le découplage entre le flux et le couple électromagnétique du moteur à induction.



Le fonctionnement de cette commande vectorielle nécessite l'installation d'un capteur mécanique pour la mesure de la vitesse et/ou la position du rotor ce dernier va affaiblir la robustesse de la machine et augmenter son prix. De même il faut prévoir une place supplémentaire dans l'axe du rotor pour l'installation du codeur lorsque celui-là est accessible. La recherche actuelle permet la substitution du capteur mécanique par un autre du type algorithmique qui sont des estimateur ou des observateur (déterministe (*Leuneberger, mode glissant...*) ou stochastique (*le filtre de Kalman*)). Dans ce cas la vitesse et/ou la position du rotor ne sont plus directement mesurées mais calculées à partir des grandeurs électriques du stator de la machine à induction.

En ce qui concerne la commande moderne du moteur on retrouve l'application de la logique floue à la commande vectorielle par orientation du flux. Elle est devenue une technique de contrôle de la machine. Cette stratégie permet d'introduit l'expertise humaine à l'algorithme de commande.

L'intégration de la commande vectorielle dans une structure floue adaptative est une autre manière de résoudre le problème de la commande (tels que : éviter l'exigence de la connaissance explicite de la dynamique du système qui n'est pas toujours possible, réduire les influences des paramètres inconnus ....etc). Une hypothèse fondamentale de cette approche est que le processus à commander soit modélisable et que la structure du modèle soit connue.

Le présent travail est structuré en quatre parties donnés comme suit.

- Etude théorique sur la théorie d'observation ou l'état de l'art s'appuyant sur se que rapporte la littérature.
- Le deuxième chapitre est la commande floue en vitesse de la machine à induction précéder par une présentation du modèle dynamique du moteur à induction et de la théorie approprié.
- Dans le troisième chapitre on a procédé a la suppression du capteur mécanique qui a été remplacé par deux approches d'observation seront montrées par des simulations numérique pour mettre en exergue les performances statiques et dynamiques de la commande sans capteur de vitesse. On utilise l'observateur d'Ordre Complet basé sur la stratégie MRAS et le filtre de Kalman étendu à la

vitesse et à la résistance statorique. On utilise le régulateur flou pour assurer des bonnes performances.

- Dans le quatrième chapitre on fait une comparaison entre l'observateur à Mode Glissant Classique et l'observateur de Mode Glissant MRAS-Super Twisting, l'objectif d'utiliser cet observateur est de remédier au problème de broutement qui apparaît dans l'observateur à mode glissant classique.

En fin nous concluons par une synthèse complète sur ce type d'observateur et ses perspectives pour d'autres systèmes de contrôle.

**Chapitre I**

**Etat de l'Art**

## Chapitre I

---

### 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 leurs introductions 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). [1]

Dans ce chapitre 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.

Pour les estimations abordées dans nos travaux, on étudie la méthode MRAS, et le filtre de Kalman et l'observateur à mode glissant et l'observateur d'ordre complet. Une comparaison est ensuite établie en se basant sur le modèle de la machine à induction.

Depuis les travaux de Luenberger [2] 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

## Chapitre I

---

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 noté  $[y]$ . 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. [3],[4]

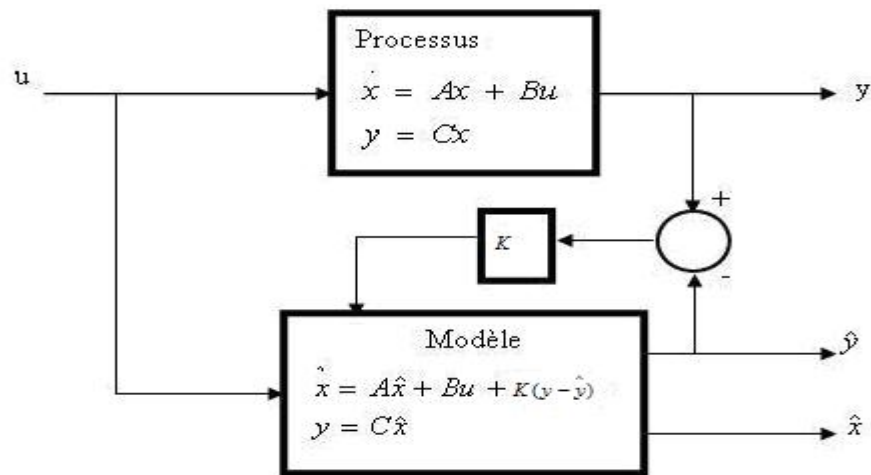
Un système non linéaire est un système dont les lois comportent des équations algébriques non linéaires. La physique fait intervenir des non linéarités, les systèmes étudiés, sous certaines conditions, peuvent être approchés par des modèles linéaires. Par exemple la modélisation d'un système non linéaire 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. [4],[7]



**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,

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

## Chapitre I

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. Si on considère 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 (assure la reconstruction de l'état initial  $x(t_0)$  à partir de la seule connaissance des entrées  $u(t)$  et des sorties  $y(t)$  disponible sur un intervalle du temps donc il n'existe pas de définition universelle). On dit que le système est uniformément observable.

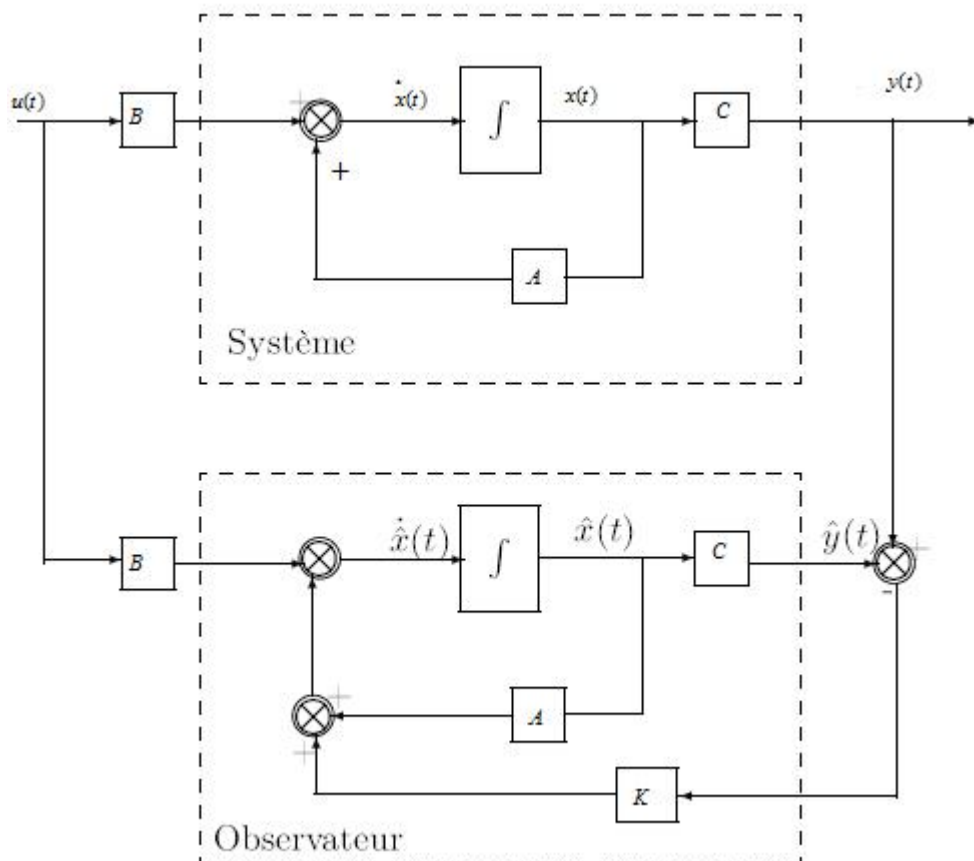


Figure I.2 Diagramme structurel

## Chapitre I

---

Considérons ici un système linéaire stationnaire de la forme :

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

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 :

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 à l'instant  $t_0$  ( $x(t_0)$ ) ceci quelque soit l'entrée  $u(t)$  du système. [9]

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 :

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

La condition du rang s'énonce comme suit.

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

En d'autres termes, un système est observable s'il n'existe pas d'états initiaux distincts qui ne puissent être départagés par examen de la sortie du système.

### 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



## Chapitre I

---

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).[10]

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 [10]. 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, où 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*.

### 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

## Chapitre I

---

façon ou d'une autre aux systèmes linéaires et a appliqué des estimateurs de type Kalman-Luenberger . Plus précisément, il s'agit de:

- Revenir par un changement de coordonnées non-linéaire ou par une immersion a un système linéaire modulo une injection de sortie.
- Revenir par un changement de coordonnées non-linéaire ou par une immersion a 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 ont propose dans un algorithme raisonnablement applicable, dont la convergence est prouvée théoriquement, appelé *observateur a` «Grand Gain»*, pour des systèmes non-linéaires observables pour toute entrée. Il existe aussi des observateurs implicites sous forme d'équations algébro différentielles.

### I.3.5 Conception d'un observateur robuste du flux rotorique du MI

Le modèle du moteur à induction étant un modèle fortement non-linéaire, il s'agit donc de réaliser un observateur non-linéaire qui permet de reconstituer les paramètres du ce moteur. Or, pour la synthèse d'un observateur non-linéaire il n'existe pas de méthode universelle. Néanmoins, le choix de l'observateur pour les systèmes non-linéaires dépend de l'exigence de l'emploi (les performances) de l'observateur (robustesse, rejet de perturbations, précision, .....), et de la structure du modèle. Les observateurs non-linéaires tels que l'observateur de Luenberger et le filtre de Kalman donnent des résultats limités pour l'estimation des paramètres des systèmes non-linéaires. Les observateurs non-linéaires pour les moteurs asynchrones on étés conçu pour la première foi en 1978 par Le filtre de Kalman étendu (EKF) a été ensuite appliqué afin d'obtenir une bonne estimation du flux rotorique. Cet observateur a donné de bons résultats d'estimation, cependant, quelques inconvénients sont apparus par l'utilisation de cet observateur tel que le manque de précision en basse vitesse. Afin d'améliorer les résultats d'estimation en temps réel du flux rotorique et de la vitesse mécanique du moteur asynchrone, de nouveaux types d'observateurs dis " adaptatifs " ont été utilisés ; tel que l'observateur à modèle de référence adaptative (MRAS), et l'observateur adaptatif du flux (AFO). Ces deux observateurs, grâce à la capacité d'adaptation de leur paramètres, ont permit d apporter une

## Chapitre I

---

grande amélioration sur l'estimation du flux rotorique en terme de robustesse et de performances. L'estimation et l'adaptation des paramètres du moteur se fait sur la base de la minimisation d'une fonction de Lyapounov. Les observateurs adaptatifs ont été également utilisés pour réaliser une bonne estimation de la vitesse du moteur asynchrone (commande sans capteur mécanique). D'autres travaux ont utilisé l'observateur robuste à mode glissant afin de rendre l'estimation du flux rotorique moins sensible au bruit de mesure et de modélisation. Cet observateur est une modification de l'observateur de Luenberger avec addition de termes de saturation afin de garantir la robustesse contre les erreurs et les incertitudes de modélisation. Enfin, les techniques de l'intelligence artificielle (notamment les réseaux de neurones artificiels) ont été appliquées pour obtenir une estimation du flux et de la vitesse du moteur asynchrone avec de grandes performances.

### 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

## Chapitre I

---

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.[10],[11]

### 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. [12]

#### 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

## Chapitre I

---

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.

### I.5.2 Observateurs adaptatifs pour des systèmes linéaires invariants

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 on trouve 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 :

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= A_0 x(t) + B u(t) + \chi \langle^T(t) \cdot \\ y(t) &= C_0 x(t) \end{aligned} \tag{I.4}$$

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

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

### 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:

$$\begin{aligned}x(t) &= A_0 x(t) + \Theta(u(t), y(t), t) + x < ^T (t), \\ y(t) &= C_0 x(t)\end{aligned}\tag{I.5}$$

Avec  $\Theta$  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*.

### 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.

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.

## Chapitre I

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, le filtre de KALMAN, l'observateur à mode glissant, l'observateur d'ordre complet*).

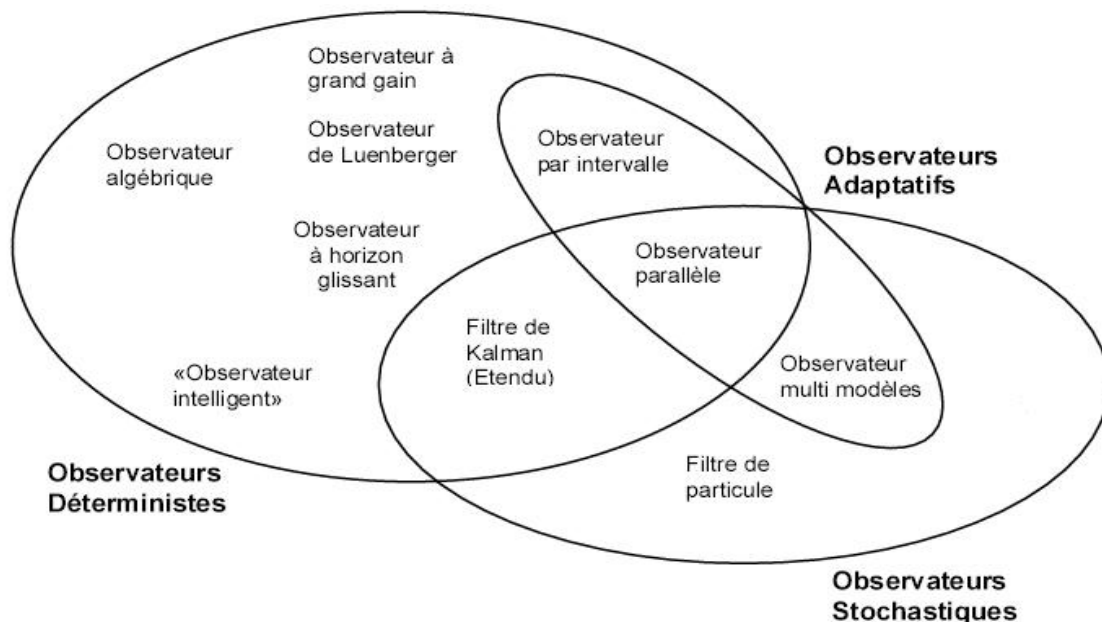


Figure I.3 Différents types d'observateurs

## Chapitre I

### 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 .[13]

De nombreux estimateurs de types MRAS ont été développés a partir de simulateurs (modèles mathématiques) de différentes variables d'états du moteur a induction [14] ,[15] :

- MRASF - basé sur les simulateurs du rotor vecteur de flux.
- MRASEMF- base sur les simulateurs de la force électromotrice.
- MRASRP- basée sur les simulateurs de la puissance réactive.
- MRASCV- basée sur les simulateurs du modèle courant et tension statorique du flux rotorique vecteurs.
- MRASCC- basé sur les simulateurs du stator modèles de courant.
- P-Q MRAS- basé sur les simulateurs de la puissance et réactive respectivement.

Comme il y a d'autre méthode d'estimation, la figure (I.4) présente le schéma synoptique du MRAS.

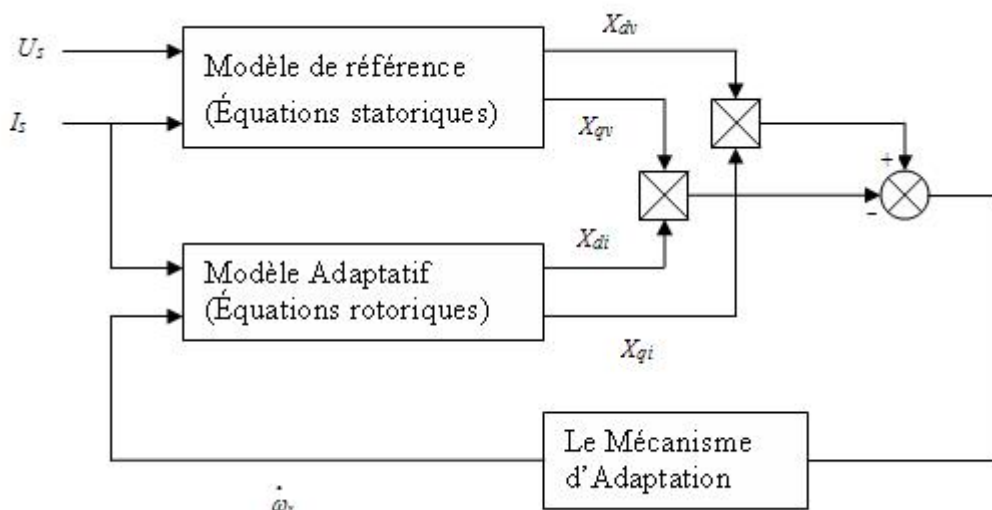


Figure I.4 Le principe du MRAS

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



## Chapitre I

### 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 :

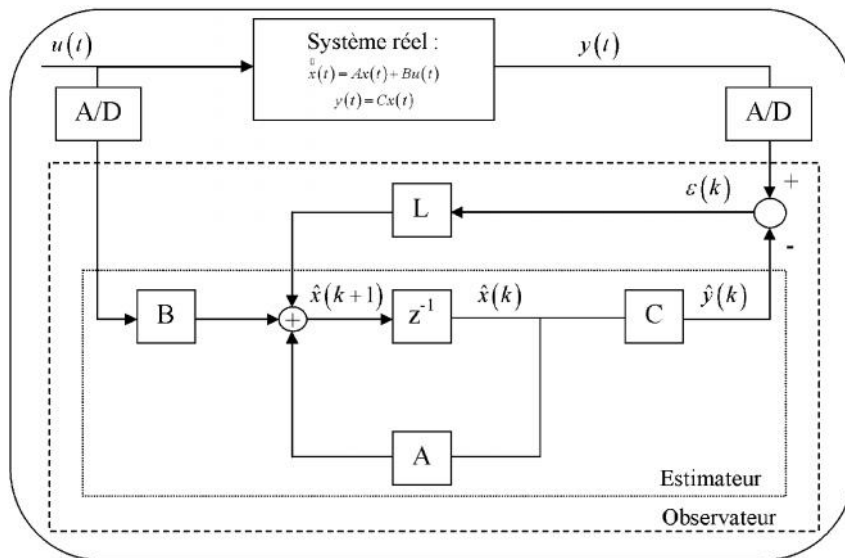


Figure I.5 schéma bloc d'un observateur de Luenberger

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 :

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

Nous notons que le vecteur d'état est corrigé par le terme,  $L*v(k)$

Ou  $v(k) = y(k) - \hat{y}(k)$  est l'erreur d'estimation et «L» est la matrice gain de l'observateur.

Si nous développons l'équation d'état

$$\hat{x}(k+1) = A\hat{x}(k) + Bu(k) + L \left[ y(k) - C\hat{x}(k) \right] \quad (\text{I.7})$$

$$\hat{x}(k+1) = (A - LC)\hat{x}(k) + Bu(k) + Ly(k)$$

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 :

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

$$e(k+1) = [A - LC]e(k)$$

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 décrite 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 :

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

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.

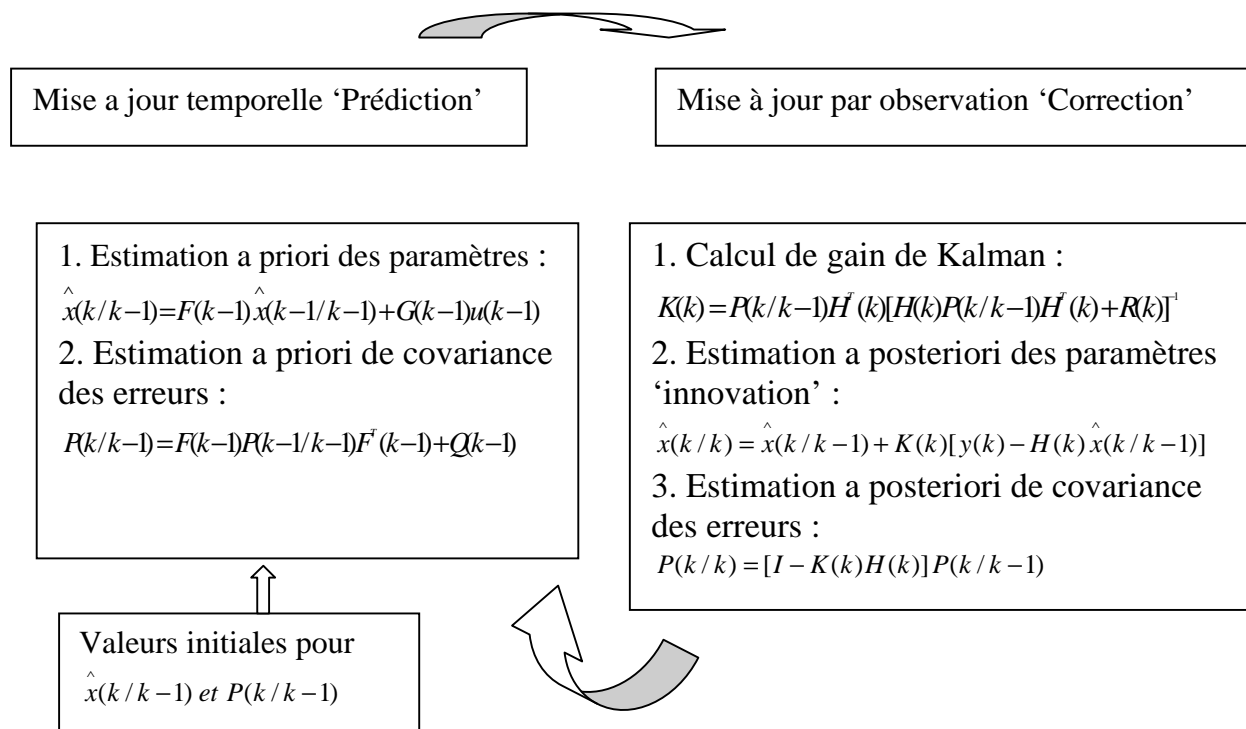
## Chapitre I

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. [16]

### 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.6.4 Observateur à mode glissant

Une machine gouvernée par un convertisseur statique concrète des entrées discontinues importantes. Il devient nécessaire de trouver des moyens et des techniques d'observation à structure variable, dont la théorie des modes glissants sera utilisée pour la synthèse de l'observateur. Un observateur par mode de glissement comprend le terme correcteur donné par la fonction (**signe**) discontinue. L'attractivité et l'invariance de la surface de glissement sont assurées par les conditions de glissement.[15]

## Chapitre I

Outre l'inconvénient important du phénomène de broutement (*chattering*), les principaux avantages de l'observateur à modes glissants demeurent la rapidité de convergence et la robustesse contre les variations paramétriques et les perturbations extérieures.[16]

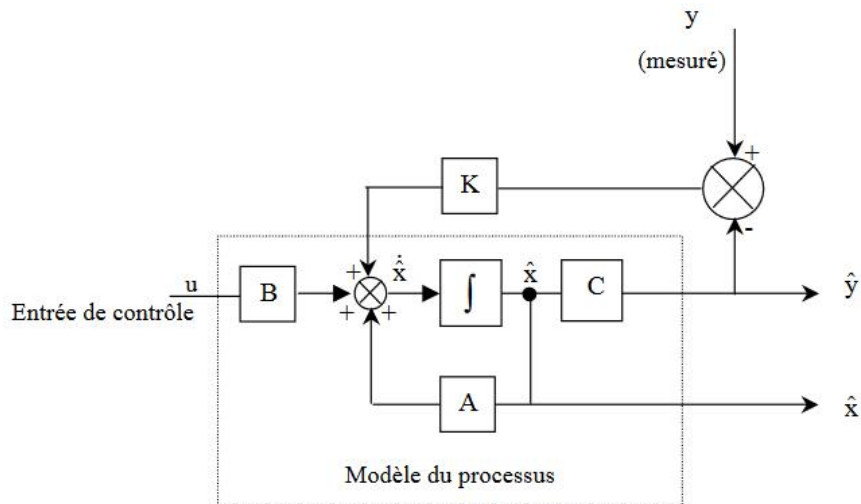
### I.6.5 Observateur d'état adaptatif complet

Un observateur de flux rotorique adaptatif d'ordre complet qui estime simultanément le courant statorique et le flux rotorique peut être construit comme [17]

$$P \begin{bmatrix} \dot{i}_s \\ \dot{\Psi}_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_s \\ \Psi_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix} V_s + G \begin{bmatrix} \hat{i}_s \\ -i_s \end{bmatrix} \quad (\text{I.10})$$

Dans l'observateur d'état adaptatif d'ordre complet, le moteur est utilisé comme modèle de référence et l'observateur d'état d'ordre complet comme modèle réglable. Cette méthode, tout en observant la liaison du flux du rotor, garantit non seulement la précision du modèle de référence mais élimine également les inconvénients du modèle de tension avec le terme intégral et assure la précision du modèle de référence, réduit la sensibilité des paramètres du moteur et estime la vitesse du rotor.

Dans certains ouvrages, un observateur d'ordre complet adaptatif bien connu est classé comme un estimateur de type MRAS car il utilise le moteur à induction comme modèle de référence.



**Figure I.7 Structure d'un observateur d'ordre complet pour un système linéaire.**

Parmi les commandes utilisées pour résoudre la non-linéarité du moteur à induction on peut citer : la commande vectorielle ; Cette commande est basée sur l'orientation du flux rotorique du moteur à induction selon l'axe direct dans le référentiel tournant d,q, de telle manière à supprimer la composante en quadrature du flux rotorique, et ainsi réalise un découplage

## Chapitre I

---

asymptotique entre le flux et le couple . Cependant, la commande vectorielle est sensible aux variations paramétriques du moteur. Ce qui représente un inconvénient pour l'utilisation de cette commande. Ainsi, et pour résoudre le problème des variations paramétriques du moteur asynchrone, d'autres techniques de commande non-linéaire ont été utilisées telles que :

Les méthodes de contrôle direct du couple (DTC) des machines asynchrones sont apparues dans la deuxième moitié des années 1980 comme concurrentielles des méthodes classiques. Elles sont basées sur une alimentation par modulation de largeur d'impulsion (MLI) et sur un découplage du flux et du couple moteur par orientation du champ magnétique autrement dit elle est basée sur la détermination directe de la séquence de commande appliquée aux interrupteurs de l'onduleur de tension. Cette commande étant indépendante du modèle du moteur, elle permet d'avoir une commande robuste contre les variations paramétriques, elle possède aussi l'avantage de la simplicité de réalisation (pas de transformation de coordonnées), ainsi que la simplicité de l'implémentation. Cependant, cette commande présente aussi des inconvénients de commande telle que l'apparition d'oscillation sur le couple du moteur. [28]

La commande par linéarisation, entrée-sortie basée sur la linéarisation et le découplage du modèle en utilisant les outils de la géométrie différentielle. Elle garantit donc le découplage exacte entre le flux et le couple alors que la commande vectorielle réalise seulement le découplage asymptotique. Ainsi, cette commande donne des bonnes performances de commande puisqu'elle permet de rendre la relation entre la sortie d'un système et son entrée complètement linéaire. Cependant, l'inconvénient majeur de cette commande est la non robustesse vis-à-vis des variations paramétriques.

**Définition :** La technique du contrôle par linéarisation est où la sortie  $y$  du système dynamique est différencié jusqu'à l'apparition de l'entrée physique  $u$  dans  $r$  dérivées de  $y$  . Alors  $u$  est introduit dans la fonction de transfert de l' "entrée synthétique",  $v$  , à la sortie  $y$  qui est:

$$\frac{y(s)}{v(s)} = \frac{1}{s^r} \tag{I.11}$$

Le degré relatif total du système s'exprime par :

$$r = r_1 + r_2 + \dots + r_m$$

Si  $r$  est le degré relatif et inférieur de  $n$  l'ordre du système, alors il y aura une dynamique interne.

## Chapitre I

---

La commande basée sur la passivité, était inventée pour définir une méthodologie de conception de contrôleur dont le but est de rendre le système en circuit fermé (retour d'état) passif avec une fonction de stockage attribuée, elle s'appuyant sur l'assurance de la stabilité du système, consiste à calculer l'énergie totale du système, ensuite de rajouter un terme d'amortissement. Elle se caractérise par sa robustesse vis-à-vis des incertitudes paramétriques, mais sa mise en œuvre expérimentale reste encore délicate.

On peut remarquer que chacune des commandes cités plus haut présente des avantages et des inconvénients point de vue performances et point de vue implémentation de la commande. Cependant, pour chacune de ces commandes du moteur asynchrone, nous avons besoin de réaliser l'estimation soit du flux rotorique, ou bien de la vitesse mécanique, ou même du couple du moteur asynchrone. Ainsi, les performances de la commande seront directement liées à la qualité d'observation de ces paramètres.

### I.7 Conclusion

La problématique pour reconstruire l'état des systèmes non-linéaires, a été abordée conjointement par plusieurs chercheurs tel que Luenberger, Kalman et Bucy qui ont proposé respectivement l'observateur de Luenberger et le filtre de Kalman-Bucy, et méthode comme MRAS ( système adaptatif à modèle de référence) , 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, pour les systèmes à structure variable, il suffit d'utiliser l'observateur à modes glissants.

Dans ce travail, nous avons cherché à augmenter la robustesse du commande de la machine à induction avec l'utilisation d'un observateur robuste contre les variations paramétriques du moteur asynchrone, à savoir ; l'observateur adaptatif du flux. Cet observateur repose sur l'adaptation en temps réels de la valeur de la résistance statorique (ou rotorique), afin de réduire l'influence des variations paramétriques sur les performances de la commande vectorielle indirecte du moteur asynchrone. Nous avons ensuite abordé l'état de l'art des différentes stratégies de commande.

## **Chapitre II**

# **COMMANDE FLOUE EN VITESSE DE LA MACHINE A INDUCTION**



### II.1 Introduction

La logique floue ou bien le traitement des incertitudes, théoriquement était établi en 1965 par le professeur Lotfi Zadeh mais le début de son application, c'était l'année 1975 où les chercheurs ont trouvé les premières applications dans l'industrie au niveau des systèmes de réglages. Elle repose sur la théorie des ensembles flous avec un formalisme mathématique. Le contrôleur flou apparaît essentiel pour tous systèmes complexes et non linéaires dans lesquels la modélisation est difficile ou impossible c'est à dire nous n'avons pas besoin d'établir le modèle mathématique du système. Son intérêt réside dans sa capacité de traiter l'imprécis, l'incertain et l'indéfini, mais il ya toujours des inconvénients à toute méthode de contrôle telle que :

- L'implémentation expérimentale.
- Performances en boucle fermée dépendent de l'expertise.
- Il n'existe pas de théorie générale qui caractérise rigoureusement la stabilité, la robustesse.
- Les variables linguistiques sont utilisées à la place des variables numériques.
- La non-linéarité du système peut être gérée facilement, la réponse du système est rapide et la fiabilité du système est augmentée.

Dans ce chapitre on donne un aperçu général sur les ensembles flous et un aperçu général sur la logique floue, ainsi que son application pour le réglage de la vitesse de la machine à induction. [18],[19]

### II.2 Observateur de flux et estimation de la vitesse

Si on peut facilement imaginer une mesure de vitesse, l'acquisition du flux rotorique semble par contre beaucoup plus délicate. Introduire, d'une part, un capteur dans la machine, lors de sa conception, en augmente le prix. D'autre part, ajouter ce capteur sur des moteurs existants est complexe. Par conséquent, d'autres méthodes doivent être envisagées. Elles sont basées sur une reconstitution de l'état magnétique de la machine asynchrone à partir des seules grandeurs électriques mesurables : les tensions et les courants statoriques.

Enfin, bien que l'orientation indirecte du champ soit simple et préférée, ses performances sont dépendantes de la connaissance précise des paramètres de la machine. Les recherches sur le moteur à induction et leur contrôle a été concentré pour remédier aux problèmes ci-dessus. Beaucoup de travail a été rapporté afin de diminuer la sensibilité du système de contrôle à la variation des paramètres et en estimant plutôt que de mesurer le flux

et la vitesse du rotor à partir des tensions et des courants aux bornes. Cela élimine le capteur de flux ou de vitesse pour réaliser un contrôle sans capteur.

L'un des problèmes majeurs des observateurs de flux, basés sur les quantités terminales conçus dans le passé, est leur sensibilité aux paramètres de la machine, en particulier, à la résistance du rotor. Pour le courant l'observateur de modèle et à la résistance du stator dans le cas de l'observateur de flux de modèle de tension. Surpasser ces problèmes diverses techniques de contrôle ont été expérimentées pour améliorer l'estimation du flux rotorique. Certains sont discutés dans le chapitre III.

### II.3 Nécessité d'un contrôleur robuste

Réaliser le découplage est le principal objectif de la commande vectorielle. Le découplage idéal ne sera pas obtenu, si les paramètres du rotor utilisés dans la loi de commande de découplage ne peuvent pas suivre les vraies valeurs. En raison du désaccord des paramètres du rotor, le rendement de l'entraînement du moteur est dégradé en raison de la réduction de la capacité de génération de couple et de la saturation magnétique causée par une surexcitation. Les caractéristiques de contrôle dynamique sont également dégradées. En ligne l'adaptation des paramètres pour réaliser le découplage est possible, mais très difficile et complexe à traiter. Pour réduire les effets des variations des paramètres du rotor, diverses techniques de réglage en ligne ont été citées.

Une technique de contrôle robuste est une bonne solution pour le problème de variation des paramètres du rotor. En plus du problème ci-dessus, il existe également d'autres problèmes associés au moteur à induction entraînements qui nécessitent une technique de commande robuste. Ce sont des perturbations de couple de charge, approximations dans le modèle utilisé dans l'analyse et la conception du contrôleur, et nécessite de suivre la trajectoire complexes, pas seulement des changements par étapes.

### II.4 Principe de la logique floue

La logique booléenne conventionnelle a été étendue pour traiter le concept de vérité partielle qui existe entre «complètement vrai» et «complètement faux», ce que nous référant à la logique floue. Ceci est réalisé grâce au concept de degré d'appartenance. Le principe de la logique floue repose sur un ensemble de règles linguistiques si-alors, comme un opérateur humain. Il a rencontré un intérêt croissant dans de nombreuses applications de commande de moteur en raison de sa gestion de la non-linéarité caractéristiques et indépendance de la modélisation des systèmes. De plus, les concepts de logique floue jouent un rôle dans le

développement de contrôleurs pour l'usine car elle n'a pas besoin d'un matériel très compliqué et tout ce qu'il faut, ce sont seulement un ensemble des règles [20]

La logique floue est basée sur l'imitation des aspects approximatifs et qualitatifs du raisonnement humain. C'est à dire de capturer l'imprécision de la pensée humaine et de l'exprimer avec des outils mathématiques appropriés. à partir d'une représentation de la dynamique du système non linéaire par un système flou ou les relations entre les entrées / sorties et les états sont exprimées par des règles floues de type « SI-ALORS ». Le jugement humain intervient lorsqu'il n'est pas possible ou plus significatif de quantifier numériquement un phénomène ou un état sans modifier sa signification par rapport à son contexte.

### II.4.1 Les composants de FLC

Les entrées d'un contrôleur de logique floue sont traitées à l'aide de variables linguistiques qui à leur tour sont définis à l'aide des fonctions d'appartenance. Les fonctions d'adhésion sont choisies de telle manière qu'ils couvrent l'ensemble de l'univers du discours. Pour éviter toute discontinuité par rapport aux changements mineurs des entrées, les ensembles flous adjacents doivent se chevaucher les uns des autres [21]. En raison d'une petite constante de temps dans les contrôleurs à logique floue, ce critère est très important dans la conception de la même chose. Il y a essentiellement trois segments nécessaires dans le Fuzzy Logic Controller (FLC) à savoir comme le montre la figure (II.1)

1. Bloc de Fuzzification ou Fuzzifier.
2. Système d'inference.
3. Bloc de défuzzification ou defuzzifier.

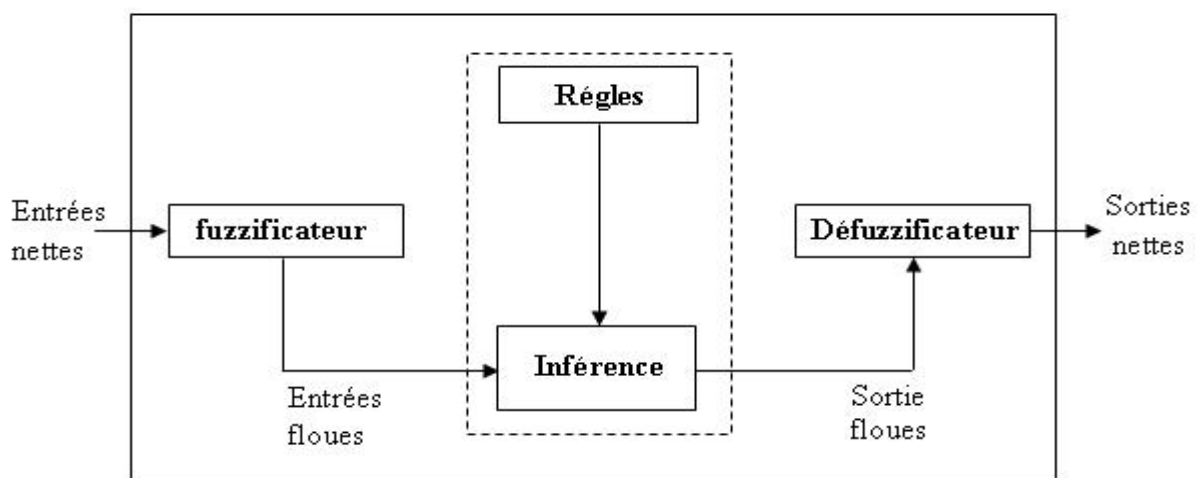


Figure II.1 architecture de contrôleur floue

### II.4.2 Bloc de Fuzzification ou Fuzzifier

La première étape vers la conception d'un contrôleur à logique floue consiste à choisir les entrées appropriées. Ces variables d'entrée doivent être telles qu'elles représentent la dynamique du système complètement. Ensuite, la fonction du Fuzzifier entre en scène. Comme indiqué précédemment, au lieu d'utiliser des variables numériques, la logique floue utilise des variables linguistiques pour le traitement d'information. Mais puisque les entrées du FLC sont sous forme de variables numériques, ils doivent être convertis en variables linguistiques. Cette fonction de conversion des ensembles nets en ensembles flous (variables linguistiques) sont exécutés par le *Fuzzifier*.

La technique de fuzzification consiste à définir les fonctions d'appartenance pour les entrées. Celles-ci les fonctions d'appartenance devraient couvrir tout l'univers du discours et chacune représente un ensemble flou ou variable linguistique. Les entrées nettes sont ainsi transformées en ensembles flous. Traingulaire MF, Trapezoidal MF , Bell MF , Generalized Bell MF ou Sigmoidal MF peuvent être utilisés. Même un l'hybride de l'une des fonctions d'appartenance ci-dessus peut être utilisé pour la fuzzification.[26]

### II.4.3 Système d'inférence

Il existe plusieurs méthodes d'inférence utilisées dans la littérature, parmi elles, on cite :

- Méthode d'inférence MAX-MIN (**méthode de Mamdani**).
- Méthode d'inférence MAX-PROD (**méthode de Larsen**).
- Méthode d'inférence SOMME-PROD (**Méthode de Sugeno**).

Le système d'inférence d'un contrôleur à logique floue comprend les trois paradigmes suivants [26]:

1. Base de règles: - Elle se compose d'un certain nombre de règles *Si-Alors*. Le côté *Si* de la règle est appelé antécédent et le côté *Alors* est appelé la conséquence. Ces règles sont très similaires au processus de pensée humaine et l'ordinateur utilise les variables linguistiques dérivé après fuzzification pour l'exécution des règles. Ils sont très simples à comprendre et écrire et donc la programmation du contrôleur à logique floue devient très simple. La stratégie de contrôle est stockée dans plus ou moins la langue normale.
2. Base de données: - Elle comprend toutes les fonctions d'appartenance définies qui doivent être utilisées par les règles.
3. Mécanisme de raisonnement: - Il effectue la procédure d'inférence sur les règles et les données proposer pour fournir un résultat raisonnable. Ce sont essentiellement les

codes du logiciel qui sont traités les règles et toutes les connaissances en fonction d'une situation particulière. Il exerce un type d'attribut du cerveau humain pour effectuer méthodiquement les étapes d'inférences pour le traitement d'information.

### II.4.4 Bloc de défuzzification ou Defuzzifier

Un défuzzifier remplit exactement la fonction opposée d'un fuzzifier. Il transforme les variables floues (qui sont obtenues en sortie après traitement des entrées) en ensembles nets. Le defuzzifier est nécessaire car dans le monde réel, les valeurs nettes ne peuvent être prises que comme entrées pour les autres systèmes. Même si les ensembles flous ressemblent au processus de pensée humaine. La défuzzification est généralement l'une des tâches les plus gourmandes en temps d'opération du traitement flou.

Il existe de nombreuses méthodes de défuzzification, mais seulement quatre sont pratiquées. Les méthodes les plus couramment utilisées sont [22] :

- Méthode du maximum ;
- Méthode de la moyenne des maximas ;
- Méthode du centre de gravité ;
- Méthode de hauteurs pondérées ;

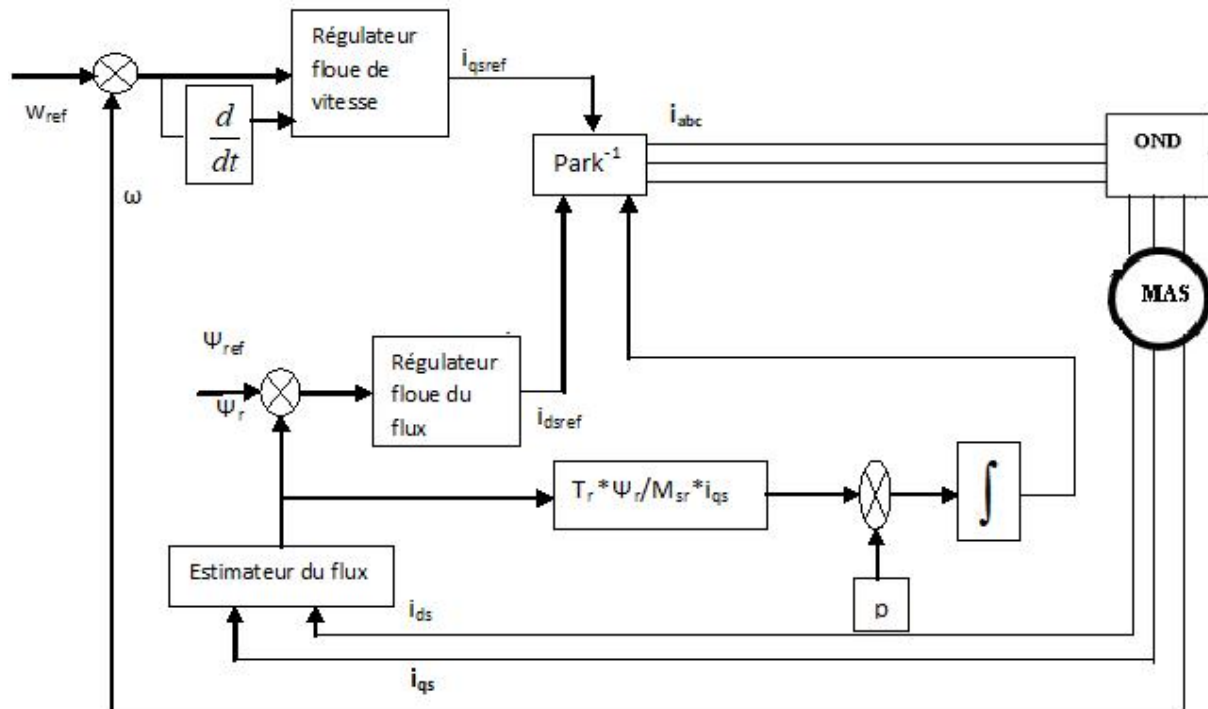
### II.5 La commande par logique floue de la MI

Dans cette partie, nous présentons le régulateur flou pour le réglage de la vitesse d'une MI on va choisir le système flou de Mamdani à cause de sa simplicité dans la représentation des règles floues et la flexibilité dans l'implémentation. Ceci est dû à la liberté dans le choix des formes d'implication floues, du fuzzificateur et du défuzzificateur.

#### II.5.1 Régulateur de la vitesse

Pour le réglage de la vitesse d'un moteur à induction, on utilise un régulateur de type Mamdani ou les sorties sont les courants statoriques de référence suivant l'axe d,q ( $i_{sqref}$ ,  $i_{sdref}$ ) et après la transformation de Park on aboutit aux courants réels statoriques qui donnent la vitesse réelle du moteur.

La structure globale de cette commande est représentée par la figure (II.2).



**Figure II.2 la structure de la commande floue**

Comme le montre le diagramme, le mécanisme de rétroaction (vitesse du moteur) est renvoyé et comparé avec le  $\omega_{ref}$  (vitesse de référence).

Ensuite, l'erreur et le changement d'erreur sont donnés comme entrée au contrôleur flou.

Le fuzzifier fuzzifie ces deux entrées puis le bloc de prise de décision ou le système d'inférence traite les entrées en fonction des bases de règles et fournit une sortie, qui est défuzzifiée par défuzzifier et fournie comme sortie du contrôleur. Cette sortie est appelée changement de contrôle ( $\Delta u$ ). Ce  $\Delta u$  est ensuite ajouté avec (vitesse du moteur).

Donc en bref le FLC a deux entrées et une sortie. Les entrées sont l'erreur,  $e(k)$  et le changement d'erreur,  $\Delta e(k)$  et la sortie est changement de contrôle ( $\Delta u$ ).

Où erreur ( $e$ ) =  $\omega_{ref} - \omega$

Le calcul de la commande se développe comme suit:

Les entrées du contrôleur flou F.L.C sont

- L'erreur de vitesse, elle est définie par :  $E(k) = \Omega_{ref}(k) - \Omega(k)$ .
- La dérivée de l'erreur de vitesse, elle est approchée par :  $dE(k) = \frac{E(k) - E(k-1)}{T_e}$

avec  $T_e$  étant la période d'échantillonnage.

Calculer la variation de la commande  $\Delta u_i$ .

Pour cela on parcourt les étapes suivantes :

### 1- Fuzzification :

Comme discuté précédemment, logique floue basée sur une variable linguistique mais depuis l'entrée donnée au FLC le bloc est sous forme numérique, donc la première chose à faire est de convertir les données, variables numériques en variable linguistique. Et cette tâche est effectuée par le fuzzifier. Donc fuzzifier convertit le variable numérique donnée au FLC en variable linguistique. Cette tâche de fuzzification comprend choisir MF approprié pour les variables afin que les entrées nettes puissent être converties en ensembles flous.

Calculer les degrés d'appartenance de l'erreur  $e_i$  et la dérivée de l'erreur  $\Delta e_i$  pour les différentes classes à l'aide de leurs fonctions d'appartenance.

### 2- Base de connaissances:

La base de connaissances est constituée d'une base de règles et d'une base de données. L'objectif principal de la base de données est de fournir les définitions nécessaires pour définir les règles de contrôle linguistique et le but de la base de règles est de caractériser les objectifs et les politiques de contrôle en utilisant un ensemble de règles linguistiques ou If-Then. Calculer les fonctions d'appartenance résultante de la variable linguistique  $\Delta u_i$  à chacune de ces classes.

### 3- Bloc de prise de décision:

C'est le composant le plus important d'un contrôleur flou car c'est le bloc qui décide la sortie en fonction de l'entrée. Basé sur des concepts, des données et des bases de règles flous, il fournit sortie raisonnable.

### 4- Défuzzification:

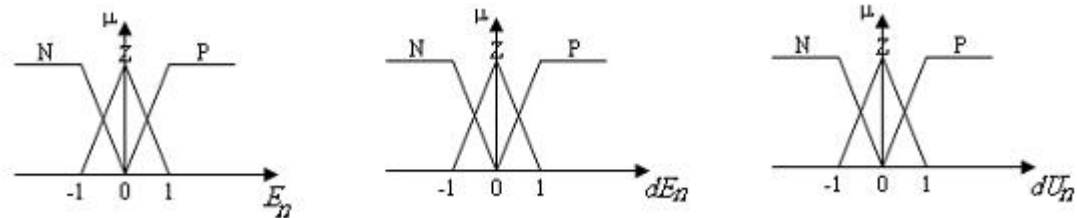
Par cette étape se fait le retour aux grandeurs de sorties réelles. Il s'agit de calculer, à partir des degrés d'appartenance, tous les ensembles flous de la variable de sortie, et l'abscisse qui correspond à la valeur de cette sortie.

Différentes méthodes sont utilisées, parmi elles la méthode du centre de gravité de la fonction d'appartenance résultante de l'inférence correspond à la valeur de sortie du régulateur.

Dans le cas où l'on attribue trois ensembles flous.

### II.5.2 Régulateur à trois ensembles flous

Le régulateur admet trois ensembles flous de forme triangulaire pour les variables d'entrée (l'erreur et la variation de l'erreur) et des singletons pour la variable de sortie comme montré sur la figure (II.3):



**Figure II.3 : Fonction d'appartenance des différentes variables linguistiques trois ensembles.**

A partir de l'étude du comportement du système, nous pouvons établir les règles de commande qui relient la sortie avec les entrées. Un choix possible est le suivant : Celles-ci peuvent être représentées par la matrice d'inférence suivant

**Tableau Base de règle 3 ensembles**

	<b>NG</b>	<b>EZ</b>	<b>PG</b>
<b>NG</b>	NG	NP	EZ
<b>EZ</b>	NP	EZ	PP
<b>PG</b>	EZ	PP	PG

Les ensembles flous sont notés comme suit:

- NG : Négatif grand
- NM : Négatif moyen
- NP : Négatif petit
- EZ : Environ zéro
- PP : Positif petit
- PM : Positif moyen
- PG : Positif grand

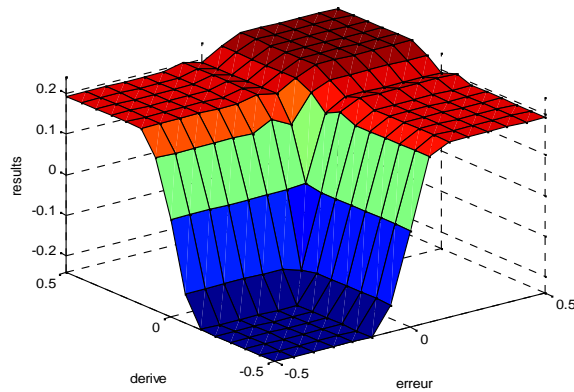
Exemple pour déterminer la matrice des règles :

Si l'erreur  $e$  est NG et la dérivée de l'erreur est NG donc le résultat est NG

Si  $e$  est EZ et  $e$  est EZ alors  $u$  est EZ Elles indiquent que si la vitesse est trop petite par rapport à sa référence ( $E$  est), alors il faut un appel de couple grand ( $U$  est PG) pour ramener la vitesse à sa référence. Et si la vitesse atteint sa référence et s'établit ( $E$  est EZ et  $E$  est EZ) alors garder le même couple ( $U$  est EZ) [23]



Dans l'étape de la défuzzification Le régulateur flou est représenté par sa surface caractéristique (figure II.5). Cette dernière exprime les variations de la valeur réelle de sa sortie en fonction des entrées.



**Figure II.4 surface de contrôle.**

Nous avons conçu un contrôleur basé sur la logique floue. Pour concevoir le contrôleur, on choisit d'abord l'ensemble flou et les fonctions d'appartenance, puis la base de règles est conçue. Règles, surfaces et la fonction d'appartenance des variables d'entrée et de sortie sont également vérifiées dans l'éditeur FIS la fenêtre. Le contrôleur conçu a utilisé le modèle Mamdani avec Centroid Of Area technique (Technique du centre de gravité) de défuzzification.

### II.5.3 Le contrôleur PI [24]

Malgré de nombreux avantages, le moteur à induction présente deux limitations inhérentes.

- Ce n'est pas une véritable machine à vitesse constante (le glissement varie de 1% à 5% pendant le fonctionnement).
- Il n'est pas capable de fournir un fonctionnement à vitesse variable.

Pendant le démarrage, le moteur à induction tire un courant important qui produit des chutes de tension oscillatoires couples et également capable de générer des harmoniques dans le système d'alimentation. Lorsque la précision de la réponse à la vitesse est un problème, un contrôle de vitesse en boucle fermée est mis en œuvre avec la commande  $V / F$  constante. Un contrôleur PI est utilisé pour régler la vitesse de glissement du moteur pour maintenir la vitesse du moteur à sa valeur définie.

#### II.5.3.1 Régulateur de vitesse

La boucle de régulation de vitesse contient habituellement deux étapes. Le premier comprend les boucles de régulation des courants, et le second, le plus externe est la boucle de régulation de vitesse. 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 :

$$\frac{\check{S}_r}{C_{em}} = \frac{p}{F + Js}$$

Le schéma bloc de la vitesse est donc réalisé comme indiqué par la figure II.5

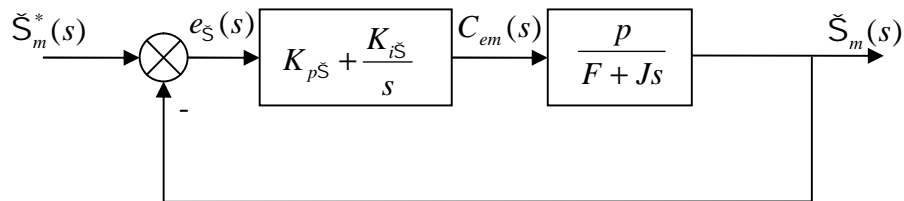


Figure .5 Schéma fonctionnel de régulation de vitesse.

### II.6 Modèle de la machine en vue de l'observation

Dans la plupart des applications industrielles de la machine asynchrone, 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 non-linéaire d'ordre 4 en prenant la vitesse, qu'on suppose la connaître par mesure, comme un paramètre variable. Le vecteur d'état est le suivant :

$$x = [i_{sr} \quad i_{ss} \quad \Psi_{r\Gamma} \quad \Psi_{rS}]^T$$

Le plan fixe ( $r, s$ ), est préféré pour l'élaboration d'un modèle d'observation du moteur asynchrone pour sa simplicité (contrairement au plan  $(d, q)$ , il ne contient pas de rotation). Le modèle d'état du moteur asynchrone en vue de l'observation est obtenu :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{sr} \\ i_{ss} \\ \Psi_{r\Gamma} \\ \Psi_{rS} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -x & 0 & \frac{K}{T_r} & pk\check{S}_r \\ 0 & -x & -pk\check{S}_r & \frac{K}{T_r} \\ \frac{M_{sr}}{T_r} & 0 & \frac{-1}{T_r} & -p\check{S}_r \\ 0 & \frac{M_{sr}}{T_r} & p\check{S}_r & \frac{-1}{T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sr} \\ i_{ss} \\ \Psi_{r\Gamma} \\ \Psi_{rS} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\dagger L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\dagger L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{s\Gamma} \\ v_{sS} \end{bmatrix} \quad (\text{II.1})$$

Dans cette formule on peut remarquer que la matrice d'état est en fonction seulement de la pulsation rotorique  $\check{S}_r$ . Cette représentation d'état peut donc s'écrire sous une forme plus simple ;

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = A(\Omega) + BU \\ y = Cx \end{cases} \quad (\text{II.2})$$

Dans le 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,  $y = [i_{sr} \quad i_{ss}]$ .

### II.7 Modélisation du moteur à induction en vue de la commande

Bien que la construction du moteur à induction soit simple, son contrôle de vitesse est considéré comme plus complexe que celui des moteurs à courant continu. La raison est non linéaire et hautement interactive modèle d'espace d'état multi varié du moteur. Les progrès rapides et révolutionnaires en microélectronique et onduleurs statiques à fréquence variable avec application de contrôle moderne.

La théorie a rendu possible la construction de contrôleurs sophistiqués pour les entraînements de moteurs à courant alternatif. La conception et le développement d'un tel système d'entraînement nécessite une modélisation mathématique appropriée du moteur pour optimiser la structure du contrôleur, les entrées nécessaires et les paramètres de gain. La modélisation du moteur à induction est présentée.

#### II.7.1 Modèle de la machine à induction dans le plan (d, q)

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

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ \Psi_{rd} \\ \Psi_{rq} \\ \check{S}_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\chi i_{sd} + \check{S}_s i_{sq} + a \Psi_{rd} + pK \check{S} \Psi_{rq} \\ -\check{S}_s i_{sq} - \chi i_{sd} - pK \check{S}_r \Psi_{rq} + a \Psi_{rd} \\ b i_{sd} - c \Psi_{rd} - (\check{S}_s - p \check{S}_r) \Psi_{rq} \\ b i_{sq} - (\check{S}_s - p \check{S}_r) \Psi_{rd} - c \Psi_{rq} \\ \frac{pM_{sr}}{JL_r} (\Psi_{rd} i_{sq} - \Psi_{rq} i_{sd}) - \frac{F}{J} \check{S}_r - \frac{C_r}{J} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\dagger L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\dagger L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{sd} \\ v_{sq} \end{bmatrix} \quad (\text{II.3})$$

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

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

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

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

Le couple développé  $Cem$  est:

$$C_{em} = \frac{3}{2} p (\Psi_{ds} i_{qs} - \Psi_{qs} i_{ds}) \quad (\text{II.4})$$

L'équation d'équilibre de couple est:

$$J \frac{d\check{S}_r}{dt} = C_{em} - C_r - s \check{S}_r \quad (\text{II.5})$$

Où, dans les équations ci-dessus, toutes les tensions (v) et les courants (i) se réfèrent à la référence arbitraire. Les indices ds, qs, dr et qr correspondent aux grandeurs des axes d et q pour le stator et rotor respectivement.  $\check{S}_r$  désigne la liaison de flux.  $\omega_{ref}$  et  $\omega_r$  sont la vitesse du référentiel et la vitesse mécanique du rotor en rad / sec.  $R_s$  et  $R_r$  sont les résistances du stator et du rotor par phase du moteur respectivement.  $P$  est le nombre de paires de pôles.  $J$  est le moment d'inertie et  $f$  est le coefficient de frottement visqueux.  $C_{em}$  est le couple développé et  $C_r$  est la charge couple.

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.7.2 Modèle de la machine à induction dans le plan (r, s)

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 :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{sr} \\ i_{ss} \\ \Psi_{rr} \\ \Psi_{rs} \\ \check{S}_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\chi i_{sr} + a \Psi_{rr} + p K \check{S}_r \Psi_{rs} \\ -\chi i_{ss} - p K \check{S}_r \Psi_{rr} + a \Psi_{rs} \\ b i_{sr} - c \Psi_{rr} - p \check{S}_r \Psi_{rs} \\ b i_{ss} + p \check{S}_r \Psi_{rr} - c \Psi_{rs} \\ \frac{p M_{sr}}{J L_r} (\Psi_{rr} i_{ss} - \Psi_{rs} i_{sr}) - \frac{F}{J} \check{S}_r - \frac{C_r}{J} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\dagger L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\dagger L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{sr} \\ v_{ss} \end{bmatrix} \quad (\text{II.6})$$

### II.7.3 Le principe de la commande vectorielle de la machine à induction

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.

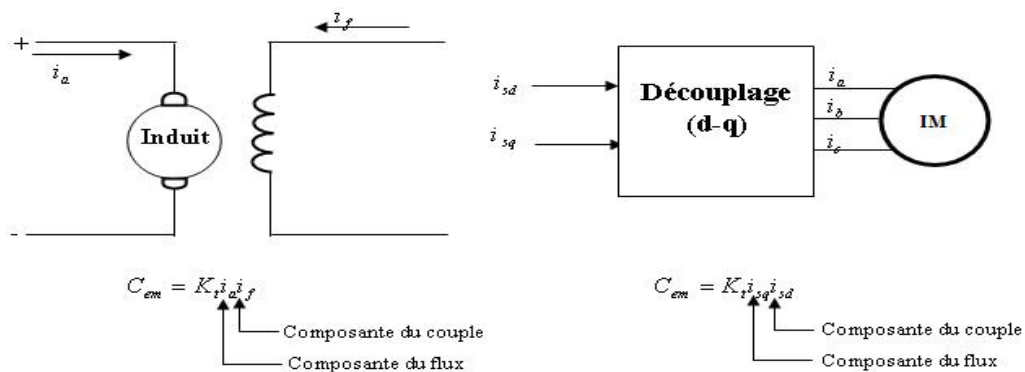
Contrairement à la machine à courant continu où il y a un découplage naturel, la machine à induction présente un modèle non linéaire complexe et caractérisée par une haute interdépendance entre ses paramètres internes. Pour surmonter ce problème, La commande par flux orienté est une technique qui nous 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.

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 [25]. 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.



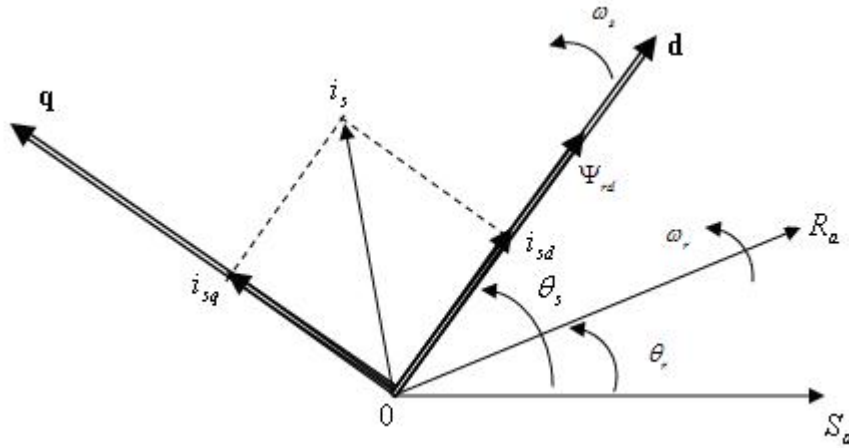
**Figure II.6 Analogie de la machine à induction avec la machine à courant continu dans la commande vectorielle.**

### II.7.3.1 Orientation du flux rotoriques

La méthode indirecte consiste à ne pas estimer l'amplitude du flux rotorique mais à utiliser directement l'amplitude de référence. L'intérêt de cette méthode est d'utiliser uniquement des grandeurs de référence qui par définition ne sont pas bruitées. En effet, à partir d'un couple électromagnétique de référence  $C_{em}$  et du flux rotorique de référence, la méthode de commande indirecte se caractérise donc par le fait qu'aucune estimation du flux n'est nécessaire. Le contrôle vectoriel de la MAS est donc un type de commande permettant de découpler le couple et le flux et inversement. Ceci consiste alors à choisir un système d'axes approprié. Ainsi, le repère de référence ( $d$   $q$ ) est lié au flux rotorique de sorte que le

vecteur flux rotorique soit selon l'axe d. Les deux composantes du courant statorique  $i_{ds}$  et  $i_{qs}$  représentent les variables d'entrée d'une commande découplée du flux et du couple. Il est à noter, par ailleurs, que la commande vectorielle basée sur l'orientation du flux rotorique est la plus utilisée du fait qu'elle permet l'élimination de l'influence des réactances de fuite rotorique et statorique .

La méthode dite du flux orienté consiste à choisir un système d'axes (d-q) de telle manière que le flux rotorique soit aligné avec l'axe (d), comme le montre la figure (II.7)



**Figure II.7 Le principe d'orientation du flux rotorique**

$$D'où : \Psi_{rd} = \Psi_r, \Psi_{rq} = 0 \quad (II.7)$$

Le modèle de la machine devient ainsi :

$$\begin{aligned} \frac{di_{ds}}{dt} &= -\frac{1}{\tau} \left( \frac{1}{T_s} + \frac{(1-\tau)}{T_r} \right) i_{ds} + \tilde{S}_s i_{qs} + \frac{(1-\tau)}{\tau M_{sr}} \Psi_r + \frac{v_{ds}}{\tau L_s} \\ \frac{di_{qs}}{dt} &= -\tilde{S}_s i_{ds} - \frac{1}{\tau} \left( \frac{1}{T_s} + \frac{(1-\tau)}{T_r} \right) i_{qs} + \frac{(1-\tau)}{\tau M_{sr}} \tilde{S}_r \Psi_r + \frac{v_{qs}}{\tau L_s} \\ \frac{d\Psi}{dt} &= \frac{M_{sr}}{T_r} i_{ds} - \frac{1}{T_r} \Psi_r \end{aligned} \quad (II.8)$$

$$J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - C_r - F\Omega$$

$$C_{em} = p \frac{M_{sr}}{L_r} \Psi_r i_{qs}$$

$$\tilde{S}_r = p\Omega$$

Après la transformation de Laplace, on a :

$$\Psi_r = \frac{M_{sr}}{1 + T_r s} i_{sd} \quad (II.9)$$

$$C_{em} = \frac{pM_{sr}}{L_r} \Psi_r i_{sq} \quad (\text{II.10})$$

D'après les équations (II.9) et (II.10) 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.7.4 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.

#### .7.4.1 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 on obtient :

$$\frac{\Psi_r}{i_{sd}} = \frac{M_{sr}}{1 + T_r s} \quad (\text{II.11})$$

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.

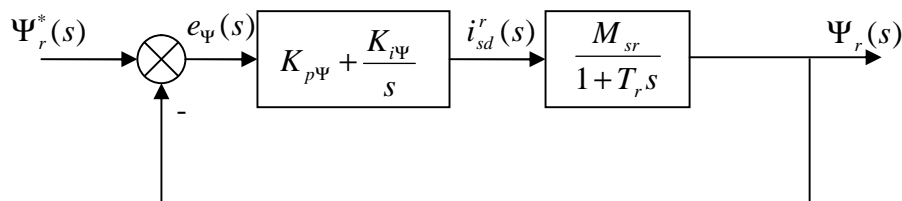


Figure .8 Schéma fonctionnel de régulation de flux.

La fonction de transfert en boucle fermée est :

$$\frac{\Psi_r}{\Psi_r^*} = \frac{(K_{p\psi}s + K_{i\psi}) \frac{M_{sr}}{T_r}}{s^2 + \frac{1}{T_r}(1 + M_{sr}K_{p\psi})s + \frac{M_{sr}K_{i\psi}}{T_r}} \quad (\text{II.12})$$

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

$$\begin{aligned} T_{ibo} &= \dagger * T_s \\ T_{ibf} &= \frac{T_{ibo}}{m} \end{aligned} \tag{II.13}$$

$$K_{p\Psi} = \frac{T_r}{(M_{sr} * T_{ibf})} \quad \text{et} \quad K_{i\Psi} = \frac{K_{p\Psi}}{T_r} \tag{II.14}$$

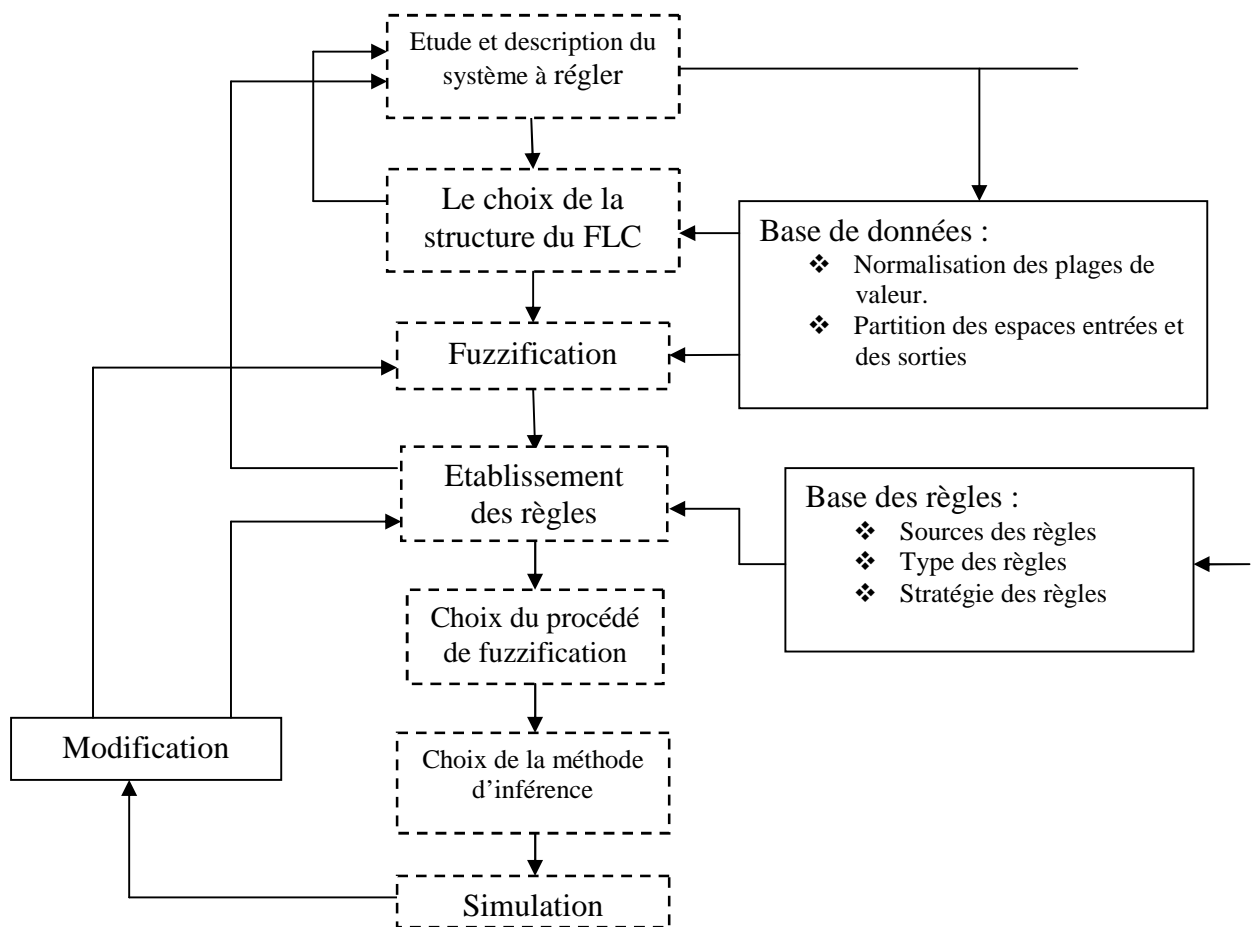
### II.7.5 Application de la commande vectorielle indirecte à la machine à induction avec le régulateur floue

La position du vecteur d'espace de flux rotorique est obtenue analytiquement dans le contrôle indirect orienté du champ (IFOC). IFOC est beaucoup plus facile à mettre en œuvre que le DFOC, mais le calcul de la vitesse de glissement implique la constante de temps du rotorique, en fonction de la fréquence et de la température. Les variations de ce paramètre doivent puis être suivies en ligne afin de transmettre sa valeur réelle au régulateur de vitesse et au module de calcul de la vitesse de glissement.

#### II.7.5.1 Structure d'une commande par logique floue

Les étapes principales pour concevoir un FLC sont montrées à la figure (II.9). D'abord, il faut étudier le système à régler (procédé) et en faire une description adéquate. Il ne s'agit pas d'une analyse afin d'établir un modèle mathématique. On doit plutôt déterminer les grandeurs mesurables et analyser les comportements dynamiques du procédé vis-à-vis de la variation de la grandeur de commande. La description peut faire appel aux variables linguistiques qui peuvent être incorporées aux connaissances de la théorie de commande et/ou aux expériences d'opération. On peut alors établir les bases de données et les règles nécessaires pour déterminer la stratégie de réglage. On passe par la suite à la conception du FLC qui comprend la fuzzification, les inférences et la défuzzification. Il est généralement nécessaire de modifier les fonctions d'appartenance et les règles floues interactivement en plusieurs passages, afin de trouver un comportement acceptable [26].

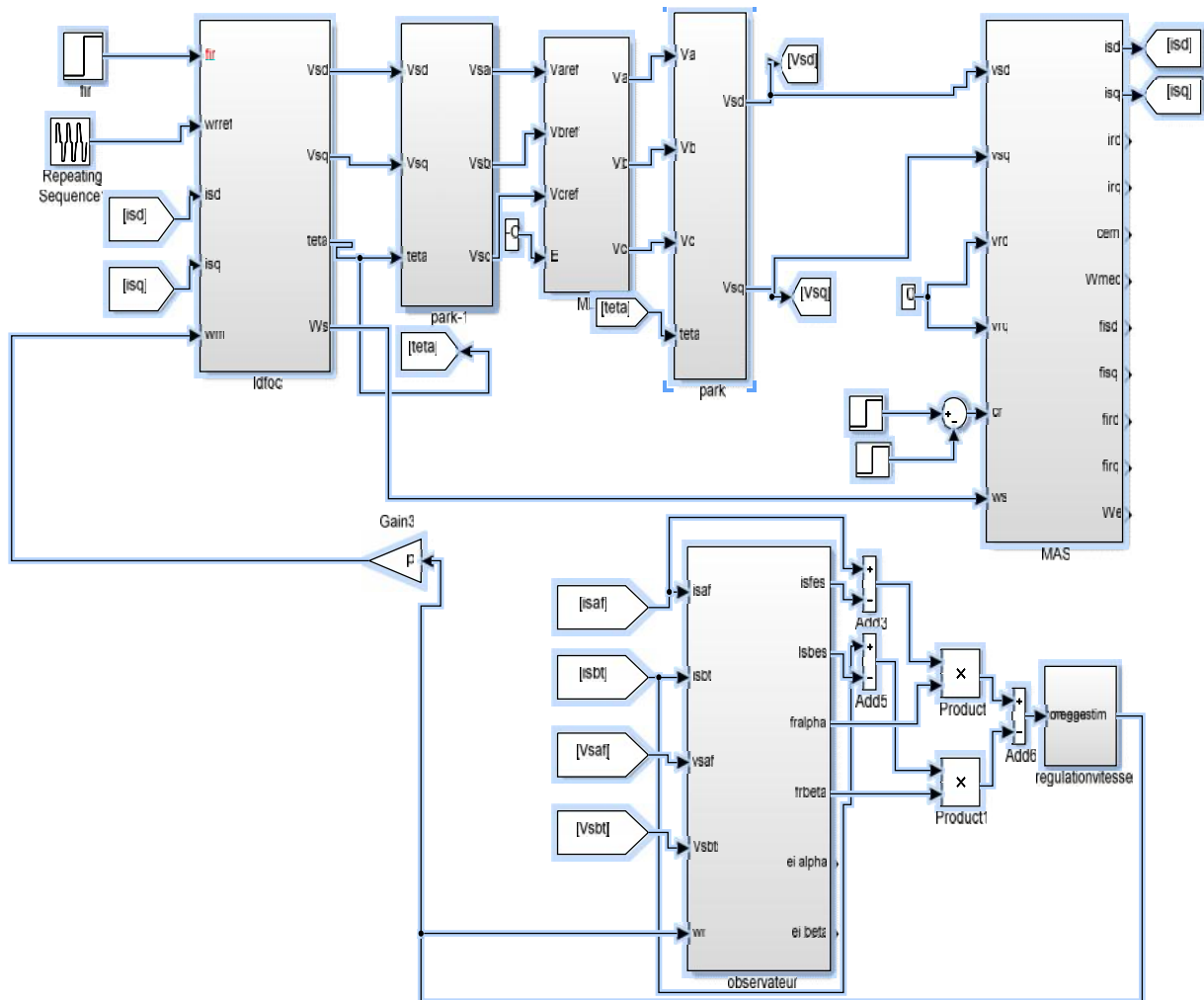




**Figure II.9** Etapes principales lors de la conception d'un FLC

### II.7.6 Résultats de simulation et évaluation

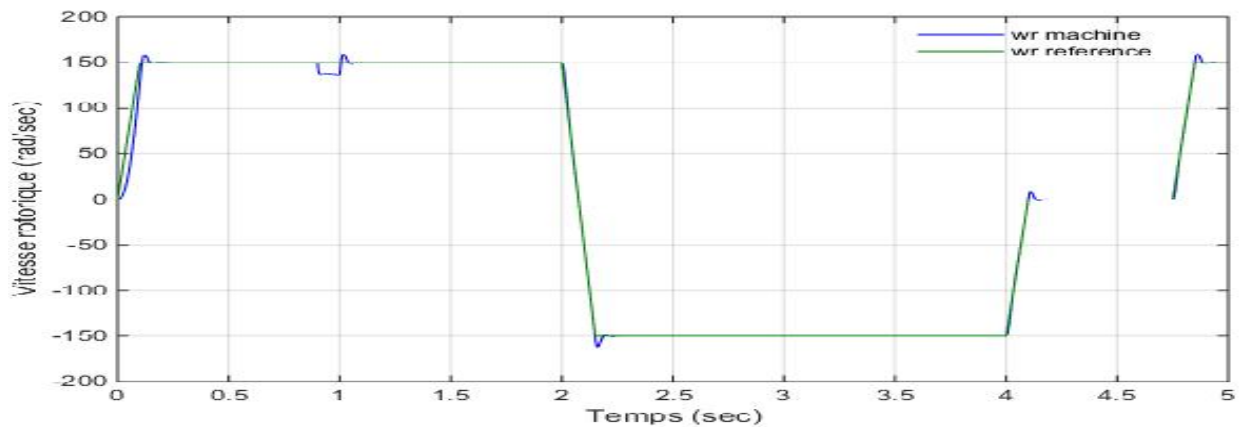
Afin de mesurer et évaluer les performances de l'utilisation d'une régulation par la logique floue nous allons présenter les simulations réalisées sur un moteur à induction linéarisée alimenté par un onduleur de tension commandé en tension. Le schéma bloc de cette simulation est présenté par la figure (II.10). Les gains du régulateur flou sont ajustés pour atteindre les performances désirées. L'univers de discours des variables d'entrées et de sortie du contrôleur est divisé en sept sous ensembles (NG, NM, NP, EZ, PP, PM, PG) de forme triangulaire. Ces performances ont été établies à partir de la simulation des modes de fonctionnement suivants (Benchmark) : un démarrage à vide suivi par une introduction d'un couple de charge, une inversion de sens de rotation,



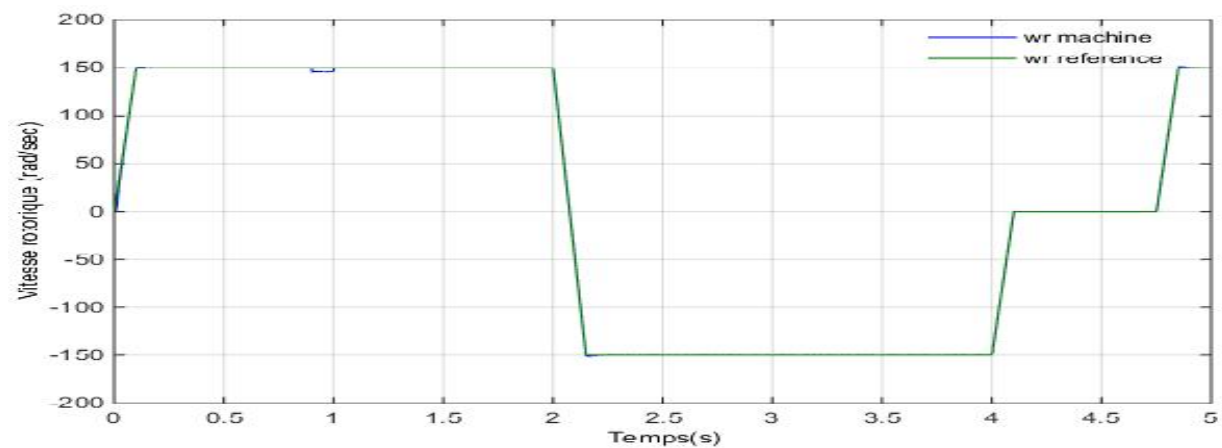
**Figure II.10 : Structure globale d'un réglage flou de la vitesse d'une MAS**

La figure II.10 (block de simulation est utilisé dans la suite de ce travail) est testé en utilisant à la fois le contrôleur PI et Fuzzy. Les graphiques de la vitesse avec application du couple de charge , et le courant du stator sont mesuré et comparés.

La figure (II.11) est le graphique vitesse en fonction du temps avec l'utilisation du contrôleur PI et la figure (II.12) est le graphique vitesse en fonction du temps en utilisant le contrôleur Fuzzy avec application du charge a  $t=0.9s$ , le couple de charge est de 2 N.m , on va éliminer a  $t=1s$ .



**Figure II.11 Allure de la vitesse en fonction du temps avec une vitesse de référence de 150 rad/sec à l'aide du contrôleur PI**



**Figure II.12 Allure de la vitesse en fonction du temps avec une vitesse de référence de 150 rad/sec à l'aide du contrôleur Flou.**

À partir de la figure ci-dessus, on peut facilement voir qu'après avoir utilisé le contrôleur flou, tous les problèmes de dépassement et de fluctuation sont résolus. En comparant le contrôleur PI et le contrôleur flou, on peut clairement voir que le dépassement est plus dans le contrôleur PI. De plus, le temps de stabilisation est plus long donc il faut plus de temps pour atteindre l'état d'équilibre. Après l'application du couple de charge, le variateur basé sur un contrôleur flou atteint la vitesse de régime permanent de 150 rad / sec en moins de temps par rapport au variateur contrôlé par le contrôleur PI.

Pour les figures (II.13, II.14), On voit qu'au départ il y a une distorsion de la forme d'onde de courant avant d'atteindre un état stable. La raison de cette distorsion est le transitoire lors du démarrage du moteur à induction. En dehors de cette partie, le courant est entièrement sinusoïdal et constant.

## Chapitre II

Pour la figure (II.15) elle représente le flux sur l'axe quadratique « q » ou en voit bien que le découplage est assuré ( $F_{qr}=0$ ) et la figure (II.16) illustre la bonne réponse du flux sur l'axe « d » avec l'utilisation du régulateur flou.

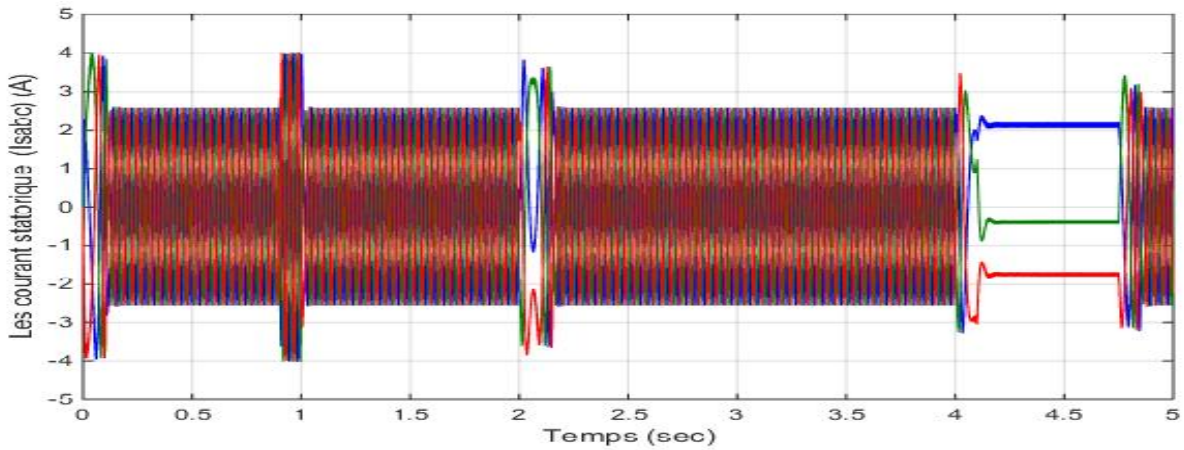


Figure II.13 Allure du courants statoriques  $I_{sabc}$  en fonction du temps à l'aide du contrôleur PI

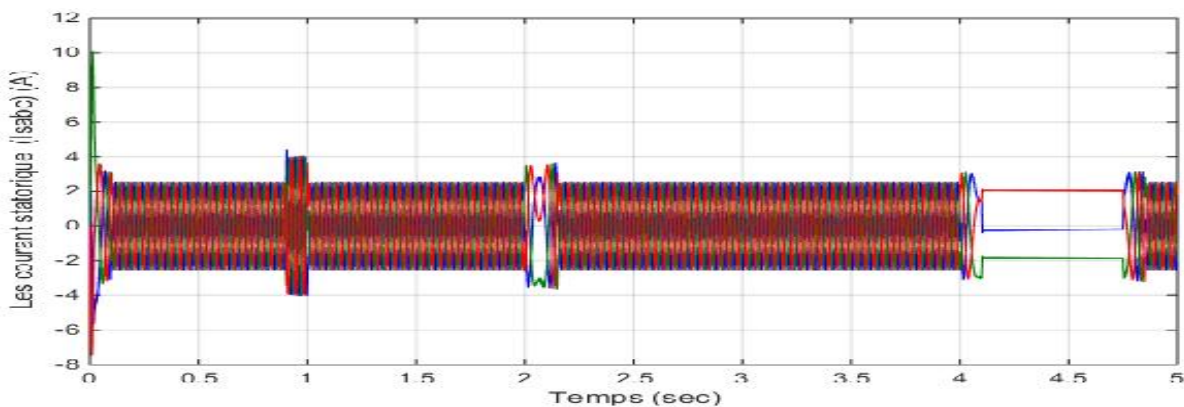


Figure II.14 Allure du courants statoriques  $I_{sabc}$  en fonction du temps à l'aide du contrôleur Flou.

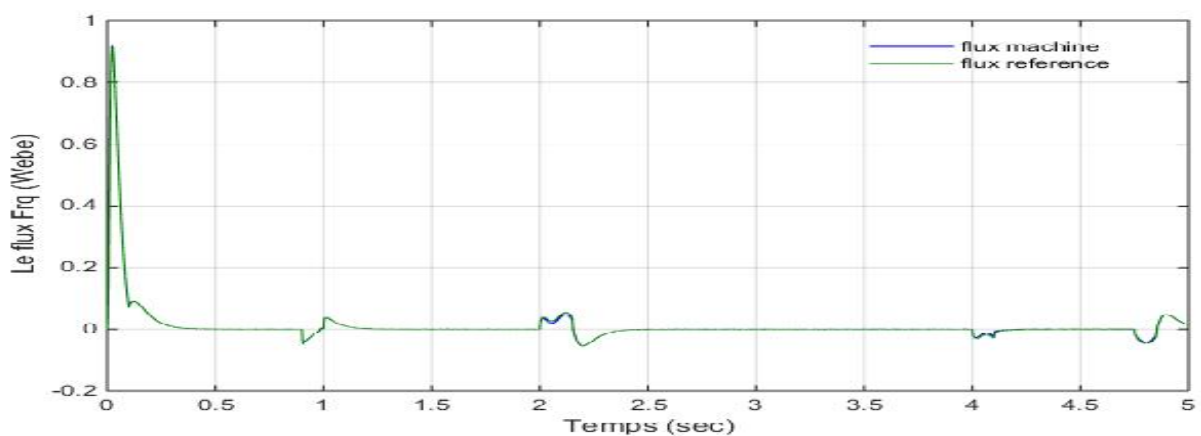
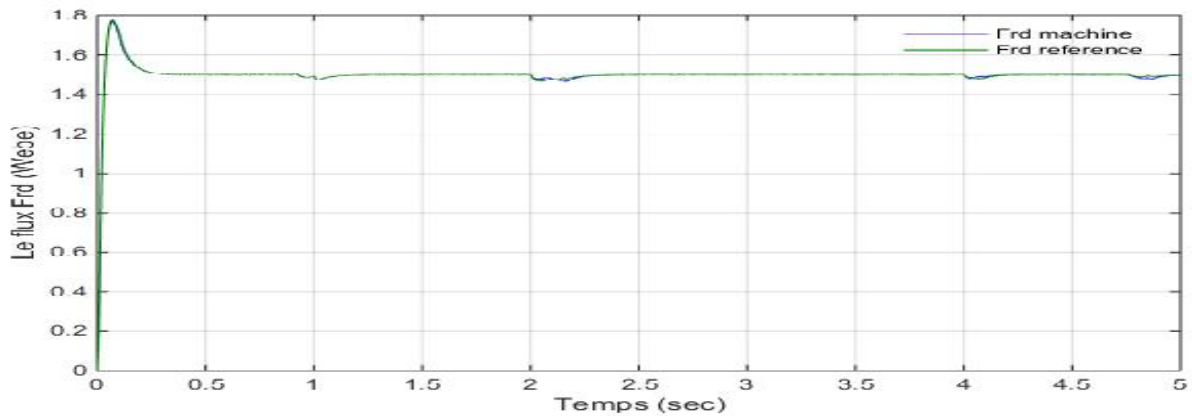


Figure II.15 Allure du flux sur l'axe « q » en fonction du temps à l'aide du contrôleur Flou.



**Figure II.16 Allure du flux sur l'axe « d » en fonction du temps à l'aide du contrôleur Flou.**

### II.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié la technique la plus utilisée du contrôle de vitesse dans les moteurs à induction c'est la commande vectorielle indirect la moyen le plus favorable de contrôler la vitesse et le flux Nous pouvons faire la comparaison entre FLC et contrôleur conventionnel PI:

1. Le dépassement est élevé dans le cas d'un contrôleur conventionnel.
2. Le temps de stabilisation est également plus dans le cas d'un contrôleur conventionnel.
3. Le contrôleur conventionnel fournit de meilleurs résultats pour le système linéaire. Mais comme le moteur à induction est un appareil hautement non linéaire, le contrôleur PI ne garantit pas de bonnes performances.
4. La commande par la logique floue permet d'obtenir une loi de commande, souvent très efficace, sans posséder de modèle précis du processus à commander, à partir d'une description linguistique du comportement du système. Le contrôleur flou est basé sur la base de règles, qui est définie par l'utilisateur. Il est donc parfaitement adapté pour le moteur à induction (dispositif non linéaire) et fournit un meilleur résultat que la conventionnelle manette. En utilisant le contrôleur flou dans l'entraînement du moteur à induction, la vitesse du moteur suit la vitesse souhaitée avec une erreur très minimale.

## **Chapitre III**

# **Commande Sans Capteur Mécanique de la MAS avec Différentes type d'Observateur**

### III.1 Introduction

Le progrès récents dans les domaines de l'électronique de puissance et le contrôle numérique a permis le développement des variateurs de vitesse avec des machines électriques. Cependant, les machines présentent des difficultés de contrôle en raison de leurs modèles non linéaires fortement couplés, et certaines quantités sont non accessibles ou mesurable. Ainsi, certaines techniques de contrôle comme la commande orientée du flux (FOC) ou la commande directe de couple (DTC) nécessitent la connaissance du flux magnétique (rotor ou stator). Le flux ne peut être mesuré que si un capteur de flux est monté à l'intérieur de la machine. Sinon, il nécessite l'utilisation des techniques automatiques telles que l'observation, qui est de plus en plus utilisée pour la reconstitution du flux magnétique dans diverses performances des structures de contrôle dynamiques.

Ces dernières années, grâce au développement numérique des outils qui atteignent des capacités de traitement de plus en plus élevées, nous attachons un grand intérêt dans le domaine des entraînements électriques pour remplacer les capteurs de grandeurs mécaniques (vitesse, position, couple, ..) montés sur l'arbre de la machine par algorithmes de calcul appelés observateurs.

L'observateur du flux magnétique dans une machine électrique est basé sur le modèle d'état de la machine et sur la mesure des grandeurs électriques disponibles (courants et tensions), il peut donner une mesure indirecte du flux magnétique, et aussi des courants alimentant la machine et la vitesse mécanique sur une large plage de variation. [27]

Un grand nombre de propositions valables pour le contrôle sans capteur des moteurs à induction sont apparus ces dernières décennies dans la littérature, de nombreux efforts ont également été consacrés au problème de l'estimation des paramètres des moteurs. Dans ce contexte, la méthodologie de contrôle par MRAS, l'observateur d'ordre complet, le filtre de Kalman, mode glissant sont capables de garantir des niveaux élevés de robustesse contre les perturbations adaptées et les variations de paramètres. [28],[29]

On peut classer les approches de commande sans capteur en deux catégories, présentent des solutions prometteuses pour faire la conception d'entraînements électriques sans capteur mécanique avec un haut niveau de performance, et c'est donc logiquement qu'elles deviennent de plus en plus attractives pour de nombreux industriels. Généralement, elles peuvent être classées en deux catégories distinctes selon qu'elles exploitent ou pas le modèle mathématique de moteur. La figure (III.1) montre une classification des commandes sans capteur de vitesse du moteur asynchrone.

Dans ce chapitre on va étudier les différents types des observateurs sous MATLAB/SIMULINK on utilise l'approche avec modèle.

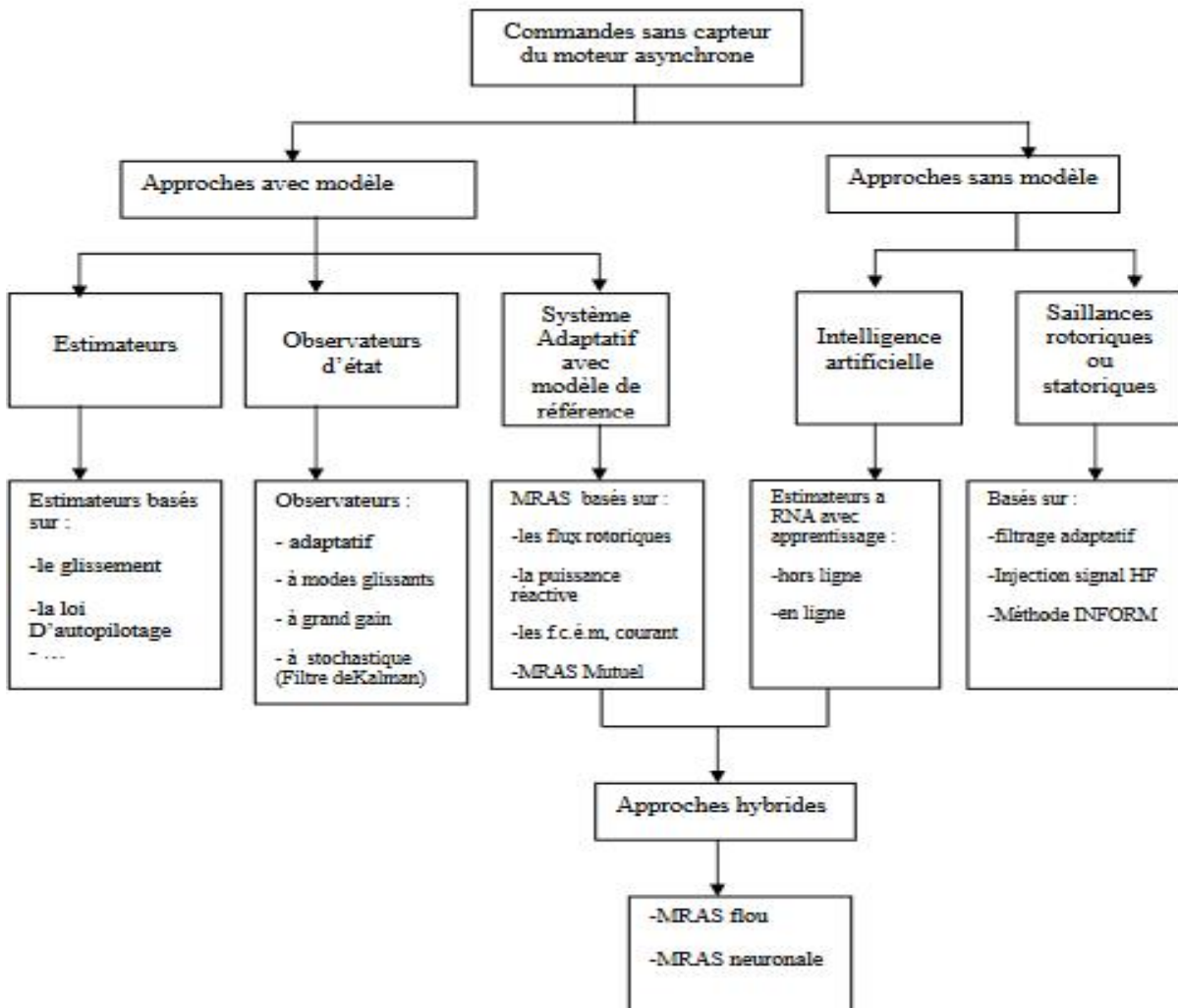


Figure III.1 Classification des stratégies de commande sans capteur de vitesse de la machine asynchrone

### 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 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 (avec modèle)

Le Système Adaptatif à Modèle de Référence que nous allons étudier est basé sur la comparaison des sorties de deux estimateurs [30]. 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.

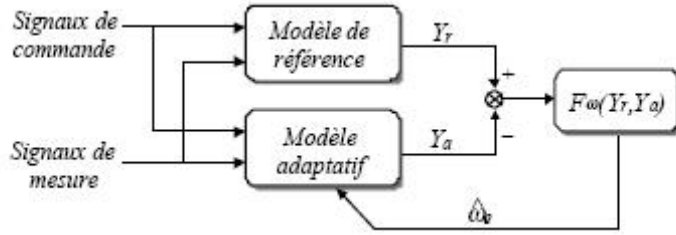
##### III.2.1.1.3 MRAS basé sur l'estimation du flux

Le principe d'estimation par cette méthode repose sur la comparaison des grandeurs obtenues de deux façons différentes, d'un coté par un calcul ne dépendant pas de la vitesse (modèle de référence) et d'autre coté par un calcul dépendant de la vitesse (modèle adaptatif). Cette méthode développée par Schauder 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  $F_S(Y_r, Y_d)$  pour faire converger «le modèle adaptatif» vers «le modèle de référence» à partir du critère de Popov. Le schéma de cette méthode est symbolisé dans la figure (III.2).

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 [31].



**Figure III.2. 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 :

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

On définit l'erreur  $v_d = \Psi_{rd} - \hat{\Psi}_{rd}$  et  $v_q = \Psi_{rq} - \hat{\Psi}_{rq}$ ,

Avec  $[\Psi_{rd}; \Psi_{rq}]^T$  et  $[\hat{\Psi}_{rd}; \hat{\Psi}_{rq}]^T$  les sorties 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 :

$$\begin{bmatrix} \frac{dv_d}{dt} \\ \frac{dv_q}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_r}{L_r} & -P * \hat{S}_r \\ P * \hat{S}_r & -\frac{R_r}{L_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_d \\ v_q \end{bmatrix} - P * \left( \hat{S}_r - \hat{S}_{rd} \right) \begin{bmatrix} \hat{\Psi}_{rq} \\ -\hat{\Psi}_{rd} \end{bmatrix}\quad (III.3)$$

### III.2.1.1.4 Mécanisme d'adaptation

La partie la plus importante du processus d'estimation est la conception du mécanisme d'adaptation qui, à la fin, détermine si le système est stable ou non. Par conséquent, la quantité estimée convergera vers la valeur réelle avec caractéristiques dynamiques appropriées.

La synthèse pratique technique pour les structures MRAS qui est basée sur la concept d'hyper-stabilité peut être utilisé pour concevoir le mécanisme d'adaptation. Ces règles garantiront que l'État les équations d'erreur des structures MRAS est globalement asymptotiquement stable.

Cependant, cette méthode n'établis pas la dynamique du processus de convergence qui en tous, analyse des équations du système, la linéarisation autour d'un point de fonctionnement sélectionné est requis.

### Chapitre III

On définit l'erreur avec la fonction  $e = \hat{\Psi}_{rd} * \Psi_{rq} - \hat{\Psi}_{rq} * \Psi_{rd}$  et la vitesse estimée peut obtenus avec l'utilisation des critères d'hyper-stabilité de Popov [47] :

$$\hat{S}_r = \left( K_p + \frac{K_i}{s} \right) * e \quad (III.4)$$

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

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  $E$  et  $E$  de f.c.e.m de la machine. Leur produit croisé entre le modèle tension et le modèle courant, définit le critère d'erreur. La structure de la méthode d'estimation de la vitesse selon le principe MRAS a été développée.

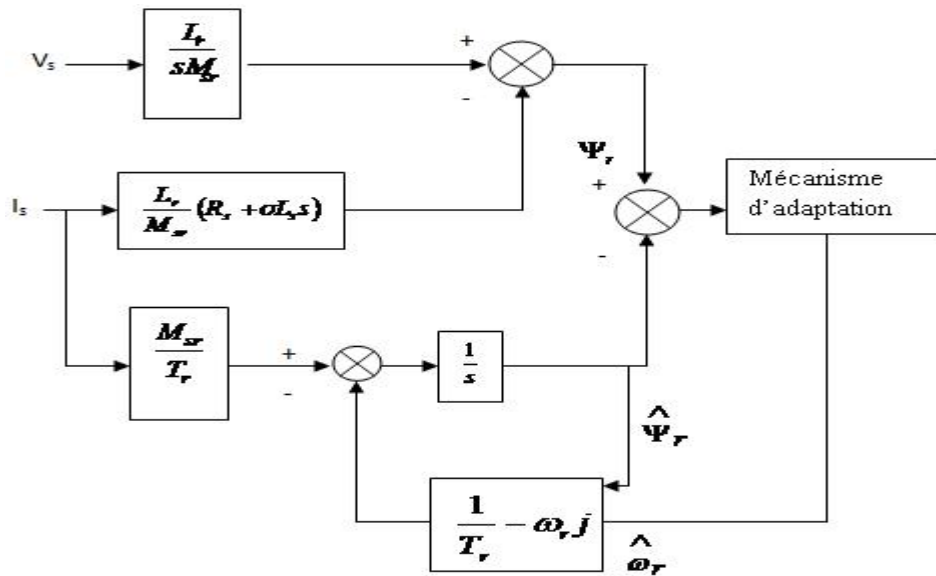


Figure III.3 Structure du flux de rotor basé sur le MRAS .

### III.2.1.1.5 Les résultats de simulation :

#### Essais 01 :

On fait un démarrage à vide avec objectif d'attendre la vitesse de référence. Le test est effectué par l'application et la suppression du couple de charge  $C_r$  (N.m), comme la figure (III.4) montre.

On constate une poursuite de la consigne de vitesse, La MRAS a bien fonctionné en simulation interne avec Matlab

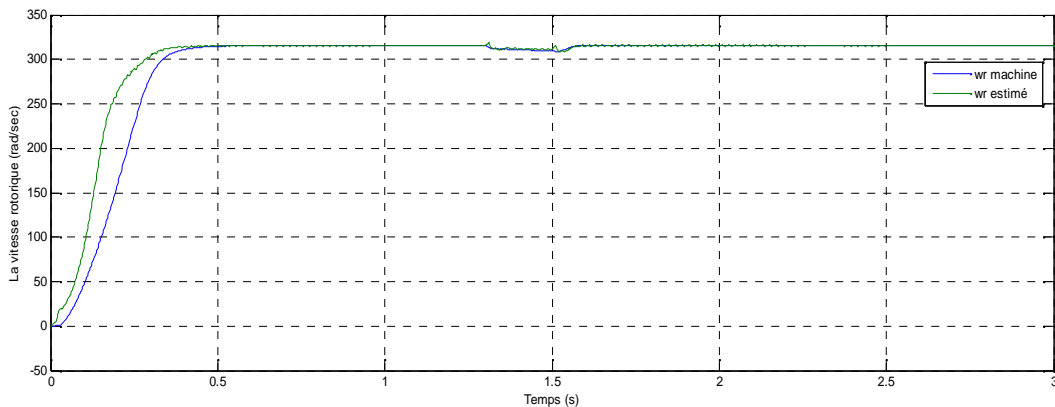


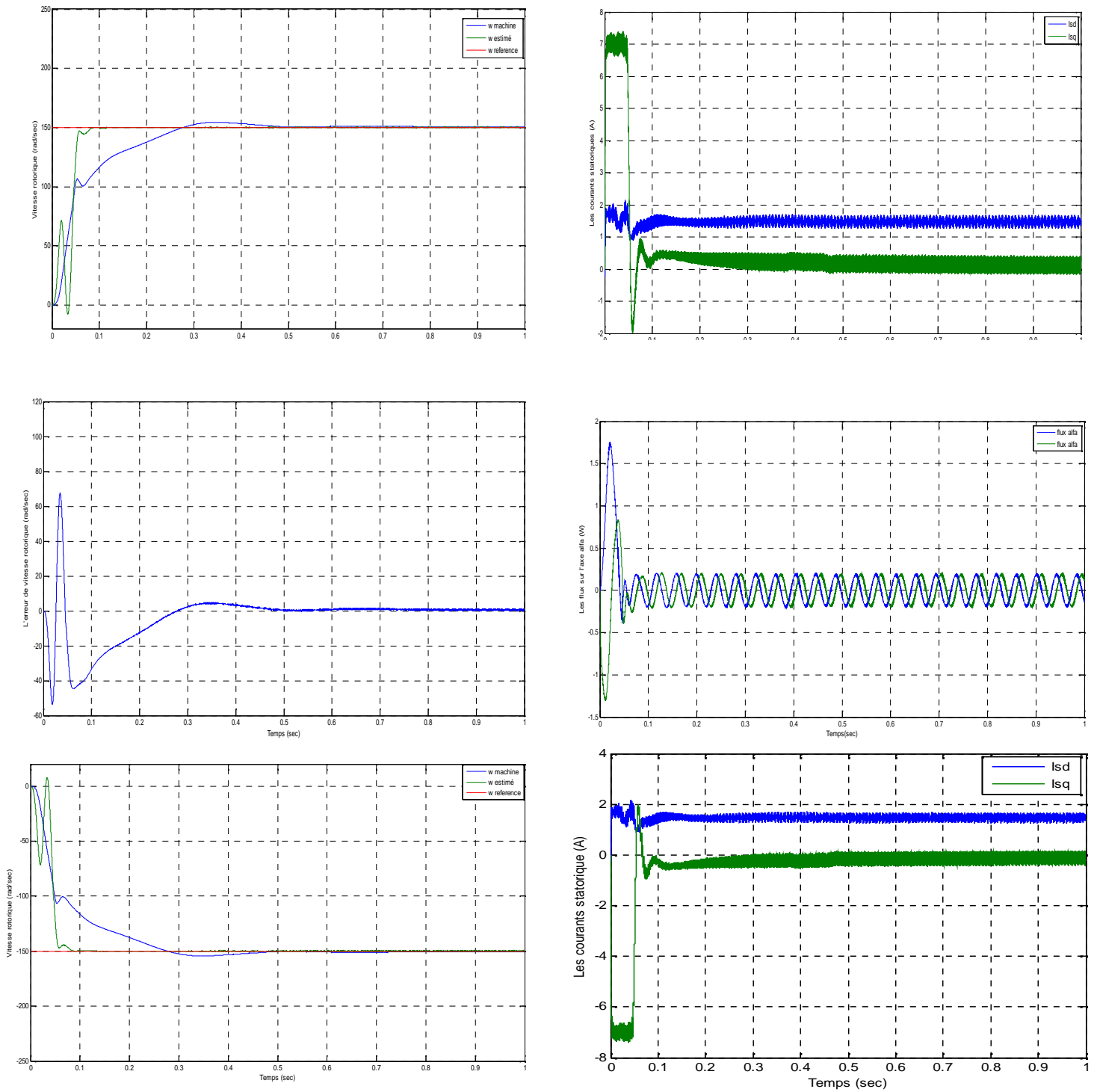
Figure III.4 Allure de la vitesse rotorique basée sur le flux a couple résistants  $C_r=2N.m$  a  $t=1.3$  sec

#### Essais 02 : la figure (III.5)

- Commande à une consigne (150 rad/s) avec application de la charge
- Inversion de la consigne, 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 et un temps de réponse élevé.



**Figure III.5 La réponse des courants statorique , de la vitesse rotorique , de l'erreur de la vitesse et des flux statorique**

Le contrôle non-linéaire donne un bon suivi de la vitesse sur la base de son état statique et propriétés dynamiques. Les résultats montrent que le découplage entre les paramètres de IM est excellent. Cette technique permet une meilleure amélioration des performances du système. L'observateur MRAS donne la vitesse estimée.

### **III.3 Effet de la variation des paramètres des régulateurs de vitesse sur les moteurs à induction sans capteur**

#### **III.3.1 Régulation de vitesse basée sur un contrôleur PI classique**

Dans les schémas de contrôle vectoriel, le contrôleur proportionnel-intégral (PI) classique est habituellement utilisé dans une boucle de contrôle de vitesse en raison de sa simplicité et de sa stabilité. Les paramètres du contrôleur PI sont conçus par essais et erreurs. Cependant, Les contrôleurs PI donnent souvent de mauvaises réponses dynamiques aux changements du couple de charge et moment d'inertie. Pour surmonter ce problème des contrôleurs PI classiques et pour améliorer les performances dynamiques, différentes approches ont été proposées [23, 24]. Le contrôleur classique à deux degrés de liberté (compensateur de phase et PI contrôleur) [23] a été utilisé pour le contrôle vectoriel indirect d'une induction entraîné par moteur. Néanmoins, les paramètres de ce contrôleur sont toujours obtenus par essais et erreurs pour atteindre un niveau de performance satisfaisant.

#### **III.3.2 Régulation de vitesse basée sur un contrôleur à logique floue**

Le schéma de contrôle proposé a été appliqué pour améliorer les performances globales d'un système d'entraînement à moteur à induction. Ce contrôleur ne nécessite pas de modèle de système et il est insensible aux perturbations externes du couple de charge et erreur d'information. En revanche, le schéma de contrôle présenté souffre des inconvénients tels que de grandes oscillations en fonctionnement transitoire. De plus, le contrôle du système nécessite un codeur optique pour mesurer la vitesse du moteur [32].

### **III.4 Estimation par l'observateur d'ordre complet**

Un observateur est un système dynamique utilisé pour estimer l'état d'un système ou certains des états d'un système. Un état complet observer est utilisé pour estimer tous les états du système. L'observateur peut être conçu comme un système à temps continu ou un système à temps discret. Les caractéristiques sont les mêmes et les processus de conception sont au moins très similaires et dans certains cas identiques.

Un observateur de flux rotorique adaptatif d'ordre complet qui estime simultanément le courant statorique et le flux rotorique peut être construit comme suit :

$$P \begin{bmatrix} i_s \\ \Psi_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_s \\ \Psi_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix} V_s + G \begin{bmatrix} \hat{i}_s \\ -i_s \end{bmatrix} \quad (\text{III.4})$$

### III.4.1 Calcul de la matrice de gain G

La matrice de gain G de l'observateur d'état complet peut être calculée en utilisant l'une des méthodes utilisées pour calculer le gain de contrôle matrice K. Nous supposons que le système est complètement observable. Par conséquent, les valeurs propres en boucle fermée de l'observateur peuvent être placées à des emplacements spécifiés via le choix de G. Pour le problème de contrôle avec rétroaction à l'état complet, la boucle fermée de la matrice système est (A - BK). En comparant cela avec le problème de l'observateur, la matrice du système en boucle fermée est (A - GC).

La structure de ces deux matrices est similaire; seul l'ordre de la matrice inconnue diffère entre BK et GC. Puisque les valeurs propres d'une matrice et sa transposée sont les mêmes, le problème d'observateur peut être formulé de la même manière. en considérant la matrice  $(A - GC)^T = A^T - C^T G^T$ . Par conséquent, on peut calculer la matrice de gain G

La matrice de gains de l'observateur (G) est donnée pour que les pôles de l'observateur soient proportionnels à ceux du moteur à induction d'après le développement de Hisao Kubota[34]. On constate que les éléments de la matrice de gain d'observateur (G) sont :

$$G = \begin{bmatrix} g_1 & g_2 & g_3 & g_4 \\ -g_2 & g_1 & -g_4 & g_3 \end{bmatrix}^T \quad (\text{III.5})$$

Ou

$$\begin{aligned} g_1 &= (k-1) \left( \hat{a}_{r11} + \hat{a}_{r22} \right) \\ g_2 &= (k-1) \hat{a}_{i22} \\ g_3 &= (k^2 - 1) \left( c \hat{a}_{r11} + \hat{a}_{r21} \right) - c g_1 \\ g_4 &= -c g_2 \quad \text{and} \quad c = \dagger \frac{L_s L_r}{L_m} \end{aligned} \quad (\text{III.6})$$

L'observateur d'état d'ordre complet qui estime le courant du stator et le flux du rotor en même temps peut être réécrit sous la forme d'espace d'états comme :

$$p x = A x + B V_s + G \begin{bmatrix} i_s \\ -\hat{i}_s \end{bmatrix} \quad (\text{III.7})$$

Un schéma d'estimation de vitesse basé sur un système adaptatif de référence de modèle conventionnel (MRAS) a été proposé. Le modèle de référence, exprimé sous forme de modèle de tension (VM), représente l'équation du stator. Il génère la valeur de référence des composants de flux du rotor dans le cadre de référence stationnaire à partir de la tension du stator et des composants de courant surveillés comme sur la figure(III.6)

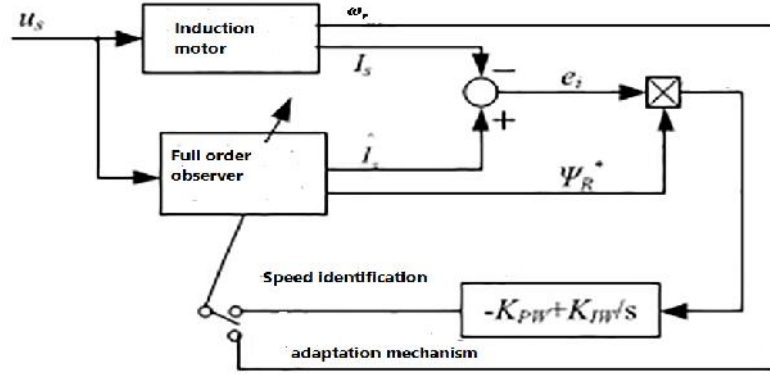


Figure III.6 L'observateur d'état adaptatif d'ordre complet appartient à la méthode MRAS.

### III.4.2 Estimation simultanée de la vitesse et de la résistance statorique

La résistance du stator varie en fonction de la variation de la température du moteur, de la saturation magnétique et d'autres raisons. Si le moteur lui-même est considéré comme le modèle de référence et que l'observateur de flux d'ordre complet est considéré comme le modèle ajustable selon MRAS, nous utilisons les équations (III.4) et (III.7) puis effectuons des calculs mathématiques avec le théorème de Lyapunov utilisé après que nous puissions obtenir le schéma adaptatif suivant pour la vitesse du rotor et la résistance du stator.(figureIII.7)

$$\hat{S}_r = e_w \left( K_{pw} + \int K_{Jw} dt \right) \quad \text{ou}$$

$$e_w = e_{i_{sr}} \hat{\Psi}_{rr} - e_{i_{ss}} \hat{\Psi}_{sr} \quad (III.8)$$

Estimation du resistance statorique [34]

$$\hat{R}_s = e_{rs} \left( K_{prs} + \int K_{Jrs} dt \right) \quad \text{ou}$$

$$e_{rs} = e_{i_{sr}} \hat{i}_{rs} - e_{i_{ss}} \hat{i}_{ss} \quad (III.9)$$

$K_{pw}$ ,  $K_{Jw}$ ,  $K_{prs}$ ,  $K_{Jrs}$  sont les paramètres du régulateur PI.



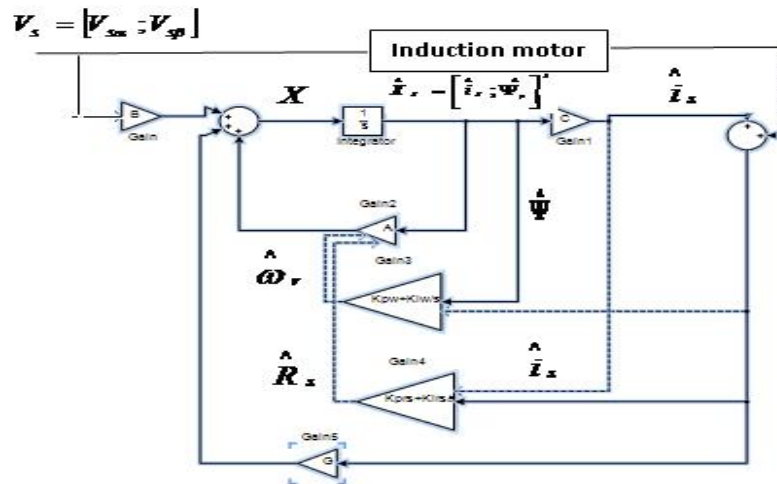


Figure III.7 observateur de flux d'ordre complet avec estimations de la vitesse du rotor et de la résistance statorique.

### III.4.3 Résultats de Simulation

Pour pouvoir vérifier la validité de notre système, un test de simulation est nécessaire. Nous avons utilisé le logiciel Matlab /simulink. Les différents paramètres utilisés sont listés en annexe A.

Pour évaluer les performances du contrôle de vitesse, nous avons réalisé des simulations représentées sur la figure III.8 (a,b,) Régulation à un point de consigne fixe (100 rad / s) à vide, et inversion de sens avec vitesse de (-100rad/sec) s, qui représente la vitesse dynamique à ses conditions limites.

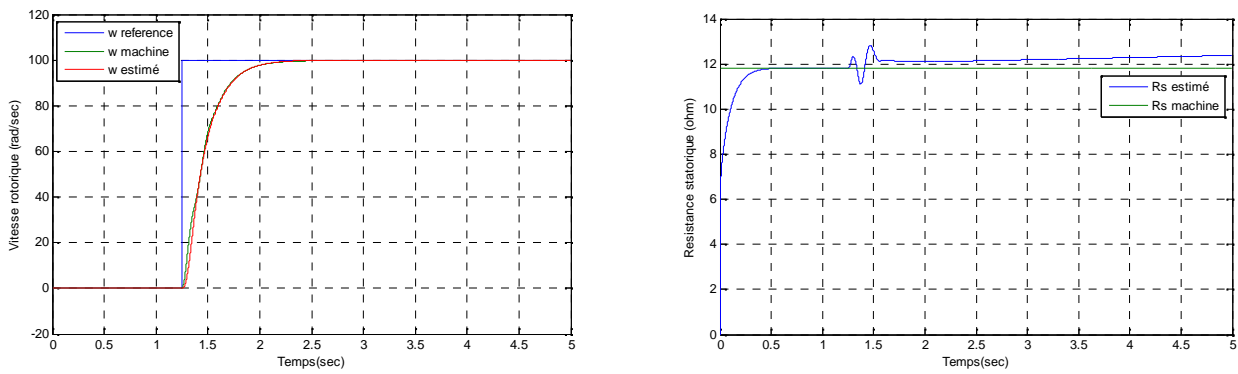
La vitesse estimée suit très bien la vitesse réelle et la résistance estimée est bien adaptée.

Essais 02 :

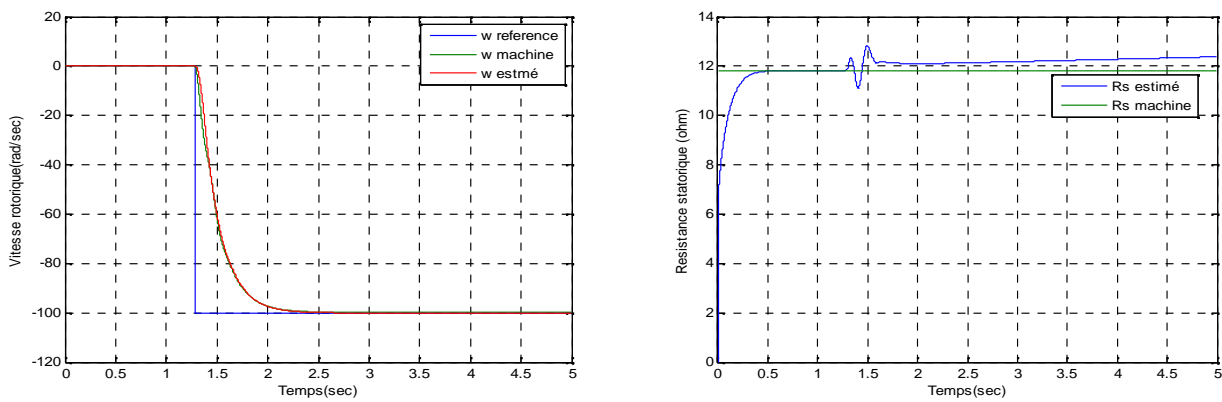
La figure (III.8 c) représente le graphe du vitesse rotorique et de résistance statorique avec application du couple de charge à  $t= 2.5s$  et suppression à  $t=3.5s$  on remarque la vitesse de rotation et la vitesse estimée suit constamment la vitesse de référence, pour la résistance  $R_s$  estimée elle perturbe lorsque on applique le couple de charge ensuite elle stabilise a sa valeur de consigne.

Essais 03 :

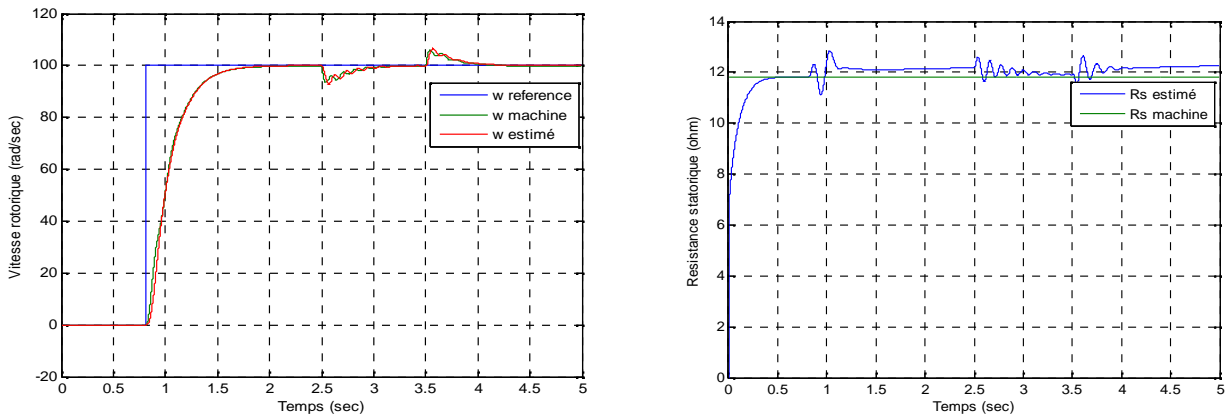
La figure (III.8d) représente le graphe de la vitesse rotorique et de résistance statorique lorsque on varie la vitesse de 50rad/s à 100rad/s, la figure montre la réponse rapide du vitesse et de la résistance statorique estimée



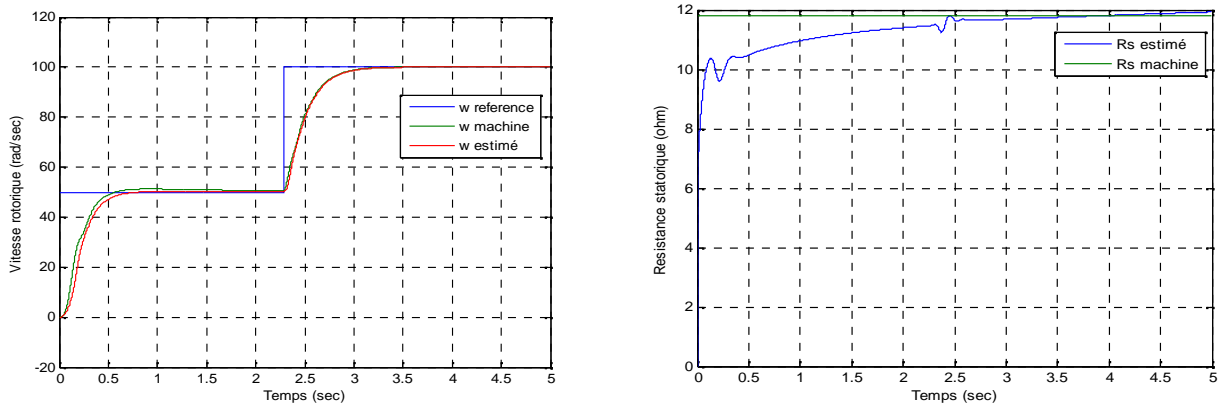
**Figure III.8(a) Allure du vitesse rotorique et du résistance statorique (  $w=100\text{rad/sec}$ )**



**Figure III.8 (b) Allure du vitesse rorique et du resistance statorique avec inversion du sens  
(  $w= -100\text{rad/sec}$ )**



**Figure III.8 (c) Allure du vitesse rorique et du résistance statorique avec application du couple résistant a  $t= 2.5\text{sec}$  et élimination a  $t=3.5\text{sec}$  ( $w= 100\text{rad/sec}$ )**



**Figure III.8 (d) Allure de la vitesse rorique et de la résistance statorique avec changement de vitesse ( $w_{\text{ref}}=50\text{rad/sec}$  à  $w_{\text{ref}}=100\text{rad/sec}$ ) avec l'absence du dépassement.**

### III.5 Observateur de type stochastique (filtre de « KALMAN »)

#### III.5.1 Introduction

Ce chapitre présente une définition et une présentation de la théorie du filtrage de Kalman, précisément l'algorithme stochastique du filtre. Après la définition, un exemple concret d'application est expliqué. L'exemple simulé concerne un filtre de Kalman étendu appliqué à l'estimation de l'état et de la vitesse de la machine à induction. Une observation complète des variables d'état d'un moteur à induction et de la vitesse mécanique sera présentée et discutée en détail.

Le filtre de Kalman est un observateur d'état qui détecte la présence de bruits de mesure ainsi que les incertitudes sur un système d'état dynamique inconnu, ce système est généralement assimilé au bruit d'état par des algorithmes stochastiques tendant à minimiser la variance de l'erreur d'estimation. Il fournit une estimation d'un vecteur d'état ou d'un paramètre et sa covariance d'erreur et sa matrice de variance qui contiennent des informations sur l'exactitude de ses variables d'état. La présence naturelle de bruit lorsqu'une machine à induction est entraînée par un onduleur représente un argument de poids pour le choix de ce type d'observateurs. Ses caractéristiques porteront sur l'observation de la vitesse et des composantes des flux rotoriques. Les seules mesures nécessaires sont *les courants du stator*. Certaines variables d'état seront fournies directement par la loi de contrôle. Ainsi, les tensions statoriques seront considérées comme des entrées pour le filtre.

#### III.5.2 Filtre de « KALMAN » en temps continu

Considérons le modèle stochastique défini par les équations différentielles suivantes :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + W(t) \\ y(t) = Cx(t) + V(t) \end{cases} \quad (\text{III.10})$$

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 :

$$\begin{aligned} E[w(k)] &= 0 \\ E[v(k)] &= 0 \end{aligned} \quad (\text{III.11})$$

## Chapitre III

---

- Leurs auto\_ corrélations s'expriment par :

$$\begin{aligned} E\left[W(t_1)W(t_2)^T\right] &= Qu(t_2 - t_1) \\ E\left[V(t_1)V(t_2)^T\right] &= Ru(t_2 - t_1) \end{aligned} \quad (\text{III.12})$$

E: l'espérance mathématique,  $u(t)$  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  $V(t)$  :

$$E\left[w(t_1)v^T(t_2)\right] = 0 \quad (\text{III.13})$$

- Et entre les bruits et l'état initial :

$$E\left[w(t)x_0^T(t)\right] = E\left[V(t)x_0^T(t)\right] \quad (\text{III.14})$$

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

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + K(t)(y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (\text{III.15})$$

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

$$\dot{v} = \dot{x}(t) - \dot{\hat{x}}(t) = (A - K(t).C).v + W(t) - K(t)V(t) \quad (\text{III.16})$$

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

$$K(t) = A P(t) C^T R(t)^{-1} \quad (\text{III.17})$$

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

$$\dot{P}(t) = AP(t) + P(t)A^T + Q - K(t)RK(t)^T \quad (\text{III.18})$$

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.5.3 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.5.4 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 :

$$\begin{cases} x_{k+1} = A_k x(k) + B_k u_k + W_k \\ y_k = C_k x_k + V_k \end{cases} \quad (\text{III.19})$$

$$\begin{cases} E[w(k)] = 0, & E[v(k)] = 0 \\ E[w(k)w^T(l)] = R(k)u(k,l), & E[v(k)v^T(l)] = Q(k)u(k,l) \\ E[w(k)v^T(l)] = 0 \end{cases} \quad (\text{III.20})$$

$\delta_{k,l}$  : 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 « OREDRE COMPLET », 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

$$\hat{x}_{k+1/k} = A_{k/k} \hat{x}_{k/k} + B_{k/k} u_k \quad (\text{III.21})$$

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

$$P_{k+1/k} = A_{k/k} \cdot P_{k/k} \cdot A_{k/k}^T + Q_k \quad (\text{III.22})$$

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

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

$$\hat{y}_{k+1/k} = C_{k+1} x_{k+1/k} \quad (\text{III.23})$$

- 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 :

$$\hat{x}_{k+1/k+1} = \hat{x}_{k+1/k} + K_{k+1} (y_{k+1} - \hat{y}_{k+1}) \quad (\text{III.24})$$

## Chapitre III

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

$$K_{k+1} = p_{k+1/k} \cdot C_k^T \left( C_k \cdot p_{k+1/k} \cdot C_k^T + R_k \right)^{-1} \quad (\text{III.25})$$

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:

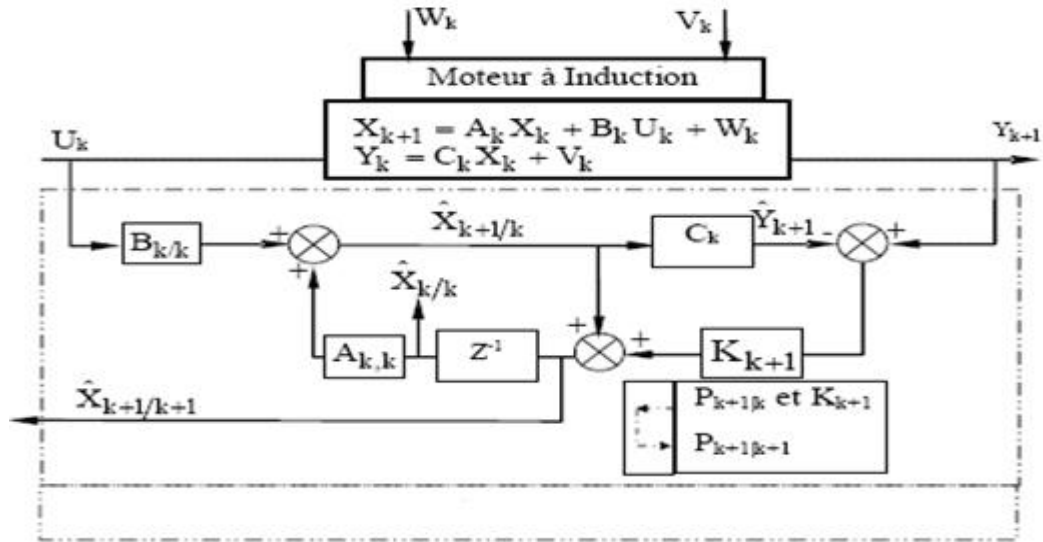


Figure III.9: Le filtre de « **KALMAN** » standard discret.

### III.5.5 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 effectue une estimation de l'état d'un processus non linéaire. Il permet notamment d'ajouter, au vecteur d'état, une autre variable que l'on souhaite estimer. Ce filtre est largement utilisé pour estimer les différentes grandeurs de la machine à induction, telles que: la vitesse du rotor, le couple de charge, les paramètres électriques et mécaniques. Etant donné que le filtre de Kalman étendu n'est que l'application du filtre de Kalman standard, il est alors nécessaire d'effectuer une linéarisation de ce système à chaque étape autour du point de fonctionnement défini à l'étape précédente. Soit le modèle non linéaire du système à observer défini par l'équation d'état suivante :

$$\begin{cases} x_{k+1}^e = F_k \left( x_k^e, u_k^e \right) + W_k = A_k^e x_k^e + B_k^e u_k^e + W_k \\ y_k^e = H_k \left( x_k^e \right) + V_k = C_k^e x_k^e + V_k \end{cases} \quad (\text{III.26})$$

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

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 :

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1/k}^e &= A_{k/k}^e \cdot \hat{x}_{k/k}^e + B_{k/k}^e u_k^e \\ p_{k+1/k}^e &= A_{k/k}^e \cdot p_{k/k}^e \cdot A_{k/k}^{eT} + Q_k^e \end{aligned} \quad (\text{III.27})$$

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 :

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

$R_k^e$  : 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 :

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

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

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

$$\hat{x}_{k+1/k+1}^e = \hat{x}_{k+1/k}^e + K_{k+1}^e \cdot \left( y_{k+1} - C_k^e \cdot \hat{x}_{k+1/k}^e \right) \quad (\text{III.30})$$

### III.5.5.1 Choix des matrices de covariance Q et R

C'est via ces matrices que passeront les différents états mesurés, prédits et estimés. Leurs objectifs sont de minimiser les erreurs liées à la modélisation approximative et à la présence de bruit sur les mesures. C'est le point le plus difficile de l'application du filtre de Kalman à l'observation. La matrice Q liée aux bruits entachant l'état, permet d'ajuster la qualité estimée de la modélisation et de la discrétisation. Une forte valeur de Q donne une valeur élevée du gain K stimulant l'importance de la modélisation et de la dynamique du filtre. Une valeur élevée de Q peut créer cependant une instabilité de l'observation. La matrice R règle le poids des mesures. Une valeur élevée indique une grande incertitude de la mesure. En revanche, une valeur faible permet de donner un poids important à la mesure.



**III.5.5.2 Application à l'estimation de la vitesse de rotation de la machine à induction**

On considère que la dynamique de la vitesse est très lente par rapport aux dynamiques des grandeurs électriques (courants et flux).

Le modèle dynamique de la machine asynchrone se présentera comme suit :

$$f(X, U) = \begin{bmatrix} \left( \frac{1}{T_s} - \frac{1}{T_r} \left( \frac{1}{T_r} + \frac{1}{T_s} \right) \right) x_1 + \frac{M_{sr}}{L_s L_r} \frac{1}{T_r} x_3 + \frac{M_{sr}}{L_s L_r} x_4 x_5 + \frac{1}{L_s} V_{sr} \\ \left( \frac{1}{T_s} - \frac{1}{T_r} \left( \frac{1}{T_r} + \frac{1}{T_s} \right) \right) x_2 - \frac{M_{sr}}{L_s L_r} x_3 x_5 + \frac{M_{sr}}{L_s L_r} \frac{1}{T_r} x_4 + \frac{1}{L_s} V_{ss} \\ \frac{M_{sr}}{T_r} x_1 - \frac{1}{T_r} x_3 - x_4 x_5 \\ \frac{M_{sr}}{T_r} x_2 + x_3 x_5 - \frac{1}{T_r} x_4 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (III.31)$$

Les tensions du stator et les états du système sont :

$$U = [V_{sr} \quad V_{ss}]^T \quad (III.32)$$

$$X = [x_1 \quad x_2 \quad x_3 \quad x_4 \quad x_5]^T = [i_{sr} \quad i_{ss} \quad \Psi_{r\gamma} \quad \Psi_{rs} \quad \check{S}]^T \quad (III.33)$$

Les matrices de linéarisation  $F_k$  et  $H_k$  données dans l'équation (III.26) sont :

$$F_k = \begin{bmatrix} 1 - T_e \left( \frac{1}{T_r} - \frac{1}{T_r} \left( \frac{1}{T_r} + \frac{1}{T_s} \right) \right) & 0 & T_e \frac{M_{sr}}{L_s L_r} \frac{1}{T_r} & T_e \frac{M_{sr}}{L_s L_r} x_5 & T_e \frac{M_{sr}}{L_s L_r} x_4 \\ 0 & 1 - T_e \left( \frac{1}{T_r} - \frac{1}{T_r} \left( \frac{1}{T_r} + \frac{1}{T_s} \right) \right) & -T_e \frac{M_{sr}}{L_s L_r} x_5 & T_e \frac{M_{sr}}{L_s L_r} \frac{1}{T_r} & -T_e \frac{M_{sr}}{L_s L_r} x_3 \\ T_e \frac{M_{sr}}{T_r} & 0 & 1 - T_e \frac{1}{T_r} & -T_e x_5 & -T_e x_4 \\ 0 & T_e \frac{M_{sr}}{T_r} & T_e x_5 & 1 - T_e \frac{1}{T_r} & T_e x_3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (III.34)$$

$$H_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (III.35)$$

Avec  $T_e$  c'est le temps de l'échantillonnage

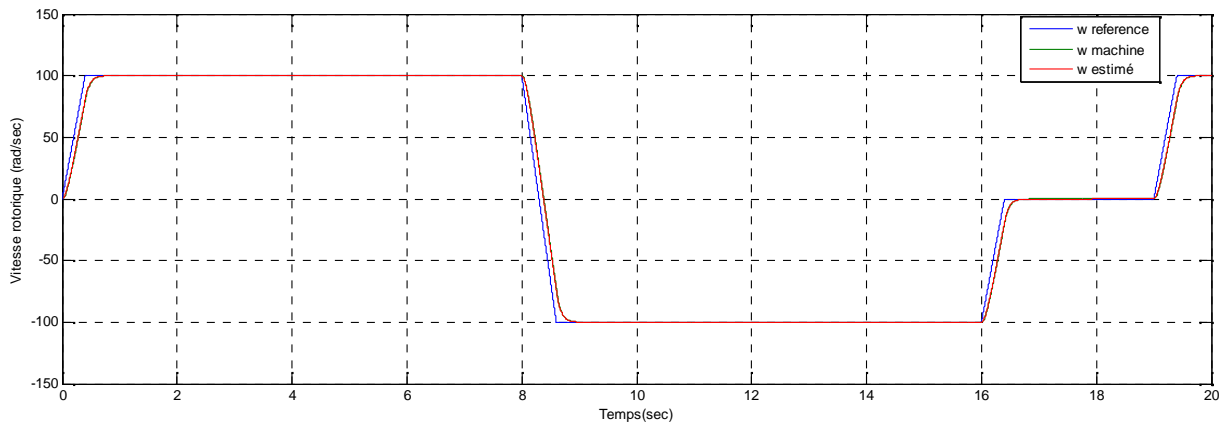
Le filtre de Kalman est réglé de la manière suivante : la matrice de covariance P est initialisée à la matrice nulle, la matrice de bruit de mesure, R, est donnée en (III.36) et la matrice de bruit de modèle, Q, en (III.37).

$$R = \begin{bmatrix} 10^{-3} & 0 \\ 0 & 10^{-3} \end{bmatrix} \quad (\text{III.36})$$

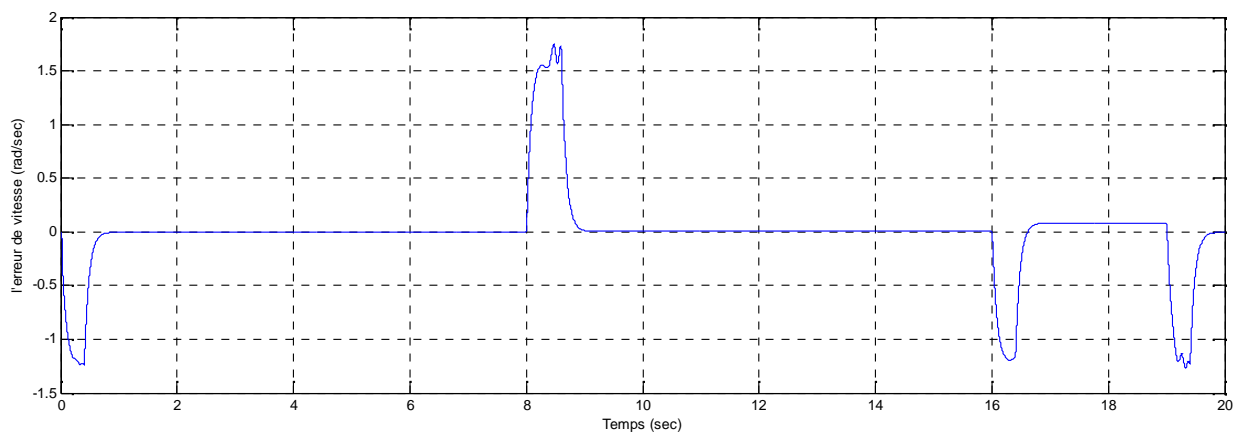
$$Q = \begin{bmatrix} 10^{-3} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-3} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-5} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 10^{-5} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 7*10^{-5} \end{bmatrix} \quad (\text{III.37})$$

### III.5.5.3 Les résultats de simulation

Dans cette section, un filtre de Kalman étendu est implémenté dans un schéma de contrôle vectoriel de moteur à induction. L'EKF est conçu pour observer les états du moteur: les composants de courant de phase d-q stator  $i_{ds}$ ,  $i_{qs}$ , les composants de flux d-q rotor  $\psi_{dr}$ ,  $\psi_{qr}$  la vitesse mécanique  $\omega_r$ . La loi de contrôle et l'observateur sont implémentés dans le logiciel MatLab / Simulink. Les résultats montrent que le temps de réponse est très court avec l'absence du dépassement donc l'erreur de la vitesse est presque nulle avec l'utilisation du régulateur flou (3 ensemble qui décrite dans le chapitre II)



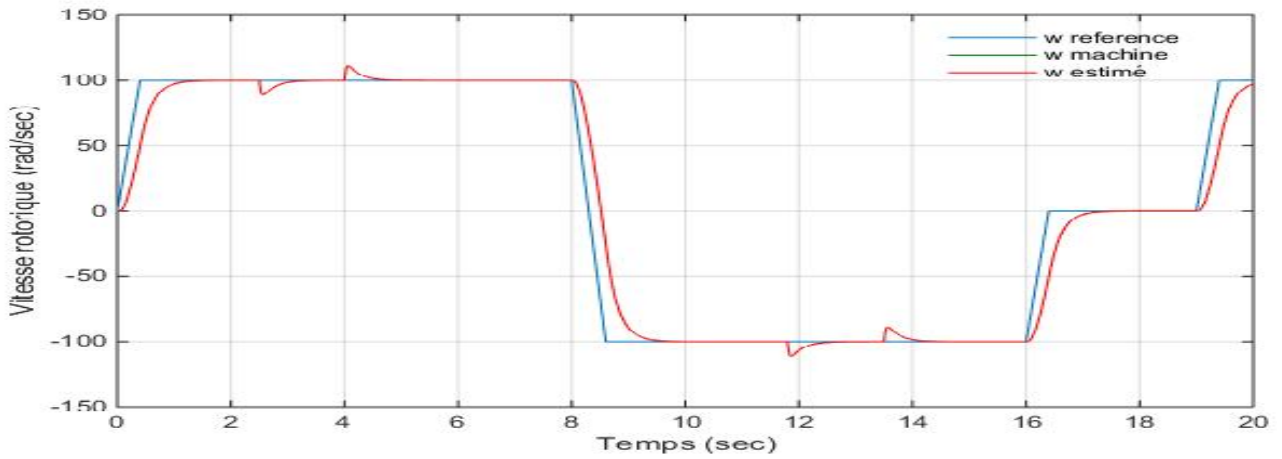
(a)



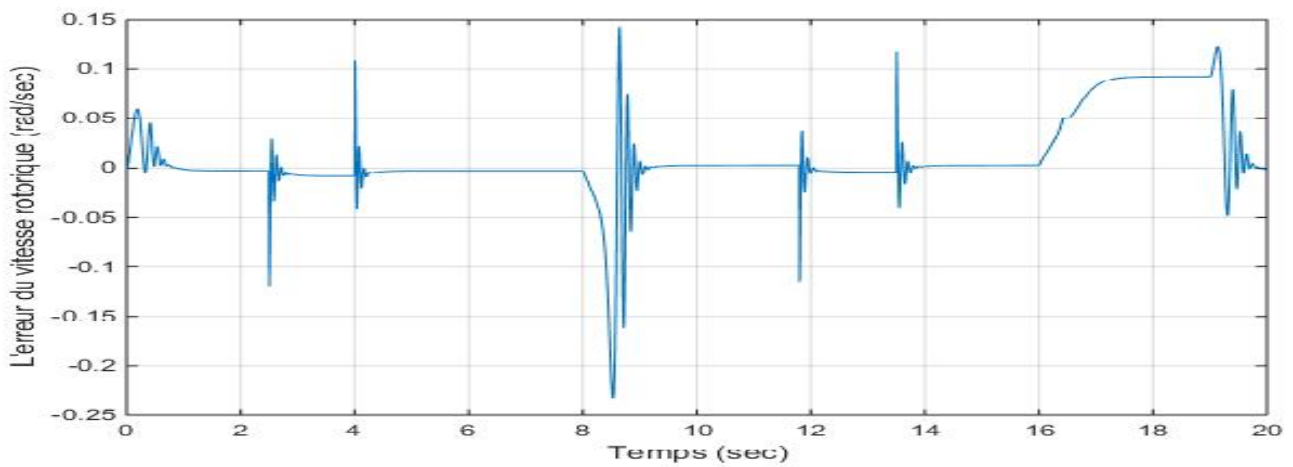
(b)

**Figure III.10 (a,b) Allure de la vitesse et de l'erreur de vitesse dans les conditions critiques (Inversion du sens et a vitesse nulle).**

Un couple de charge de 2 N.m est appliqué à  $t_1 = 2.5$  s et retiré à  $t_2 = 4$  s afin de tester la robustesse du système face aux perturbations externes. Et un autre couple résistants appliquée lorsque on inversé le sens de la vitesse a  $t_3=11.8$ s et éliminer à  $t_4=13.5$ s figure III.11 (c,d)



(c)



(d)

Figure III.11 (c,d) Allure de la vitesse avec application du couple de charge et l'erreur de la vitesse rotorique

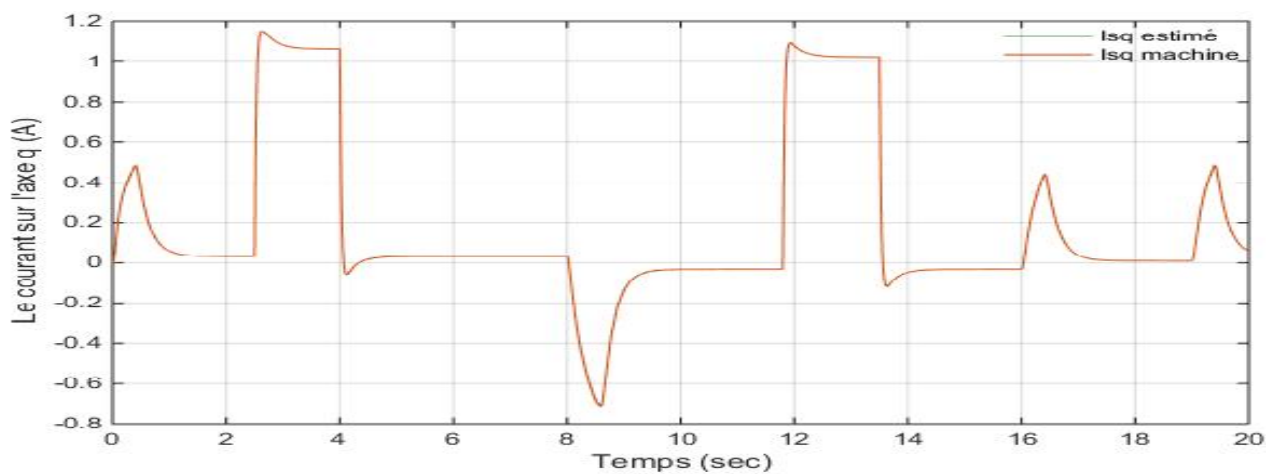


Figure III.12. La réponse du courant sur l'axe q avec application du couple du charge  $C_r = 2 \text{ N.m}$

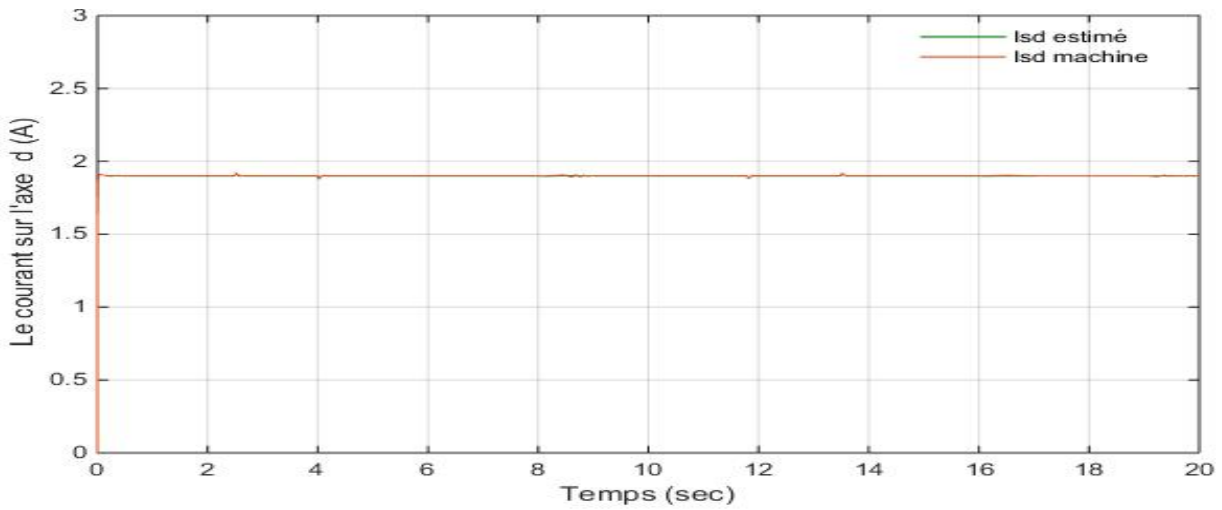
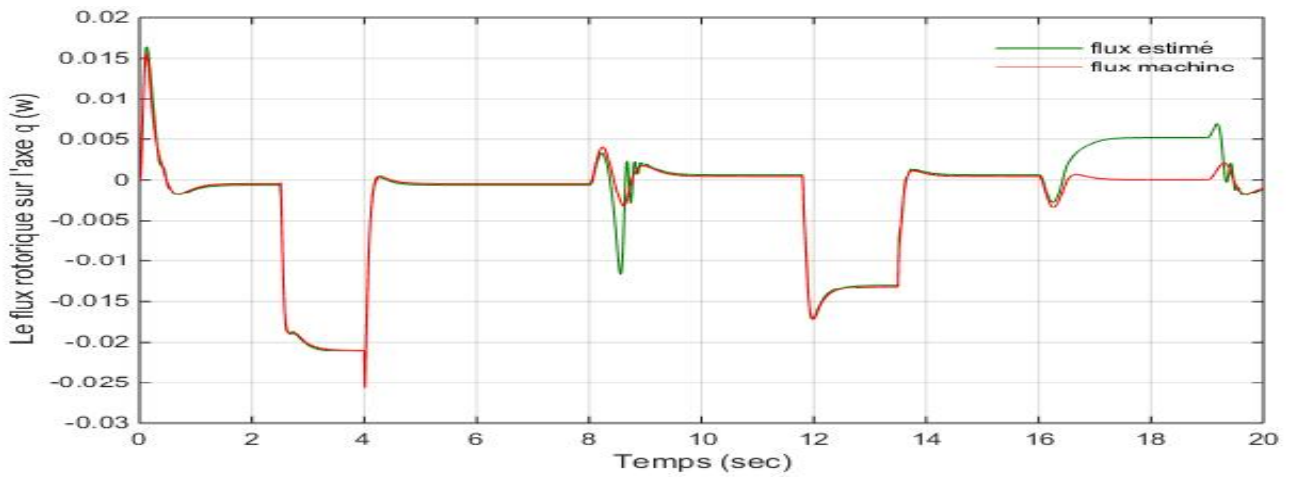
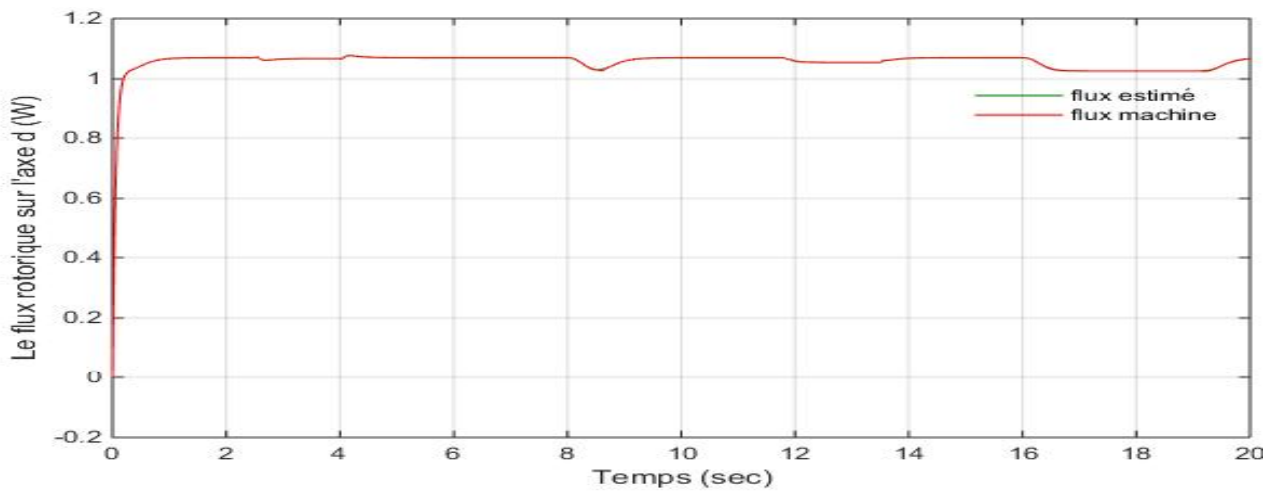


Figure III.13 Allure du courant sur l'axe d avec application du couple de charge  $C_r$



(e)



(f)

Figure III.14 (e,f) Allure du flux sur l'axe q et l'axe d respectivement avec application du couple de charge  $C_r$

L'observateur testé donne une bonne dynamique au démarrage et la boucle de régulation de vitesse ajuste rapidement la perturbation de charge appliquée. Le temps de réponse du système est très rapide et n'excède pas 0,2 s, le temps suffisant pour atteindre le régime permanent.

Toutes les grandeurs observées par l'EKF sont précises, l'EKF est un très bon observateur pour les systèmes qui présentent tout type de bruit. Il exploitera le bruit pour estimer sa quantité. Le processus d'observation de l'EKF est donné en deux étapes, prédiction et filtrage. L'étape de prédiction vise à obtenir les prochains états prédits et la covariance d'erreur d'état prédite, tandis que dans l'étape de filtrage, les états estimés suivants sont obtenus comme la somme des états prédits suivants et d'un terme de correction.

Les réglages de  $Q$  et de  $R$  ont été effectués afin d'assurer une stabilité dans toute la plage de vitesse, tout en respectant un compromis avec la dynamique et les erreurs statiques. Ces réglages ne sont sûrement pas optimaux, mais les qualités de ce filtre assurent un fonctionnement correct. Les réglages des matrices  $Q$  et  $R$  ont été effectués par des essais en simulation (tâtonnement), afin d'assurer une stabilité dans toute la plage de vitesse, tout en respectant un compromis avec la dynamique et les erreurs statiques. Ces réglages ne sont sûrement pas optimaux mais les qualités de ce filtre assurent un fonctionnement correct.

### III.6 Conclusions

Dans la théorie de la commande des systèmes automatisés on cherche toujours à améliorer les performances dynamique et à minimiser le temps de réponse. Donc ce chapitre a abordé la synthèse des principaux types d'observateurs qui existent dans la littérature ainsi que les trois grandes catégories : les observateurs adaptatifs, les observateurs déterministes et les observateurs stochastiques. Le travail concernant l'estimation de la vitesse rotorique et de la résistance statorique d'une machine à induction à cage par la méthode MRAS basé sur l'estimation du flux, et l'observateur de d'ordre complet et le filtre de Kalman étendu a un taux de convergence élevé et une bonne réjection des perturbations, ce qui peut prendre en compte les incertitudes du modèle, les perturbations aléatoires, les imprécisions de calcul et les erreurs de mesure. Ces propriétés sont les avantages des filtres de Kalman étendus par rapport aux autres méthodes d'estimation avec la commande vectorielle avec un régulateur flou.

Pour remédier au problème du bruit de mesure et de modélisation il suffit d'utiliser l'observateur à mode glissant, on va étudier cet observateur dans le chapitre suivant.

## **Chapitre IV**

### **Etude Comparative de l'Observateur Mode**

#### **Glissant**



### IV.1. Introduction

De nombreux travaux ont été rapportés pour le but de minimiser la sensibilité du système de contrôle à la variation des paramètres et estimer, plutôt que de mesurer le flux et la vitesse du rotor à partir des tensions et des courants statorique, en réalisant un contrôle sans capteur mécanique (sensorless control). De fourmillants algorithmes de vitesse et des schémas de contrôle sans capteur de vitesse ont été développés au cours des dernières années.

L'un des problèmes majeurs avec les observateurs de flux est leur sensibilité aux paramètres de la machine, en particulier, à la résistance du rotor pour l'observateur au modèle du courant et à la résistance du stator dans le cas de l'observateur de flux modèle de tension, diverses techniques de contrôle ont été essayées pour améliorer l'estimation du flux rotorique.

L'algorithme du filtre de Kalman et ses extensions sont des observateurs robustes et efficaces pour système linéaire et non linéaire respectivement. Un filtre de Kalman étendu est utilisé pour l'estimation de la vitesse de l'entraînement du moteur à induction. Malheureusement, cette approche contient certains inconvénients inhérents tels que ses exigences de calcul élevées et sa conception difficile et procédure de réglage.

Un certain nombre de schémas sans capteur de vitesse basés sur un système adaptatif de référence de modèle ont été décrits dans la littérature pour les entraînements de moteurs à induction, où l'un des estimateurs de flux sert de modèle de référence et l'autre sert l'estimateur adaptatif.

Un observateur de flux de rotor d'ordre complet a été conçu pour estimer le flux rotorique, la vitesse rotorique et la résistance statorique cet observateur estime à la fois ces composantes mais le risque d'apparaître le phénomène de l'instabilité du système.

Le terme «systèmes à structure variable» apparaît à cause de la structure particulière du système ou du régulateur utilisé, où cette structure change pendant le fonctionnement d'une façon discontinue entre deux ou plusieurs structures. Un système est dit à structure variable s'il admet une représentation à des équations différentielles du type :

$$\dot{x} = \begin{cases} f_1(x,t) & \text{si la condition (1) est vérifiée} \\ \vdots \\ f_n(x,t) & \text{si la condition (n) est vérifiée} \end{cases}$$

Où  $x$  est le vecteur d'états et les fonctions  $f_i$  appartiennent à un ensemble de sous-systèmes de classe  $C^1$  au moins, et sont appelées structures. [1]

Dans la théorie du contrôle, le contrôle en mode glissant (un cas particulier) est une forme de contrôle de structure variable (VSC). Il est une méthode de contrôle non linéaire qui modifie la dynamique d'un système non linéaire par l'application d'une commande de commutation haute fréquence. Les multiples structures de contrôle sont conçues pour que les trajectoires se déplacent toujours vers une condition de commutation, et par conséquent la trajectoire ultime ne sera pas existante entièrement au sein d'une seule structure de contrôle. Au lieu de cela, la trajectoire finale glissera le long de la limite des structures de contrôle. Le mouvement du système qui glisse le long de ces limites est appelé un mode glissant.

Intuitivement, pour un système dynamique, le contrôle du mode glissant utilise un gain pratiquement infini pour force les trajectoires à glisser le long du sous-espace en mode de glissement restreint. La principale force du contrôle du mode glissant est sa robustesse. Parce que le contrôle peut être aussi simple qu'une commutation entre deux états, il n'a pas besoin d'être précis et ne sera pas être sensible aux variations de paramètres qui entrent dans la commande.

### IV.2 Contrôleur de mode glissant

Avec le contrôleur de mode glissant, le système est contrôlé de telle manière que l'erreur dans les états du système se déplace toujours vers une surface de glissement. La surface de glissement est définie avec l'erreur de suivi ( $e$ ) de l'état et de son taux de changement ( $e'$ ) en tant que variables. La distance de l'erreur la trajectoire de la surface de glissement et sa vitesse de convergence sont utilisées pour décider de l'entrée de commande ( $u$ ) au système. Le signe de l'entrée de contrôle doit changer à l'intersection du suivi trajectoire d'erreur avec la surface de glissement. De cette façon, la trajectoire d'erreur est toujours forcée de se déplacer vers la surface de glissement.

Le SMC est une stratégie très importante dans le contrôle non linéaire avec des systèmes incertains.

L'utilisation de la fonction discontinue et du gain de contrôle élevé confère aux spécifications de performance

## IV.2.1 La conception d'un observateur a mode glissant

Le but de la commande par mode glissant est que la trajectoire d'état soit captivée vers une surface de glissement défini  $S$  et glisse autour d'elle. Une fois la surface de glissement est atteinte, la dynamique du système reste insensible aux variations des paramètres du processus, et aux perturbations externes. Ainsi, la conception de contrôleur à mode glissant passe par deux étapes essentielles [38] :

- 1- Déterminer le choix et le nombre des surfaces représenter par un vecteur  $S(x) = 0$ ,
- 2- Déterminer la loi de commande par une nouvelle entrée discontinue  $U_n(x)$  , pour attirer la trajectoire d'état vers la surface. La trajectoire dans le plan de phase est constituée de trois parties distinctes.

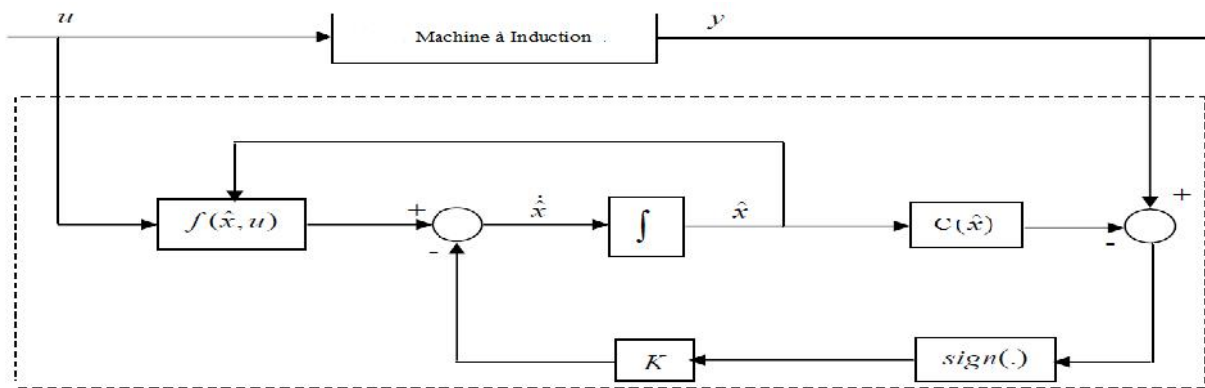


Figure. IV.1 Principe d'un observateur à mode glissant

Pour que l'état estimé converge vers l'état réel, l'observateur mode glissant doit respecter deux conditions :

La première condition concerne le mode d'atteinte et garantie l'attractivité de la surface de glissement  $S=0$  de dimension  $p$ .

La surface de glissement est attractive si la fonction de Lyapunov  $V(x) = S^T * S$  vérifié la condition :  $\dot{V}(x) < 0$  si  $S \neq 0$ .

La deuxième concerne le mode glissant, durant cette étape, la matrice des gains correctifs agit de manière à satisfaire la condition d'invariance suivante :

$$\begin{cases} \dot{S} = 0 \\ S = 0 \end{cases}$$

Durant ce mode, les dynamiques du système sont réduites et le système d'ordre  $n$  devient un système équivalent d'ordre  $(n-p)$ . Ces critères permettent la synthèse de l'observateur mode glissant et déterminent son fonctionnement. [43]

## Chapitre IV

---

Voyons le système non linéaire suivant :

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x, u) \\ Y = Cx \end{cases} \quad (\text{IV.1})$$

Ou  $x \in R^n, u \in R^m, y \in R^p$

On suppose que le système est observable

Pour le système (IV.1) la structure d'observateur par modes glissants s'écrit comme :

$$\dot{\hat{x}} = \hat{f}(\hat{x}, u) + \Gamma I_s \quad (\text{IV.2})$$

Ou  $\hat{x} \in R^n, \Gamma \in R^{n \times p}$

Et  $I_s \in R^p$  est la matrice de gain, et le vecteur signe discontinu :

$$I_s = \text{Sign}(S) = [\text{sign}(s_1), \dots, \text{sign}(s_p)]^T \quad (\text{IV.3})$$

Ou  $\text{sign}(\cdot)$  est la fonction signe et  $S$  définit la surface de glissement .

$[s_1, s_2, \dots, s_p]^T = S = \Gamma C(x - \hat{x})$  avec  $S \in R^p$ , et la dynamique de l'erreur devient :

$$\begin{cases} e = x - \hat{x} \\ \dot{e} = f(x, u) - \hat{f}(\hat{x}, u) - \Gamma I_s \end{cases} \quad (\text{IV.4})$$

La surface de glissement  $S$  est attractive si est seulement si  $s_i \cdot \dot{s}_i < 0$  avec  $i = 1, \dots, p$

Cette condition définit l'existence du mode de glissement, lors du phénomène du glissement l'erreur d'estimation est réduite de l'ordre (n) à l'ordre (n-p).

Le calcul de l'expression de la dynamique réduite est basée sur le calcul du vecteur de commutation équivalent  $\tilde{I}_s$  sur la surface de commutation et comme le terme de commutation est nul. Car le

vecteur surface et sa dérivée est nulle  $S \equiv \dot{S} \equiv 0$

$$\dot{S} = NCe = NC \left[ f(x, u) - \hat{f}(\hat{x}, u) - \Gamma \tilde{I}_s \right] = 0 \quad (\text{IV.5})$$

Avec :

$$\tilde{I}_s = (N\Gamma)^{-1} NC \left[ f(x,u) - \hat{f}(\hat{x},u) \right] \quad (IV.6)$$

La substitution de  $\tilde{I}_s$  dans (IV.4) donne la dynamique réduite suivante :

$$\dot{e}_{eq} = \left[ I - \Gamma(N\Gamma)^{-1} NC \right] \left[ f(x,u) - \hat{f}(\hat{x},u) \right] \quad (IV.7)$$

Finalement il faut choisir la  $N$  et  $\Gamma$  de façons à assurer la convergence de l'erreur c a-d en même temps l'attractivité de la surface et la stabilité de la dynamique réduite.[24]

$\Gamma$  est une matrice carrée ( $r \times r$ ) à déterminer.

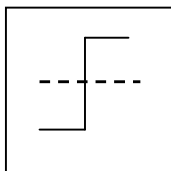
La fonction discontinue signe appliquée à l'erreur de sortie ou  $\text{sign}(x)$  est définie par :

$$\text{sign} = \begin{cases} 1 \\ 0 \\ -1 \end{cases}$$

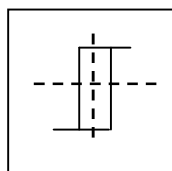
L'observateur par mode glissant est fait par trois fonctions de commutation :

- **Signe** : son inconvénient, elle crée le phénomène de broutement.
- **Zone morte** : elle élimine le broutement avec une erreur importante du module de flux rotorique par rapport à la fonction saturation avec zone morte.
- **Saturation avec zone morte** : elle donne un excellent comportement par rapport aux autres

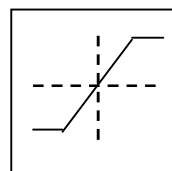
Afin d'éviter les fréquences de commutation trop élevées de fonction signe, il est préférable d'introduire la fonction saturation avec zone morte.



a) Sign



b) relay



c) saturation

**Figure IV.2 Les fonctions de commutation**

L'étude de stabilité et de convergence pour de tels observateurs, est basée sur l'utilisation des fonctions de Lyapunov.

### IV.2.2 Choix des grandeurs

Pour réaliser nos observateurs, nous devons choisir les grandeurs à observer. Dans notre application de commande de moteur à induction, nous pouvons poser les observations suivantes :

- Paramètres du modèle : Connus et invariants

- Courant statoriques : Mesurés
- tension statoriques : Mesurés
- Pulsation et tension statoriques : Fournies par la commande
- Flux rotoriques : A observer
- Vitesse rotorique : A estimée.

### IV.2.3 Observateur par mode glissant du flux rotorique

L'observateur par mode glissant est basé sur le modèle de la machine en utilisant la mesure des courants et des tensions statorique comme entrées avec l'addition du terme de gains de l'observateur qui assure la convergence de  $x$  vers  $\hat{x}$  ( $e=0$ ) ;

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{\hat{i}}_{sr} = -\gamma i_{sr} + K \frac{1}{T_r} \hat{\Psi}_{rr} + Kp \check{S}_r \hat{\Psi}_{rs} + \frac{1}{\dagger L_s} V_{sr} + A_1^1 u_s \\ \dot{\hat{i}}_{ss} = -\gamma i_{ss} - K \check{S}_r \hat{\Psi}_{rr} - Kp \frac{1}{T_r} \hat{\Psi}_{rs} + \frac{1}{\dagger L_s} V_{ss} + A_1^2 u_s \\ \dot{\hat{\Psi}}_{rr} = \frac{M_{sr}}{T_r} i_{sr} - \frac{1}{T_r} \hat{\Psi}_{rr} - p \check{S}_r \hat{\Psi}_{rs} + A_2^1 u_s \\ \dot{\hat{\Psi}}_{rs} = \frac{M_{sr}}{T_r} i_{ss} + p \check{S}_r \hat{\Psi}_{rr} - \frac{1}{T_r} \hat{\Psi}_{rs} + A_2^2 u_s \end{array} \right. \quad (IV.8)$$

#### IV.2.3.1 Détermination de la matrice de gain

Nous définissons la matrice des gains comme suit :

$$A_i^j = [A_1 \ A_2] \quad \text{Pour } i=1,2 \text{ et } j=1,2$$

Avec

$$A_1 = \begin{bmatrix} A_1^1 \\ A_1^2 \end{bmatrix} \quad A_2 = \begin{bmatrix} A_2^1 \\ A_2^2 \end{bmatrix} \quad (IV.9)$$

Pour avoir l'erreur d'observation:

$$\begin{cases} \tilde{i}_{sr} = k \frac{1}{T_r} \tilde{\Psi}_{rr} + K \check{S}_r \tilde{\Psi}_{rs} - A_1^1 u_s \\ \tilde{i}_{ss} = -\check{S}_r \tilde{\Psi}_{rr} K - K \frac{1}{T_r} \tilde{\Psi}_{rs} - A_1^2 u_s \\ \dot{\tilde{\Psi}}_{rr} = -\frac{1}{T_r} \tilde{\Psi}_{rr} - \check{S}_r \tilde{\Psi}_{rs} - A_2^1 u_s \\ \dot{\tilde{\Psi}}_{rs} = -\check{S}_r \tilde{\Psi}_{rr} - \frac{1}{T_r} \tilde{\Psi}_{rs} - A_2^2 u_s \end{cases} \quad (\text{IV.10})$$

avec

$$u_s = [\text{sign}(s_1) \text{sign}(s_2)]^t$$

et

$$S = \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \end{bmatrix} = \Gamma(y - \hat{y}). \quad (\text{IV.11})$$

Le vecteur d'erreur est :

$$e = [I_s \ \Psi_r]$$

Posons les représentations matricielles suivantes

$$A_1 = \begin{bmatrix} K \frac{1}{T_r} & K \check{S}_r \\ -K \check{S}_r & K \frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \quad A_2 = \begin{bmatrix} -\frac{1}{T_r} & -p \check{S}_r \\ p \check{S}_r & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \quad (\text{IV.12})$$

Le système (IV.11) devient :

$$\begin{cases} \dot{\tilde{i}}_s = A_1 \Psi_r - A_1^1 u_s \\ \dot{\tilde{W}}_r = A_2 \Psi_r - A_2^1 u_s \end{cases} \quad (\text{IV.13})$$

Pour déterminer la loi de commande d'observation du flux rotorique, on définit la fonction de Lyapunov suivante :

$$V = \frac{1}{2} S^t S > 0 \quad (\text{IV.14})$$

Pour assurer une stabilité asymptotique uniforme de l'observateur est que la dérivée par rapport au temps de la fonction candidate de Lyapunov soit définie négative.

## Chapitre IV

---

Donc la condition de stabilité pour l'existant du mode glissant est :

$$\dot{V} = S' \Gamma \bar{I}_s \quad (\text{IV.15})$$

Notons que  $\frac{d\Gamma}{dt}$  doit être nulle.

Après un calcul intermédiaire, nous obtenons :

$$\dot{V} = S' \Gamma A_1 \bar{w}_r - S' \Gamma A_1^1 u_s \quad (\text{IV.16})$$

En posant  $\Gamma A_1 = \begin{bmatrix} u_1 & 0 \\ 0 & u_2 \end{bmatrix}$  pour satisfaire la condition d'attractivité des surfaces.

$$u_1 |S_1| + u_2 |S_2| \rangle S' \Gamma A_1 \bar{w}_r \quad (\text{IV.17})$$

La détermination des gains se fait selon deux étapes :

- La première consiste à satisfaire la condition d'attractivité :

La condition nécessaire pour que l'état du système contrôlé tende vers et atteigne la surface de glissement est appelé la condition d'attractivité ou d'atteignabilité. Sous cette condition, la trajectoire d'état du système est appelée le mode d'attractivité. [51]

$$A_1 = \Gamma^{-1} \begin{bmatrix} u_1 & 0 \\ 0 & u_2 \end{bmatrix} \quad (\text{IV.18})$$

- La deuxième consiste à imposer pour l'erreur une dynamique de convergence exponentielle.

Lorsque le régime de glissement est établi  $\left( \dot{\bar{I}}_s = 0 \text{ et } I_s = 0 \right)$ , nous avons alors :

$$\tilde{u}_s = A_1^{-1} A_1 \tilde{\Psi}_r \quad (\text{IV.19})$$

### IV.2.4 Systèmes de référence modèle adaptative (MRAS)

Le concept de base de MRAS est la présence d'un modèle de référence qui détermine les états désirés et une adaptation (réglable) modèle qui génère les valeurs estimées des états. L'erreur entre ces états est envoyé à un mécanisme d'adaptation pour génère une valeur estimée de la vitesse du rotor, qui est utilisé pour ajuster le modèle adaptatif. Le processus de l'ajustement du modèle d'adaptation est faite de continuer jusqu'à l'erreur obtenue entre les deux modèles tend vers zéro.



Équations de base du rotor basée sur le flux-MRAS peut être écrite comme :

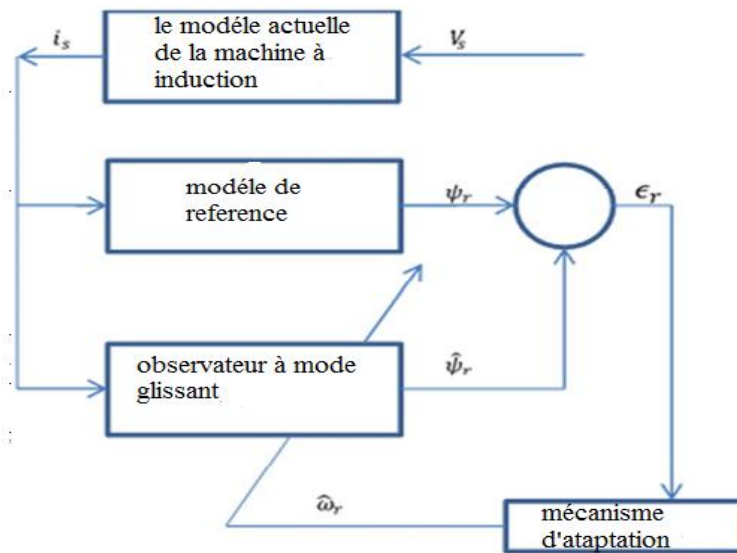
$$\Psi_r = \left(\frac{L_r}{M_{sr}}\right) \left[ \int (u_s - R_s i_s) dt - L_s i_s \right] \quad (IV.20)$$

$$\hat{\Psi}_r = \left(\frac{1}{T_r}\right) \int (M_{sr} i_s - \hat{\Psi}_r - \hat{S} T_r \hat{\Psi}_r) dt \quad (IV.21)$$

Le modèle de référence (IV.20) est basé sur des équations du stator est donc indépendante de la vitesse du moteur, tandis que le modèle d'adaptation (IV.21) est fonction de la vitesse.

En général, les observateurs MRAS donne une estimation de vitesse satisfaisante dans les régions à haute vitesse et moyennes vitesse. Lorsque l'on travaille à basse vitesse, la performance des observateurs se détériore en raison de la dérive de l'intégrateur et des problèmes de condition initiale et la sensibilité au bruit de mesure actuelle. Par conséquent, un observateur à modes glissants est proposé de remplacer le modèle classique d'adaptation (IV.21).

La figure (IV.3) pour améliorer les performances système MRAS à condition de charge, la vitesse d'inversion et de la région à basse vitesse Car il est dérivé de l'équation du rotor dans le repère fixe.



**Figure IV.3 MRAS avec un observateur à mode glissant**

Le modèle de référence (tension) est représentés par :

$$\begin{cases} \Psi_{rr} = \frac{L_r}{M_{sr}} \left( \int (V_{sr} - (R_s + \dagger s L_s) i_{sr}) \right) \\ \Psi_{rs} = \frac{L_r}{M_{sr}} \left( \int (V_{rs} - (R_s + \dagger s L_s) i_{rs}) \right) \end{cases} \quad (IV.22)$$

Le modèle adaptatif (observateur à mode glissant) est lui décrit par :

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{\hat{i}}_{sr} = -\hat{i}_{sr} + K \frac{1}{T_r} \hat{\Psi}_{rr} + Kp \check{S}_r \hat{\Psi}_{rs} + \frac{1}{\dagger L_s} V_{sr} + A_1^1 u_s \\ \dot{\hat{i}}_{ss} = -\hat{i}_{ss} - K \check{S}_r \hat{\Psi}_{rr} - Kp \frac{1}{T_r} \hat{\Psi}_{rs} + \frac{1}{\dagger L_s} V_{ss} + A_1^2 u_s \\ \dot{\hat{\Psi}}_{rr} = \frac{M_{sr}}{T_r} \hat{i}_{sr} - \frac{1}{T_r} \hat{\Psi}_{rr} - p \check{S}_r \hat{\Psi}_{rs} + A_2^1 u_s \\ \dot{\hat{\Psi}}_{rs} = \frac{M_{sr}}{T_r} \hat{i}_{ss} + p \check{S}_r \hat{\Psi}_{rr} - \frac{1}{T_r} \hat{\Psi}_{rs} + A_2^2 u_s \end{array} \right. \quad (\text{IV.23})$$

Pour obtenir un système de rétroaction non linéaire stable, un signal de réglage de vitesse et un régulateur PI-floue sont utilisés dans le mécanisme d'adaptation pour générer la vitesse estimée. Le signal de réglage de vitesse et les expressions vitesse estimée peuvent être exprimés par l'équation suivant :

$$V_{\check{S}} = W_{rs} \hat{W}_{rr} - W_{rr} \hat{W}_{rs} \quad (\text{IV.24})$$

Avec

$$\check{S} = \left\{ K_p + \frac{K_i}{s} \right\} V_{\check{S}} \quad (\text{IV.25})$$

### IV.2.5 Application de l'observateur à mode glissant adaptatif dans la commande vectorielle

Pour mettre la commande vectorielle sans capteur, nous devons tenir quelques modifications au schéma précédent. Nous remplaçons la vitesse mesurée via l'encodeur incrémental par une vitesse estimée à travers des observateurs que nous avons développé précédemment. Ainsi, la vitesse estimée est utilisée comme entrée du régulateur de vitesse et aussi pour calculer l'angle  $\theta_s$ . La relation (IV.26) prend la forme suivante :

$$\theta_s = \int \left( p \hat{\Omega} + \frac{i_{qs}}{T_r i_{ds}} \right) dt \quad (\text{IV.26})$$

Pour la régulation on va utiliser le régulateur à cinq ensembles flous qui est décrite de la manière suivante :

Le tableau d'inférence à cinq ensembles

	NG	NP	EZ	PP	PB
NG	NG	NG	NG	NP	EZ
NP	NB	NB	NP	EZ	PP
EZ	NB	NP	EZ	PP	PG
PP	NP	EZ	PG	PG	PG
PG	EZ	PP	PG	PG	PG

La méthode d'inférence retenue est la méthode Min-Max, on prend comme critère de défuzzification la méthode de centre de gravité. Le régulateur utilisé est de type Mamdani. Le régulateur flou est représenté par sa surface caractéristique (figure.IV.4). Cette dernière exprime les variations de la valeur réelle de sa sortie en fonction des entrées :

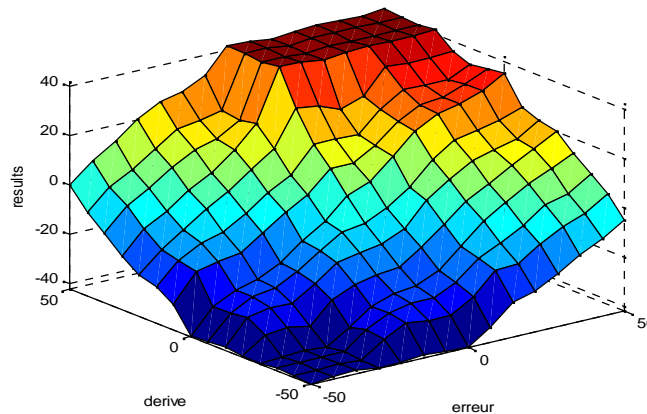


Figure IV.4 surface caractéristique du régulateur flou.

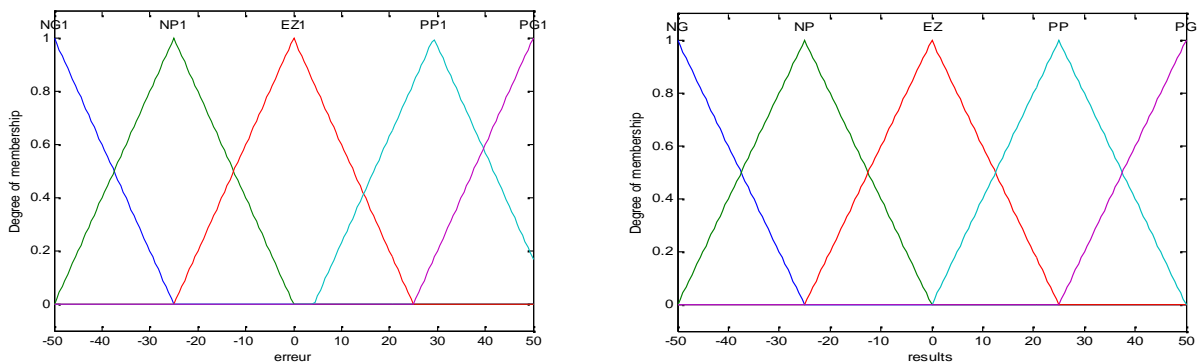
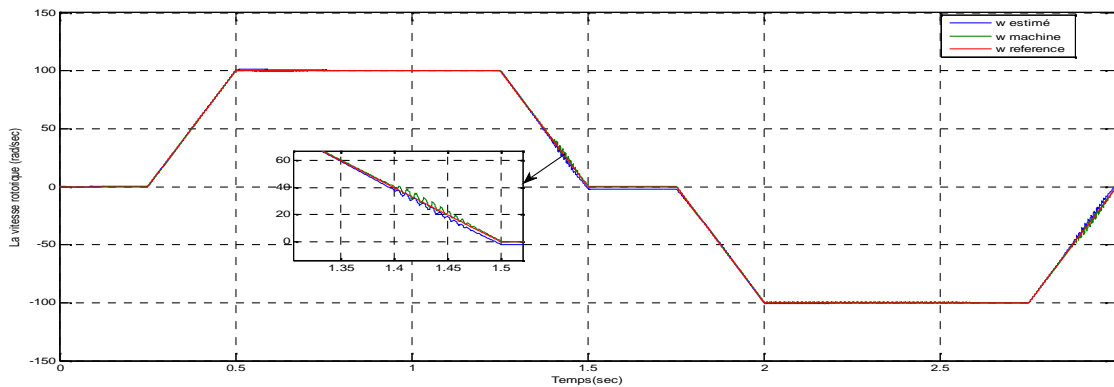


Figure IV.5 Les fonctions d'appartenance

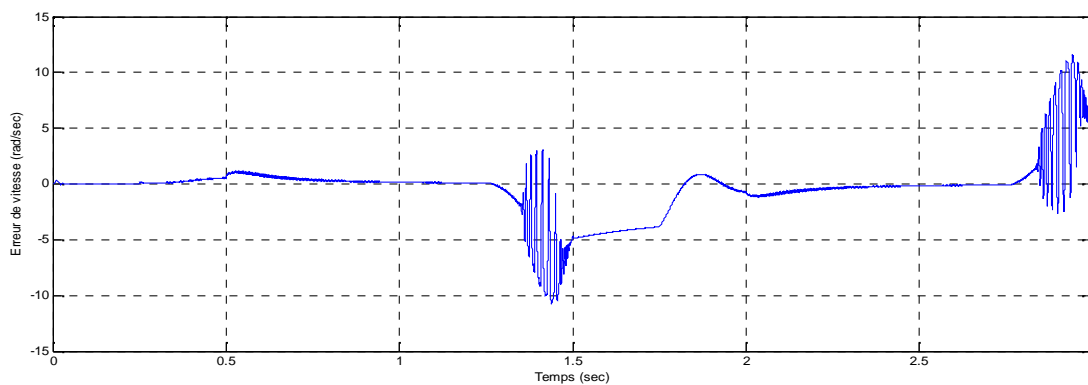
## IV.2.6 Les résultats de simulation

Pour le choix du nombre d'ensemble flous des variables d'entrée et de sortie, nous avons utilisé un régulateur flou à cinq ensembles flous. ( pour avoir plus de précision)

Dans ce test, la machine fonctionne avec une vitesse 100 rad/sec, avec inversion du sens de rotation et avec annulation de la vitesse on remarque que la vitesse estimée suit la vitesse du machine et la vitesse de référence avec l'apparition du phénomène de chattering (broutement) dans les phases transitoires, on estime aussi la résistance statorique. Les résultats obtenus sont regroupés dans la figure (a,b,c,d,e) qui représente les allures des grandeurs électriques et mécaniques de la machine, on peut voir clairement les erreurs d'observation qui convergent tous vers zéro.

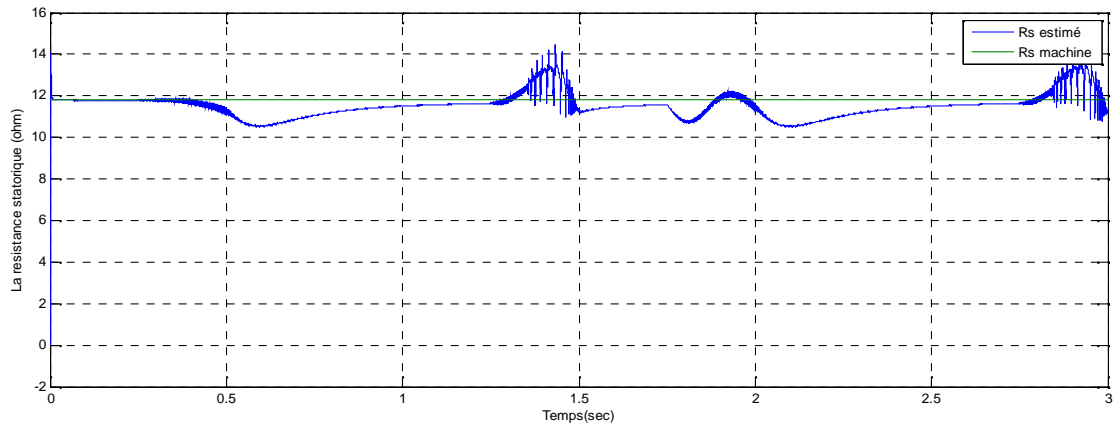


(a)

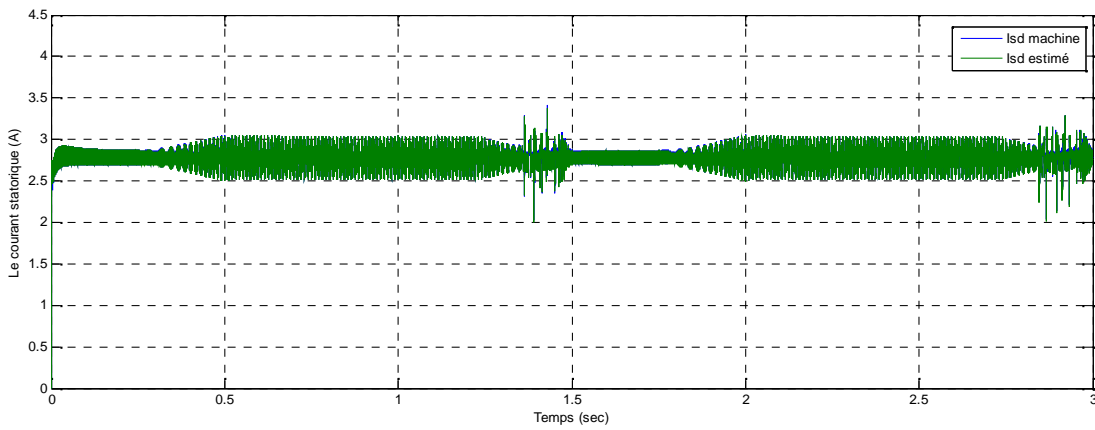


(b)

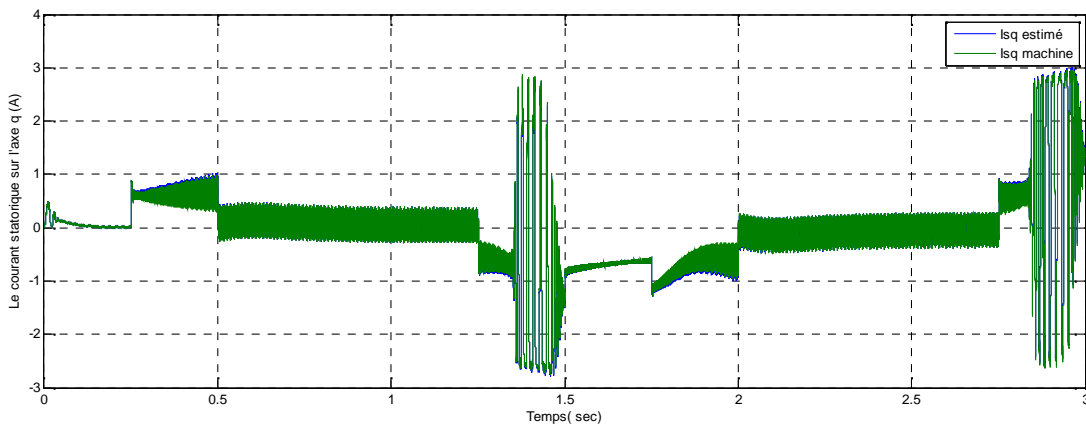
**Figure IV.6 (a), (b) Allure de la vitesse rotorique et de l'erreur de la vitesse**



**Figure IV.7 (c) Allure de la résistance statorique estimé et réelle**



(d)



(e)

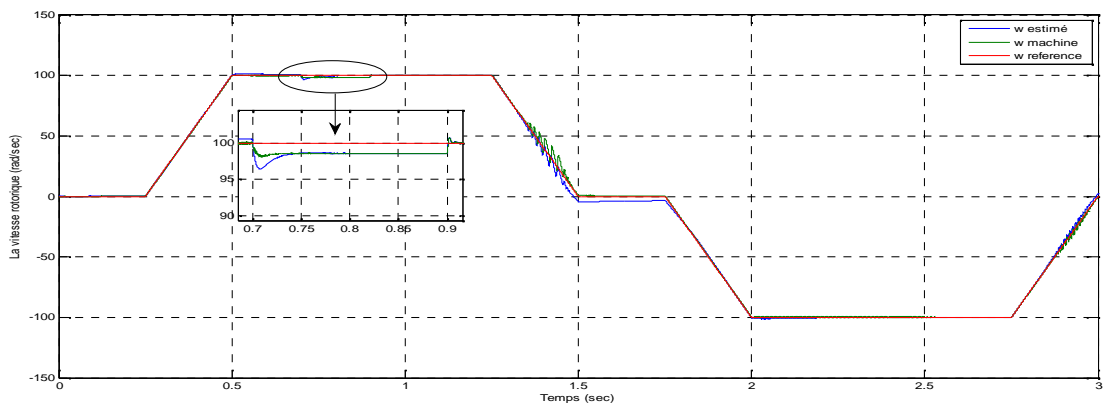
**Figure IV.8 (d),(e) Allure du courant statorique estimé et machine sur l'axe d et q**

## Chapitre IV

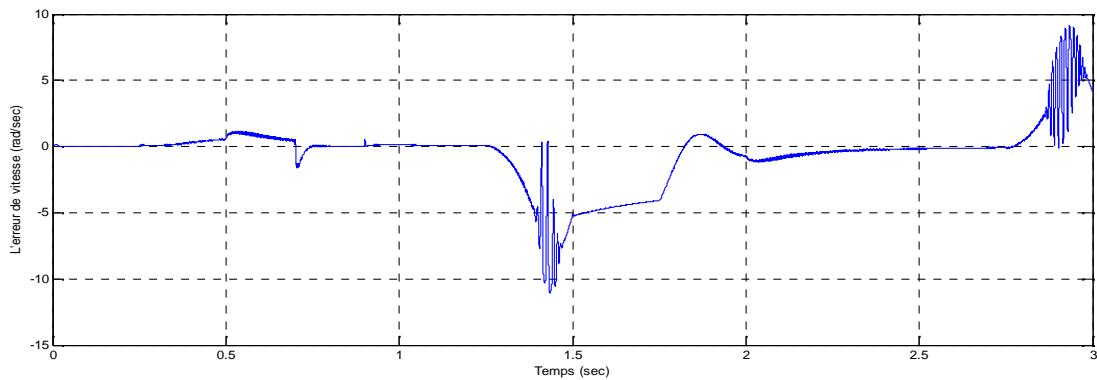
On remarque que les valeurs estimées suivent bien les valeurs réelles avec une erreur égale à zéro et l'apparition du phénomène du broutement.

Essais avec application du couple de charge à  $t=0.7\text{sec}$  et élimination  $t=0.9\text{sec}$  :

Les résultats de simulation de la figure (a1,b1) montrent que la vitesse atteint rapidement sa référence sans aucun dépassement. On remarque, que le courant estimé converge vers le courant réel. Il en est même des flux et de la vitesse. De plus, les composantes estimées du courant statorique suivent bien leurs valeurs réelles même la résistance statorique estimée suit bien la valeur réelle. Les erreurs d'estimation de la vitesse, 2% en régime permanent



(a1)



(b1)

**Figure IV.9 (a1),(b1) Allure de la vitesse rotorique et de l'erreur de la vitesse (rad/sec).**

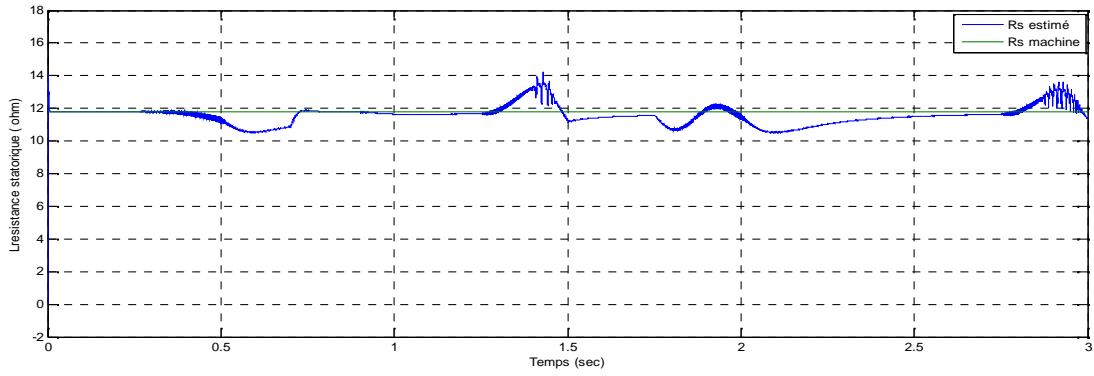
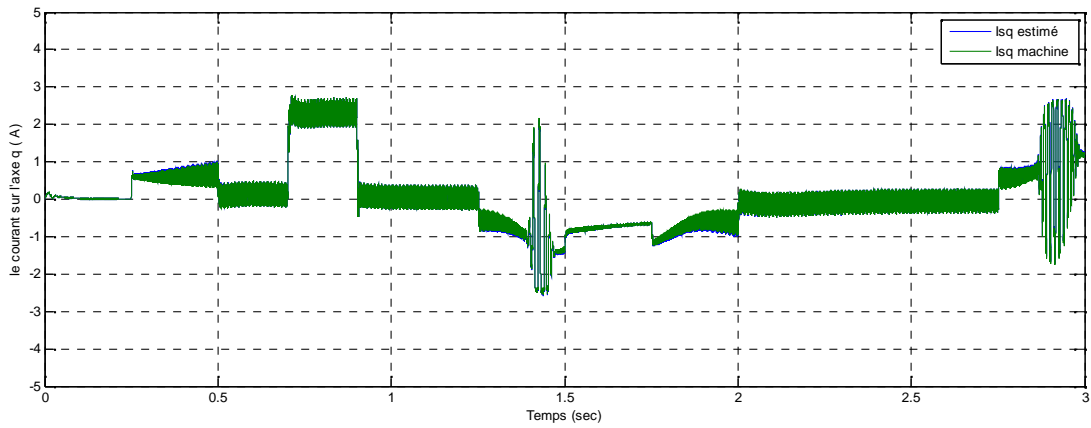
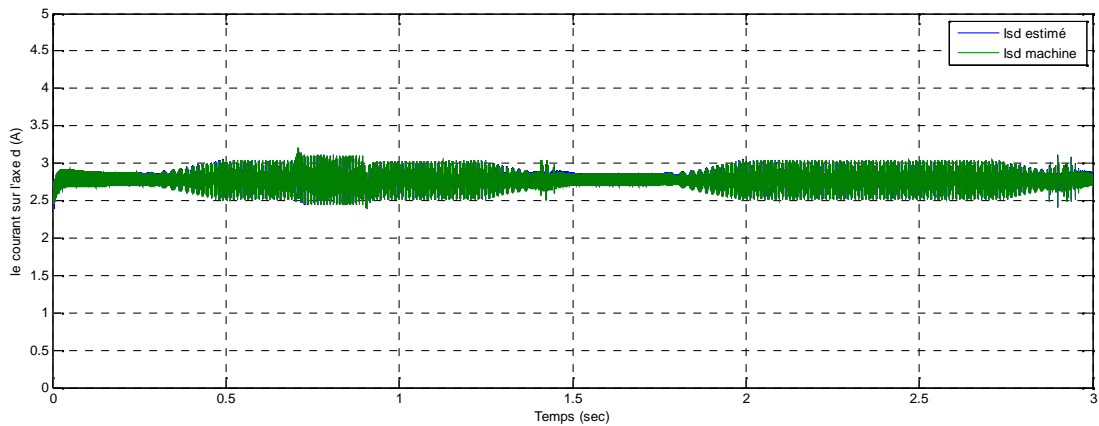


Figure IV .10 (c1) Allure de la résistance statorique estimé et réelle (ohm) dans le régime permanent l'erreur est nulle.



(d1)



(e1)

Figure IV.11 (d1),(e1) Allure du courant statorique estimé et réelle sur l'axe d et q avec un erreur égale à zéro pour le régime permanent et transitoire

Concernant la commande par mode de glissement pour minimiser le phénomène " broutement " en introduisant autour de la surface de commutation, une bande d'arrêt en remplaçant la fonction signe par une fonction de saturation. Une autre solution consiste à introduire un bloc intégrateur (mode glissant d'ordre supérieur), ce qui a pour conséquence la diminution des oscillations dues au phénomène de broutement.

### IV.3 Observateur de mode glissant MRAS-Super Twisting pour la vitesse Contrôle vectoriel sans capteur du moteur à induction [39]

Dans cette partie, on s'intéresse à l'étude de la commande par mode glissant d'ordre deux, telle que la techniques « Super Twisting ». Ces algorithmes soit les plus utilisé dans la littérature, du fait qu'ils ont uniquement besoin de la connaissance de la surface de glissement. Pour cela on considère en premier lieu, l'aspect théorique du mode glissant d'ordre deux. En second lieu, une application de l'algorithme pour le contrôle de la machine asynchrone sera effectuée et comparé à celui du mode glissant classique.

De plus, l'utilisation de méthodes de mode de glissement super twisting pour la conception de l'observateur assure respectivement la robustesse par rapport à diverses perturbations et de bonnes performances dynamiques sur toute la plage de vitesse.

**Définition 1 :** Soit le système différentiel non linéaire Eq :  $\dot{x} = f(t, x, u)$  et soit  $S(t, x)$  la variété de glissement associée. L'ensemble de glissement d'ordre  $r$  par rapport à  $S(t, x)$  est défini par :

$$S = \left\{ x \in X : S = \dot{S} = \ddot{S} = \dots = S^{r-1} = 0 \quad \text{avec } r \in \mathbb{N}^* \right.$$

#### Définition 2 :

Supposons que l'ensemble de glissement  $S_r$  d'ordre  $r$  soit non vide et qu'il définisse localement un ensemble intégrable au sens de Filippov, alors la dynamique satisfaisant Eq :  $S = S(t, x)$  est appelée mode glissant d'ordre  $r$  par rapport à la fonction de glissement  $S$ .

La convergence d'un algorithme d'ordre  $r$  s'obtient par une convergence en temps fini sur la surface en forçant les trajectoires du système à être confinées au bout d'un temps fini dans l'ensemble de glissement  $S$ .

L'algorithme du Super-Twisting, à l'instar des autres algorithmes de la même catégorie, nécessite uniquement l'information sur  $S$  et entraîne l'annulation de celle ci et  $\dot{S}$  en un temps fini. Il permet aussi de construire un dérivateur appelé généralement différenciateur exact. Les équations



## Chapitre IV

du moteur à induction dans une référence lie au stator ( , ) sont données par les équations suivantes:

$$\begin{cases} p i_{sr} = -(k_1 k_2 + R_s k_3) i_{sr} + k_2 \left( \frac{\mathcal{E}_{rr}}{T_r} + \check{S}_r \mathcal{E}_{rs} \right) + k_3 v_{sr} \\ p i_{ss} = -(k_1 k_2 + R_s k_3) i_{ss} + k_2 \left( \frac{\mathcal{E}_{rs}}{T_r} - \check{S}_r \mathcal{E}_{rr} \right) + k_3 v_{ss} \\ p \mathcal{E}_{sr} = k_1 i_{sr} - \frac{\mathcal{E}_{rr}}{T_r} - \check{S}_r \mathcal{E}_{rs} \\ p \mathcal{E}_{ss} = k_1 i_{ss} - \frac{\mathcal{E}_{rs}}{T_r} + \check{S}_r \mathcal{E}_{rr} \end{cases} \quad (IV.27)$$

où:

$$k_1 = \frac{L_m}{T_r} ; k_2 = \frac{L_m}{\dagger L_s L_r} ; k_3 = \frac{1}{\dagger L_s} ; \dagger = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r}$$

La stabilité de l'observateur STSM a été prouvée par la méthode de Lyapunov. La forme la plus simple de STSM peut être écrite comme :

$$\begin{cases} p \hat{x}_1 = f(\hat{x}_2) + \gamma \sqrt{|x_1 - \hat{x}_1|} \cdot \text{sign}(x_1 - \hat{x}_1) + \dots_1 \\ p \hat{x}_2 = u \text{ sign}(x_1 - \hat{x}_1) + \dots_2 \end{cases} \quad (IV.28)$$

où:  $x_i$  désigne les variables d'état, et sont des gains de commutation, 1 et 2 représentent les termes de perturbation. D'après [IV.27], il est bien connu que le STSM est solidement stable aux perturbations globalement limitées par:

$$\dots_1 = 0, |\dots_2| < L ;$$

Pour toute constante positive L lorsque les gains sont correctement sélectionnés.

Le système (IV.27) peut être réécrit comme:

$$\begin{cases} p i_{sr} = -R_s k_3 i_{sr} - k_2 p \mathcal{E}_{rr} + k_3 v_{sr} \\ p i_{ss} = -R_s k_3 i_{ss} - k_2 p \mathcal{E}_{rs} + k_3 v_{ss} \\ p \mathcal{E}_{sr} = k_1 i_{sr} - \frac{\mathcal{E}_{rr}}{T_r} - \check{S}_r \mathcal{E}_{rs} \\ p \mathcal{E}_{ss} = k_1 i_{ss} - \frac{\mathcal{E}_{rs}}{T_r} + \check{S}_r \mathcal{E}_{rr} \end{cases} \quad (IV.29)$$

Nous définissons le changement de variable suivant:

$$\begin{cases} x_1 = i_{sr} \\ x_2 = i_{ss} \\ x_3 = -p\mathcal{E}_{rr} \\ x_4 = -p\mathcal{E}_{rs} \end{cases}$$

On remplace (IV.27) dans (IV.28), ce qui donne:

$$\begin{cases} px_1 = -R_s k_3 x_1 - k_2 x_3 + k_3 v_{sr} \\ px_2 = -R_s k_3 x_2 - k_2 x_4 + k_3 v_{ss} \end{cases}$$

En appliquant le STA au modèle de moteur à induction (IV.27), un observateur de courant peut être construit comme:

$$\begin{cases} p\hat{x}_1 = -R_s k_3 \hat{x}_1 + k_2 \hat{x}_3 + k_3 v_{sr} + \}1 \sqrt{|e_1|} \text{sign}(e_1) \\ p\hat{x}_2 = -R_s k_3 \hat{x}_2 + k_2 \hat{x}_4 + k_3 v_{ss} + \}2 \sqrt{|e_2|} \text{sign}(e_2) \\ p\hat{x}_3 = \}3 \text{sign}(e_1) \\ p\hat{x}_4 = \}4 \text{sign}(e_2) \end{cases} \quad (\text{IV.30})$$

$\hat{x}_1$ ,  $\hat{x}_2$ ,  $\hat{x}_3$  et  $\hat{x}_4$  sont les variables d'observations,

$\}1$ ,  $\}2$ ,  $\}3$  et  $\}4$  sont respectivement les gains des surfaces de mode de glissement primaire et auxiliaire,

Le signe () représente la fonction signe,  $k_2$  et  $k_3$  sont traités comme des constantes dans l'observateur.

Les erreurs sont définies comme:

$$\begin{cases} e_1 = x_1 - \hat{x}_1 \\ e_2 = x_2 - \hat{x}_2 \end{cases}$$

Selon (IV.29), il existe une relation simple entre les observations  $\hat{x}_3$  et  $\hat{x}_4$  les dérivées du flux rotorique:

$$p\mathcal{E}_r^x = \begin{bmatrix} -p\mathcal{E}_{rr}^x \\ -p\mathcal{E}_{rs}^x \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\hat{x}_3 \\ -\hat{x}_4 \end{bmatrix}$$

Où  $p\mathcal{E}_r^x$  : représente les résultats estimés avec la signification physique de la dérivée du flux rotorique.

### IV.3.1 Schéma d'estimation de la vitesse

Puisque nous obtenons les dérivées des composants du flux du rotor, c'est-à-dire de l'observateur proposé, un mécanisme adaptatif de vitesse basé sur ces observations est nécessaire. Le modèle peut s'écrire [IV.27]:

$$p\mathbb{E}_r^x = k_1 \hat{i}_s + \begin{bmatrix} -\frac{1}{T_r} & -\check{S}_r \\ \check{S}_r & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix} p\mathbb{E}_r \quad (\text{IV.31})$$

En (IV.31), il y a la présence de la variable de vitesse du rotor. En ce qui concerne et en tant que constantes, l'équation d'observateur peut être construite comme suit:

$$p\mathbb{E}_r^x = k_1 \hat{i}_s + \begin{bmatrix} -\frac{1}{T_r} & -\check{S}_r \\ \check{S}_r & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix} p\mathbb{E}_r \quad (\text{IV.32})$$

avec:

$$i_s = \begin{bmatrix} i_{sr} \\ i_{ss} \end{bmatrix}, \hat{i}_s = \begin{bmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \end{bmatrix}, \mathbb{E}_r^i = \begin{bmatrix} \mathbb{E}_{rr}^i \\ \mathbb{E}_{rs}^i \end{bmatrix}, \check{\mathbb{E}}_r^i = \begin{bmatrix} \check{\mathbb{E}}_{rr}^i \\ \check{\mathbb{E}}_{rs}^i \end{bmatrix}$$

Les symboles  $\mathbb{E}_r^i$  et  $\check{\mathbb{E}}_r^i$  sont respectivement les vecteurs de flux rotoriques réels et estimés calculés par le modèle actuel. En soustrayant (IV.31) de (IV.32), on obtient:

$$pe_{\mathbb{E}}^i = Ae_{\mathbb{E}}^i - \Delta\check{S}_r Jp\mathbb{E}_r^i \quad (\text{IV.33})$$

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{1}{T_r} & -\check{S}_r \\ \check{S}_r & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix}, J = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

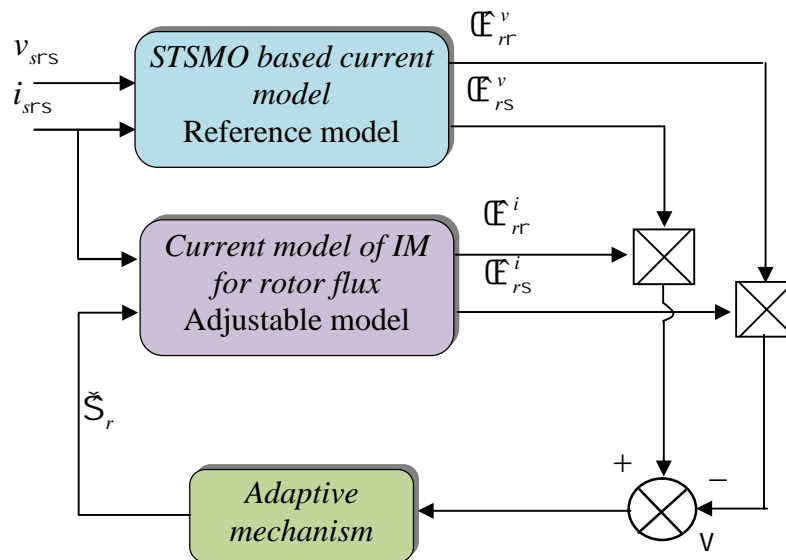
En différenciant (IV.33) et en simplifiant les termes d'erreurs différentielles, on

$$\text{obtient: } p(pe_{\mathbb{E}}^i) = Ape_{\mathbb{E}}^i - \Delta\check{S}_r Jp\mathbb{E}_r^i \quad (\text{IV.34})$$

$$e_{\mathbb{E}}^i = \begin{bmatrix} e_{\mathbb{E}r}^i \\ e_{\mathbb{E}s}^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbb{E}_{rr}^i - \check{\mathbb{E}}_{rr}^i \\ \mathbb{E}_{rs}^i - \check{\mathbb{E}}_{rs}^i \end{bmatrix} \quad (\text{IV.35})$$

La stabilité du système ci-dessus a été discutée dans [IV.28]. Pour l'estimation de la vitesse, la sortie du modèle de référence est considérée comme égale au vecteur de flux réel du rotor, et donc :

$$pe_{\mathbb{E}}^i = \begin{bmatrix} p\mathbb{E}_{rr}^i - p\check{\mathbb{E}}_{rr}^i \\ p\mathbb{E}_{rs}^i - p\check{\mathbb{E}}_{rs}^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p\mathbb{E}_{rr}^x - p\mathbb{E}_{rr}^i \\ p\mathbb{E}_{rs}^x - p\mathbb{E}_{rs}^i \end{bmatrix} \quad (\text{IV.36})$$



**Figure. IV.12. Schéma adaptatif de référence du modèle classique pour l'estimation de la vitesse**

### IV.3.2 Les résultats de simulation

Pour améliorer les performances de réglage tel que : la précision de poursuite, la précision de régulation (temps de montée, temps de réponse, dépassement et stabilité), et la robustesse vis-à-vis des perturbations (charge et variation des résistances) de la machine asynchrone, nous devons utiliser des commandes modernes sont insensibles et robustes.

Certains résultats de simulation ont été fournis pour démontrer l'efficacité de la technique d'observation proposée. Initialement, la figure (a,b,c) représente l'allure du vitesse et l'erreur de la vitesse on voit que l'erreur est nulle en régime permanent et transitoire avec l'absence total du broutement .

A  $t = 0.7$  seconde éliminé  $t=0.9$  seconde, la charge a été appliquée et supprimé La Figure (d,e,f) . et son zoom montre les performances du contrôle sans capteur de vitesse et avec la régulation flou. La vitesse estimée coïncide exactement avec la vitesse réelle même l'instant d'application du couple de charge. Comme résultat montré, avec cette variation, l'algorithme de contrôle sans capteur de vitesse proposé a de bonnes performances dans cette phase.

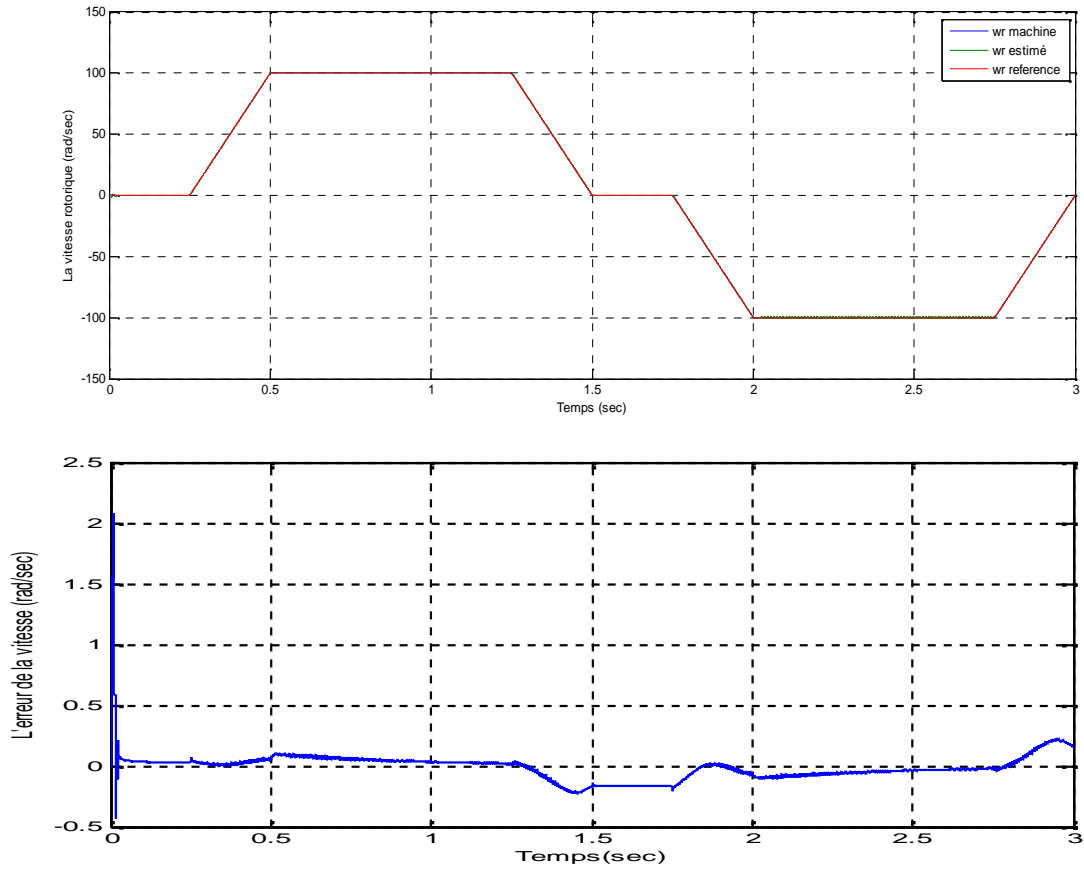


Figure IV.13 Allure de la vitesse rotorique et l'erreur de vitesse en (rad/sec).

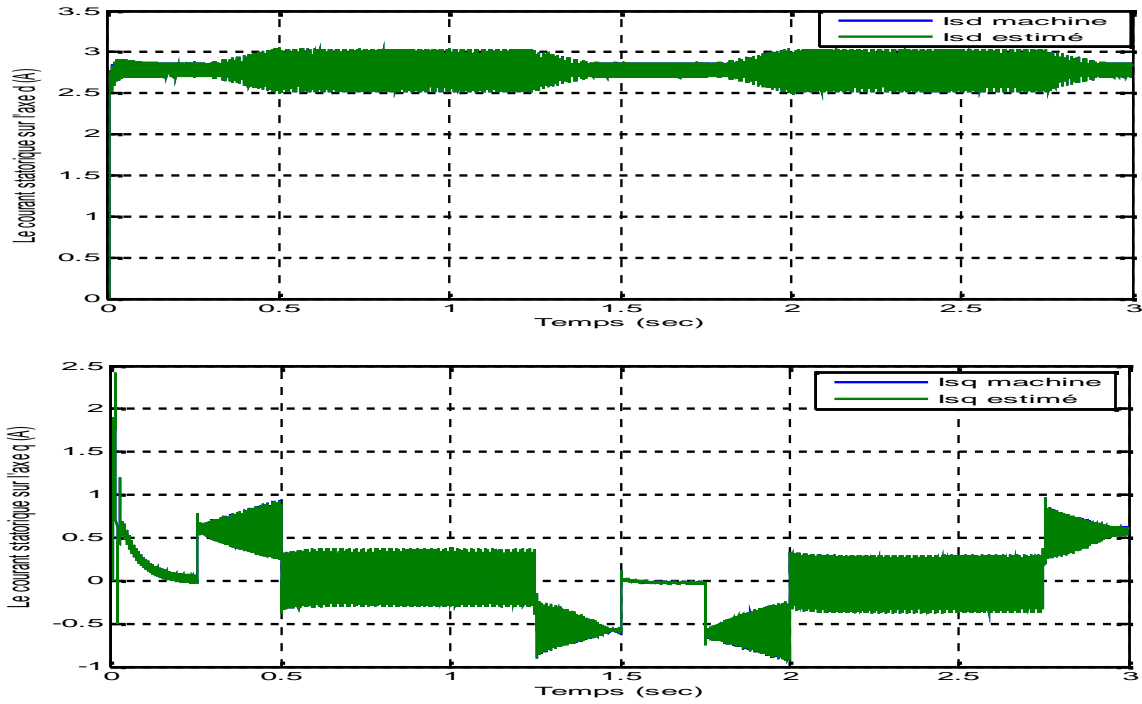
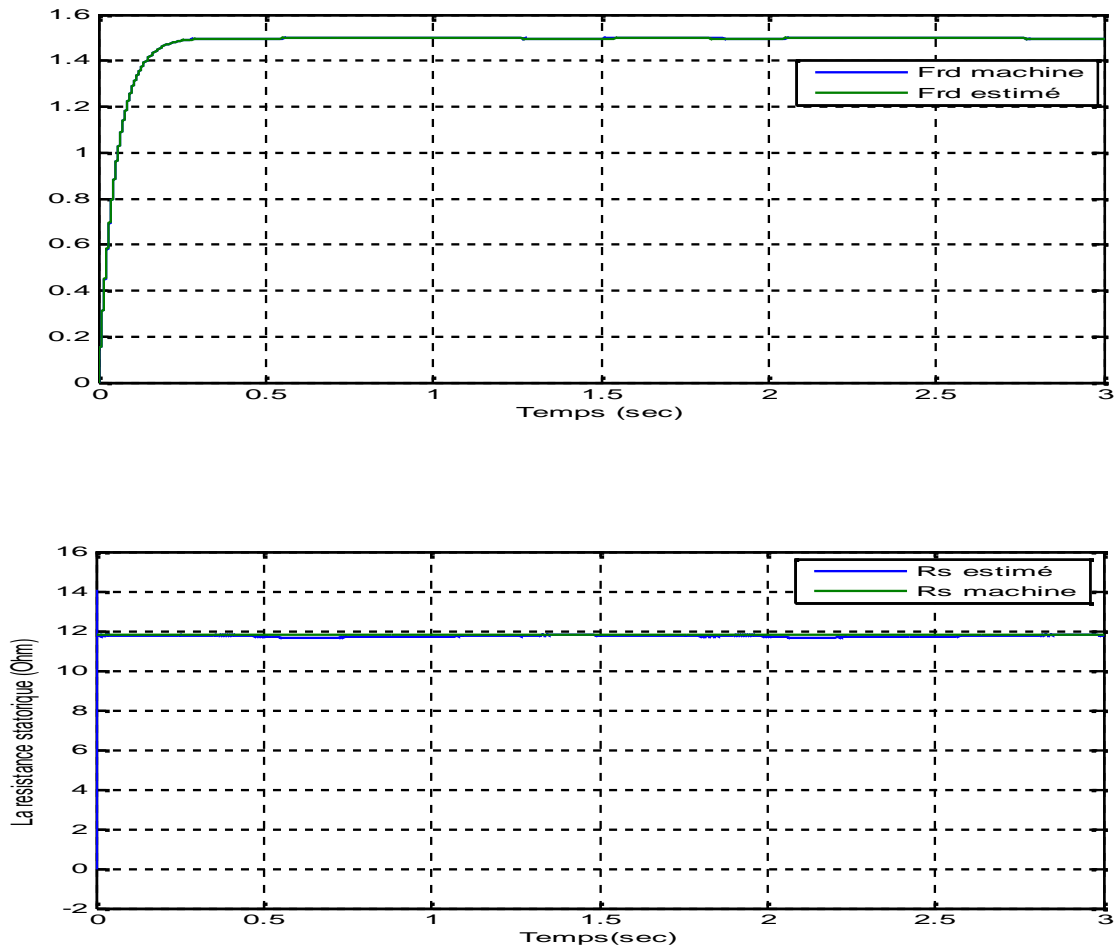
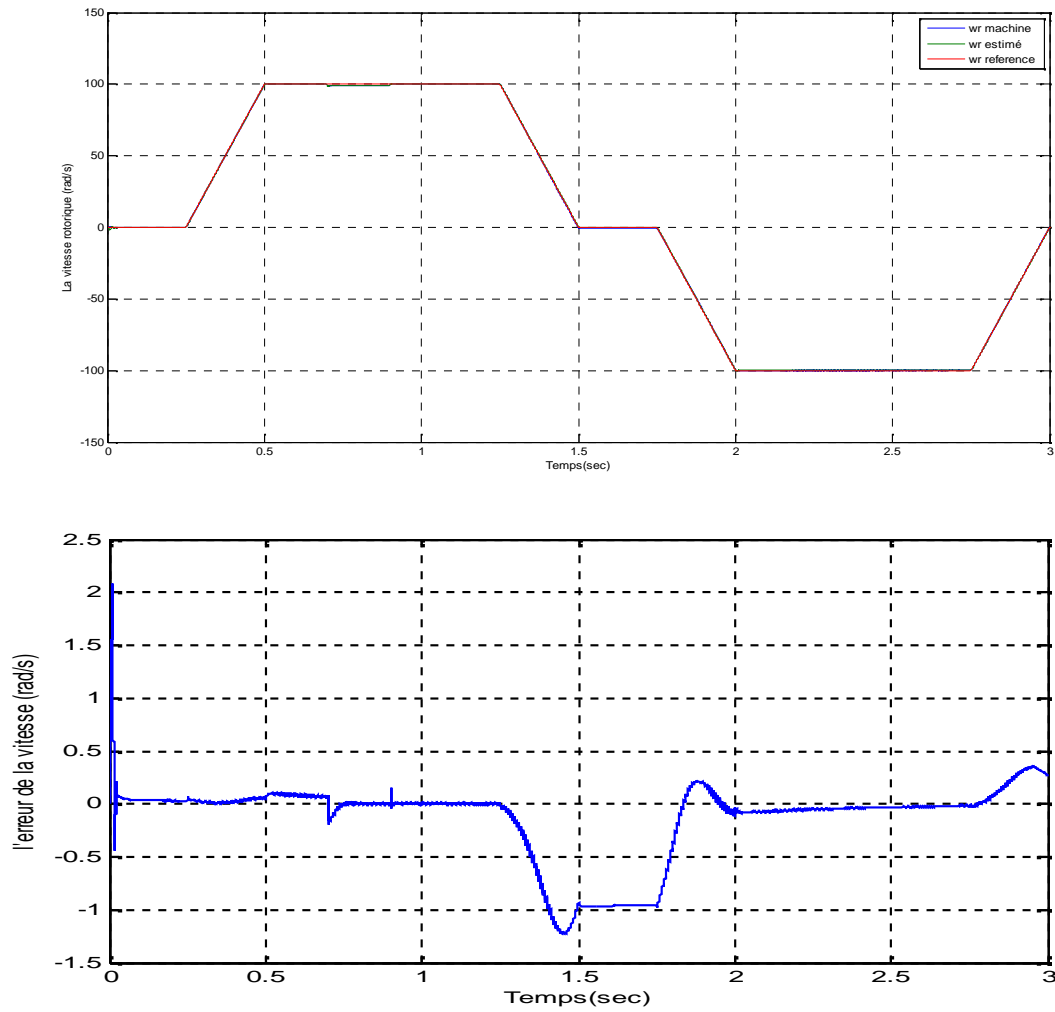


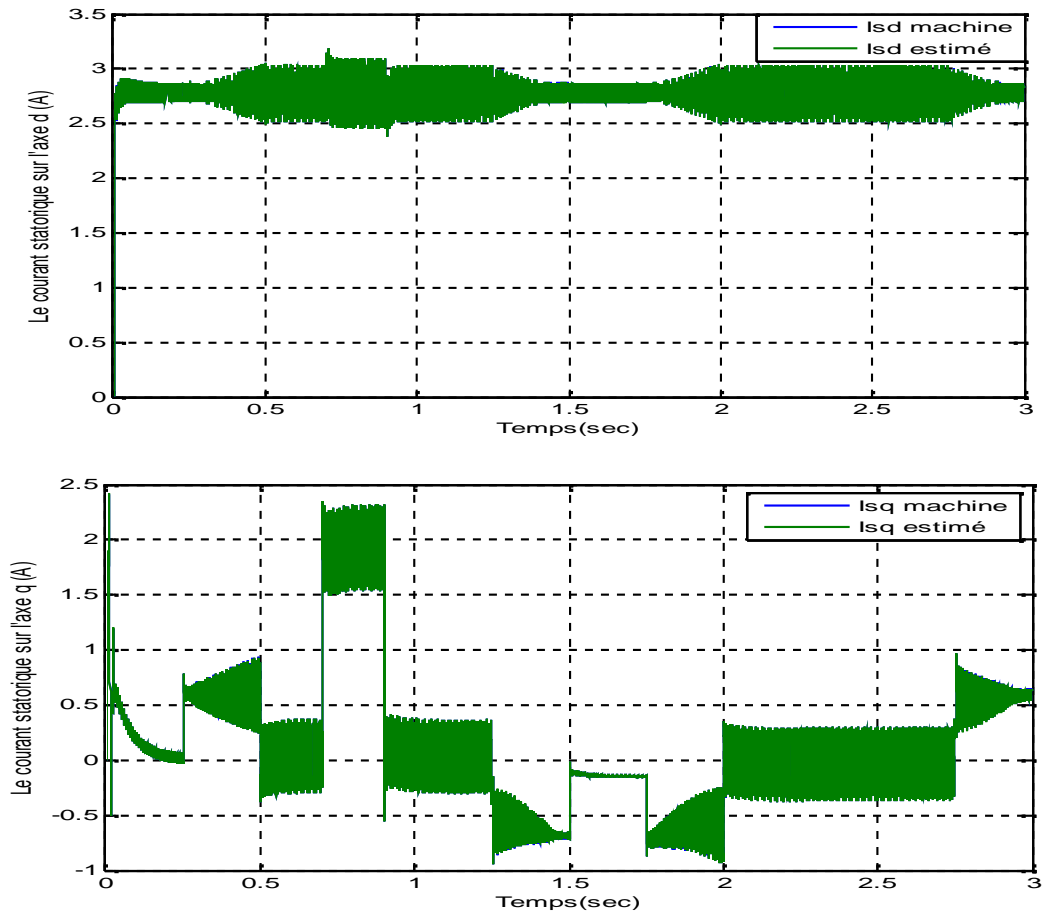
Figure IV.14 Allure du Courant Statorique sur l'axe d et l'axe q en (A)



**Figure IV.15 Allure du Flux (Wb) sur l'axe d estimé et machine et de la Resistance Statorique estimé et machine.**

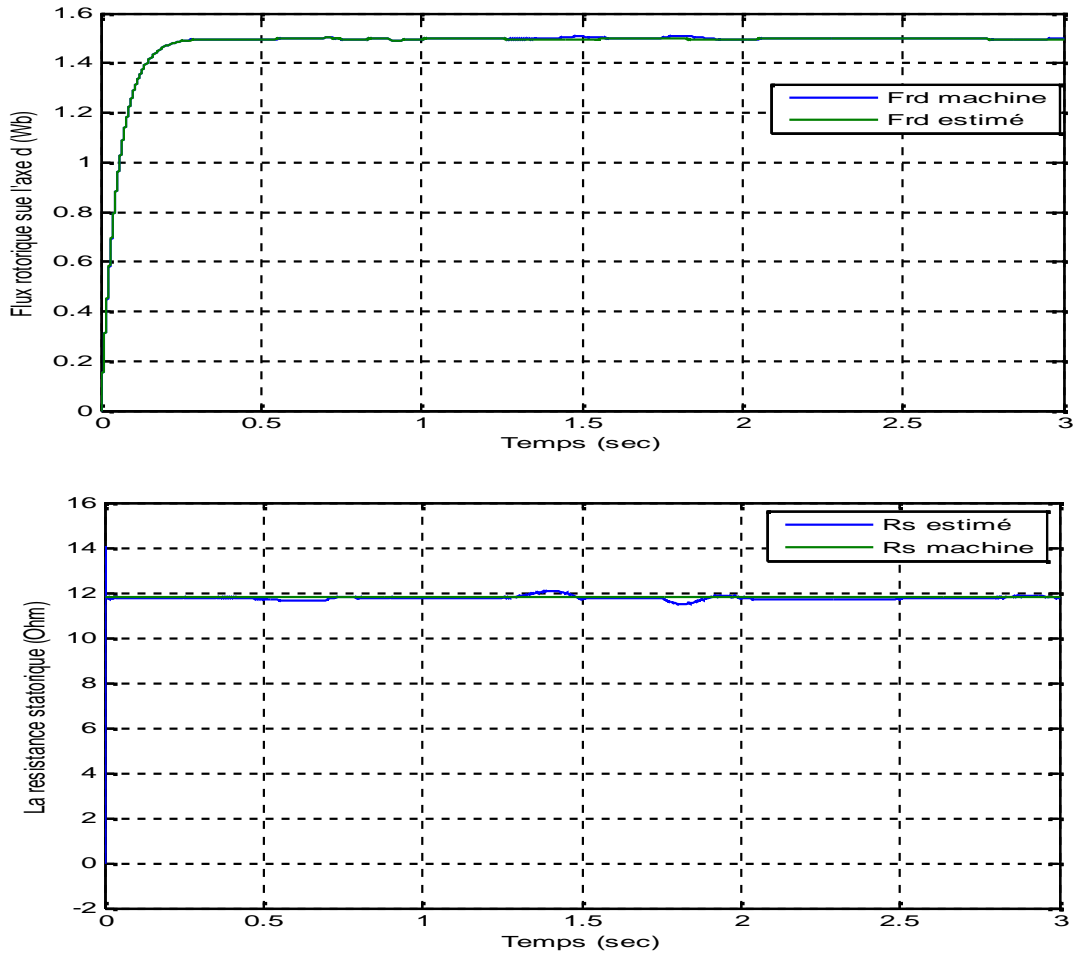


**Figure IV.16 Allure de la Vitesse Rotorique et l'erreur de vitesse en (rad/sec) avec application du couple de charge .**



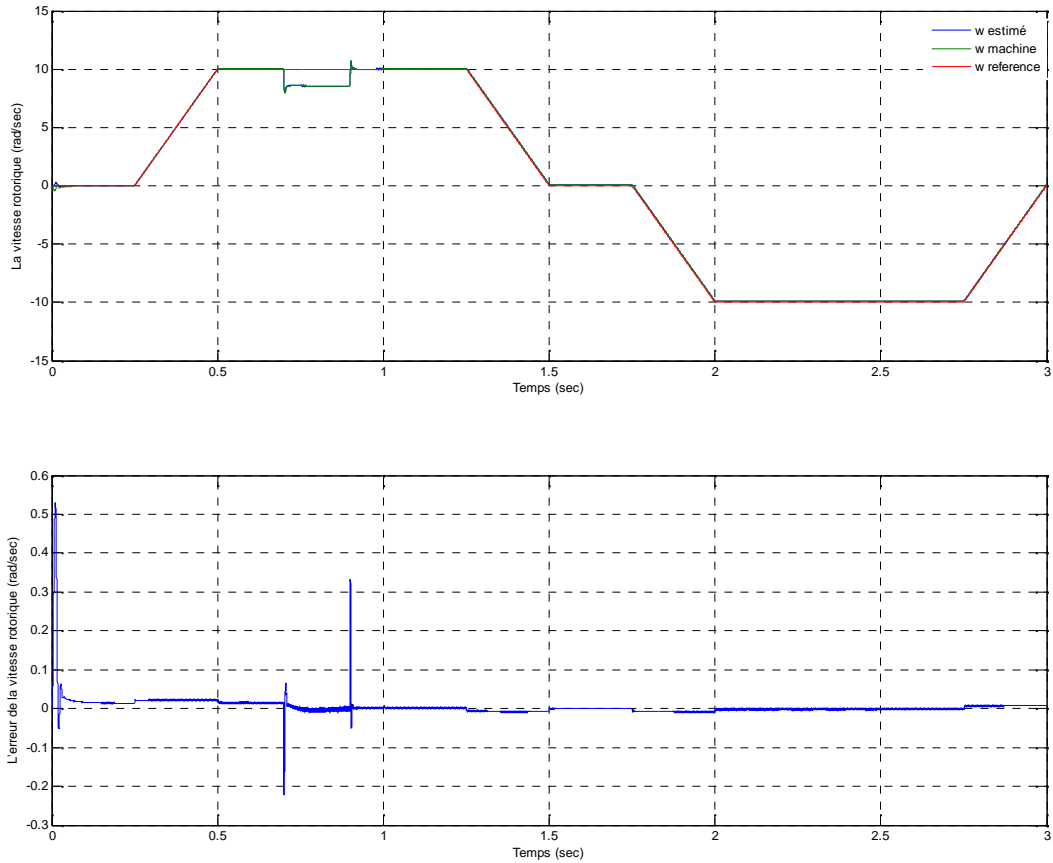
**Figure IV.17** Allure du Courant Statorique sur l'axe d et l'axe q en (A) avec application du couple de charge



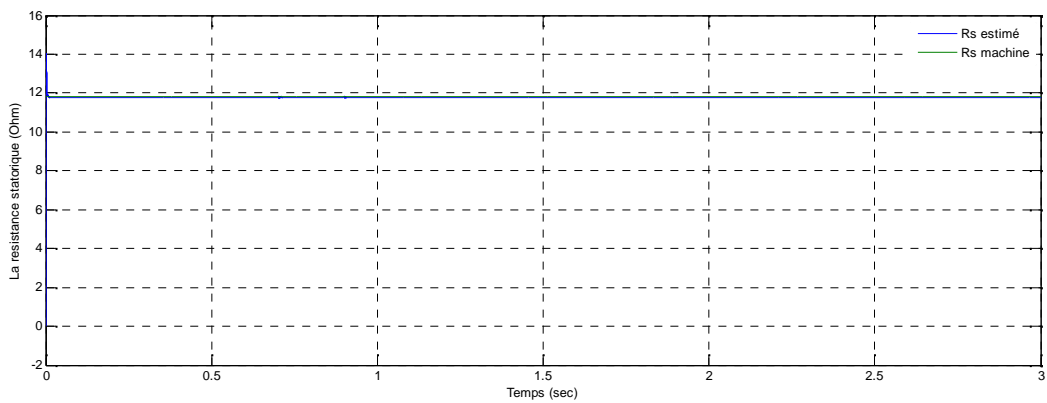


**Figure IV.18 Allure du Flux (Wb) sur l'axe d estimé et machine et de la Résistance Statorique estimé et machine. Avec application du couple de charge**

- ❖ Essais à très basse vitesse  $w_{ref}=10\text{rad/sec}$  avec application du couple de charge on remarque bien la bonne poursuite de la vitesse estimé avec une erreur égale presque zéro, pour la résistance statorique estimé au démarrage il y a un dépassement de 3% et une erreur égale à zéro pour le régime permanent et transitoire comme les figure ci-dessous montre.



**Figure IV.19 La réponse de la vitesse et de l'erreur de la vitesse en (rad/sec) a vitesse de référence  $w_{ref}=10$  rad/sec**



**Figure IV.20 La réponse de la résistance statorique à vitesse de référence  $w_{ref}=10$  rad/sec**

## Chapitre IV

---

On fait une comparaison entre les deux observateur étudié dans ce chapitre, on obtient le tableau suivant :

**Tableau de comparaison**

	<b>Observateur à mode Glissant</b>	<b>Observateur de mode glissant MRAS-Super Twisting</b>
<b>La précision</b>	+	++
<b>Le temps de réponse</b>	+	++
<b>Le déplacement</b>	+	++
<b>La robustesse</b>	+	++

++ Très bien ; + bien

### IV.4 Conclusion

L'algorithme du super-twisting a été développé dans le contexte de la théorie de mode glissant d'ordre supérieur. Cet algorithme ne s'applique qu'à des systèmes de degré relatif 1, et son intérêt réside dans la réduction du broutement, due à la discontinuité du signal de commande.

Le but de ce chapitre est de présenté une méthode d'amélioration des performances de l'estimation de la vitesse rotorique et du flux rotorique et du paramètre de la machine (exp :la résistance statorique) dans les conditions limites avec annulation du bruits de mesure et de modélisation d'une machine à induction commandée vectoriellement et associée à un régulateur flou ,l'algorithme d'estimation amélioré est celui d'un observateur par « modes glissants » mais d'après l'étude on remarque l'apparition du phénomène du broutement ou chattering, pour remédier a ce problème on utilise un Observateur à mode glissant « MRAS-Super Twisting sliding mode observer » ou les résultats de simulation montrent que l'algorithme de commande proposé permet la conservation des propriété du robustesse de l'observateur a mode glissant classique avec élimination total du phénomène du chattering ,particulièrement dans le fonctionnement à faible vitesse, et lors d'inversion du sens de rotation.

---

## Conclusion générale

---

Le moteur à induction est un système non linéaire, soumis à des variations paramétriques et à des perturbations inconnues. L'étude théorique de la commande non linéaire prédictive a montré la possibilité de résoudre le problème de poursuite de trajectoires prédéterminées pour un moteur asynchrone avec de bonnes performances.

L'étude réalisée dans ce travail concerne la commande à vitesse variable d'un moteur à induction, par la commande vectorielle indirect. On s'est intéressé à la commande adaptative floue de vitesse d'une machine à induction triphasée avec flux rotorique orienté sans l'utilisation du codeur incrémental pour la mesure de la vitesse. Le but principal de l'estimation de vitesse de la machine à induction est de pouvoir implanter un système de commande sans capteur mécanique.

Le travail présente dans cette thèse expose une contribution à la commande de la machine à induction sans capteur mécanique (*sensorless*). Nous avons travaillé sur plusieurs aspects différents à l'aide de l'observateur d'ordre complet et la méthode *MRAS* concernant l'aspect déterministe et le filtre de *Kalman* représenté l'aspect stochastique, et l'aspect du système invariant par l'observateur *a mode glissant classique* et *MRAS-Super Twisting sliding mode observer*.

Pour aborder notre étude nous avons commencé par la présentation de la notion d'observateur et d'observabilité ensuite les cinq méthodes utilisées. Nous considérons que le problème réside dans l'intégration des flux de la machine ce problème montré bien dans la méthode *MRAS* pour l'observateur d'ordre complet est difficile à réaliser dans le cas où le vecteur d'états est étendue à la vitesse et à la résistance statorique (Kubota 93), Les problèmes de la sensibilité paramétrique affectent énormément la robustesse de l'estimateur *MRAS*. Et donc, un régulateur flou à la place du *PI* peut résorber ce genre de problème, d'où le mécanisme d'adaptation flou. Les tests de simulation ont permis de donner entière satisfaction au régulateur flou.

Dans le cadre stochastique on utilise le filtre de *Kalman* les résultats obtenue sont très satisfaisante soit avec la commande vectorielle indirect et le régulateur flou a cinq ensemble.

Dans le dernier chapitre on fait une comparaison entre l'observateur par *mode glissant classique* et *MRAS-Super Twisting sliding mode observer* l'estimation de la vitesse et la résistance statorique sont parfaite. Cela a été confirmé par simulation numérique et ayant fait l'objet d'une publication.

Le travail réalisé au cours de cette thèse ouvre le problème de réaliser les observateur étudié dans un banc d'essais non seulement *MRAS-Super Twisting sliding mode observer* avec le régulateur flou pour les contrainte limite (basse vitesse).

## Annexe A

### 1/ Caractéristiques de la machine a induction

Nous avons utilise 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	1.5 A
Vitesse nominale	2850 tr/mn
Nombre de paires de pôles	2
Fs	50 Hz
Rs	11.8
Rr	11.3085
Msr	0.5400 H
Ls	0.5578 H
Lr	0.6152 H
J	0.0020 Kg.m <sup>2</sup>
F	3.1165e-004 N.m/rad/sec

## Notations et Symboles

$v_{srS} = [v_{sr}; v_{ss}]^T$  : tensions statoriques diphasées dans le repère fixe ( ; );

$i_{srS} = [i_{sr}; i_{ss}]^T$  : courants statoriques diphasés dans le repère fixe ( ; );

$\Psi_{rrS} = [\Psi_{rr}; \Psi_{rs}]^T$  : flux rotoriques diphasés dans le repère fixe ( ; );

$v_{sdq} = [v_{sd}; v_{sq}]^T$  : 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 [ ]

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

$L_s$  : 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 [Kg.m<sup>2</sup>]

$F$  : Coefficient de frottement visqueux [N.m/rad/sec]

: Vitesse de rotation mécanique [tr/min]

$\check{S}_s$  : Pulsation électrique statorique (rad/sec)

$\check{S}_r$  : Pulsation électrique rotorique (rad/sec)

$\check{S}_{sl}$  : Pulsation de glissement électrique ( $\check{S}_s - \check{S}_r$ )

$\theta_r$  : 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  $\frac{(\check{S}_s - \check{S}_r)}{\check{S}_s}$

: coefficient de dispersion ou (de Blondel)

$T_r$  : la constante du temps rotorique.

$x$  : 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
MRAS	Modele Reference Adaptive System
PI	Régulateur Proportionnel et Intégral
RTI	Real time interface
IM	Induction Motor
STSM	Super twisting sliding mode



## Liste des figures

### Chapitre I

<b>Figure I.1</b> Principe d'un observateur d'états	6
<b>Figure I.2</b> Diagramme structurel	7
<b>Figure I.3</b> Différents types d'observateurs	15
<b>Figure I.4</b> Le principe du MRAS	16
<b>Figure I.5</b> schéma bloc d'un observateur de Luenberger	17
<b>Figure I.6</b> Une image complète de l'opération du filtre « KALMAN »	19
<b>Figure I.7</b> Structure d'un observateur d'ordre complet pour un système linéaire.	20

### Chapitre II

<b>Figure II.1</b> architecture de contrôleur flou	26
<b>Figure II.2</b> la structure de la commande floue	29
<b>Figure II.3</b> Fonction d'appartenance des différentes variables linguistiques	31
<b>Figure II.4</b> surface de contrôle	32
<b>Figure II.5</b> Schéma fonctionnel de régulation de vitesse	33
<b>Figure II.6</b> Analogie de la machine a induction avec la machine a courant continu dans la commande vectorielle	36
<b>Figure II.7</b> Le principe d'orientation du flux rotorique	37
<b>Figure II.8</b> Schéma fonctionnel de régulation de flux.	38
<b>Figure II.9</b> Etapes principales lors de la conception d'un FLC	40
<b>Figure II.10</b> Structure globale d'un réglage flou de la vitesse d'une MAS	41
<b>Figure II.11</b> Allure de la vitesse en fonction du temps avec une vitesse de référence de 150 rad/sec à l'aide du contrôleur PI	42
<b>Figure II.12</b> Allure de la vitesse en fonction du temps avec une vitesse de référence de 150 rad/sec à l'aide du contrôleur Flou	42
<b>Figure II.13</b> Allure du courants statoriques Isabc en fonction du temps à l'aide du contrôleur PI	43
<b>Figure II.14</b> Allure du courants statoriques Isabc en fonction du temps à l'aide du contrôleur Flou	43
<b>Figure II.15</b> Allure du flux sur l'axe « q » en fonction du temps à l'aide du contrôleur Flou	43
<b>Figure II.16</b> Allure du flux sur l'axe « d » en fonction du temps à l'aide du contrôleur Flou.	44

### Chapitre III

<b>Figure III.1</b> Classification des stratégies de commande sans capteur de vitesse de la machine asynchrone	46
<b>Figure III.2</b> Schéma -bloc de principe du mécanisme adaptatif du MRAS	48
<b>Figure III.3</b> Structure du flux de rotor basé sur le MRAS Vitesse estimateur	49
<b>Figure III.4</b> Allure de la vitesse rotorique basee sur le flux a couple resistants $c_r=2N.m$ a $t=1.3s$	50
<b>Figure III.5</b> Allure du vitesse avec inversion du sens et de l'erreur de la vitesse et du courants statorique	51
<b>Figure III.6</b> L'observateur d'état adaptatif d'ordre complet appartient à la méthode MRAS	54
<b>Figure III.7</b> observateur de flux d'ordre complet avec estimations de la vitesse du rotor et de la résistance statorique	55
<b>Figure III.8(a)</b> Allure du vitesse rotorique et du résistance statorique ( $w_{rf}=100rad/sec$ )	56
<b>Figure III.8 (b)</b> Allure du vitesse rotorique et du résistance statorique avec inversion du sens ( $w_{rf}= -100rad/sec$ )	56
<b>Figure III.8 (c)</b> Allure du vitesse rotorique et du résistance statorique avec application du couple résistance a $t= 2.5sec$ et élimination a $t=3.5sec$ ( $w_{rf}= 100rad/sec$ )	57
<b>Figure III.8 (d)</b> Allure de la vitesse rorique et du resistance statorique avec changement de vitesse ( $w_{ref}=50rad/sec$ à $w_{ref}=100rad/sec$ )	57
<b>Figure III.9</b> Le filtre de « KALMAN » standard discret	61
<b>Figure III.10 (a,b)</b> Allure de la vitesse et de l'erreur de vitesse dans les conditions critiques	65
<b>Figure III.11 (c,d)</b> Allure de la vitesse avec application du couple de charge et l'erreur de vitesse	66

<b>Figure III.12.</b> La réponse du courant sur l'axe q avec application du couple de charge $C_r=2.N.m$	66
<b>Figure III.13</b> Allure du courant sur l'axe d avec application du couple de charge $C_r$	67
<b>Figure III.14 (e,f)</b> Allure du flux sur l'axe q et l'axe d respectivement avec application du couple de charge $C_r$	67
<b>Chapitre IV</b>	
<b>Figure. IV.1</b> Principe d'un observateur à mode glissant	72
<b>Figure IV.2</b> Les fonctions de commutation	74
<b>Figure IV.3</b> MRAS avec un observateur à mode glissant	78
<b>Figure IV.4</b> surface caractéristique du régulateur flou	80
<b>Figure IV.5</b> Les fonctions d'appartenance	80
<b>Figure IV.6 (a), (b)</b> Allure de la vitesse rotorique et de l'erreur de la vitesse	81
<b>Figure IV.7 (c)</b> Allure de la résistance statorique estimé et réelle	82
<b>Figure IV.8 (d),(e)</b> Allure du courant statorique estimé et machine sur l'axe d et q	82
<b>Figure IV.9 (a1),(b1)</b> Allure de la vitesse rotorique et de l'erreur de la vitesse (rad/sec)	83
<b>Figure IV .10 (c1)</b> Allure de la résistance statorique estimé et réelle (ohm) dans le régime permanent l'erreur est nulle.	84
<b>Figure IV.11 (d1),(e1)</b> Allure du courant statorique estimé et réelle sur l'axe d et q avec un erreur égale à zéro pour le régime permanent et transitoire	84
<b>Figure IV.12</b> Schéma adaptatif de référence du modèle classique pour l'estimation de la vitesse	89
<b>Figure IV.13</b> Allure de la Vitesse Rotorique et l'erreur de vitesse en (rad/sec).	90
<b>Figure IV.14</b> Allure du Courant Statorique sur l'axe d et l'axe q en (A)	90
<b>Figure IV.15</b> Allure du Flux (Wb) sur l'axe d estimé et machine et de la Resistance Statorique estimé et machine	91
<b>Figure IV.16</b> Allure de la Vitesse Rotorique et l'erreur de vitesse en (rad/sec) avec application du couple de charge	92
<b>Figure IV.17</b> Allure du Courant Statorique sur l'axe d et l'axe q en (A) avec application du couple de charge	93
<b>Figure IV.18</b> Allure du Flux (Wb) sur l'axe d estimé et machine et de la Resistance Statorique estimé et machine. Avec application du couple de charge	94
<b>Figure IV.19</b> La réponse de la vitesse et de l'erreur de la vitesse en (rad/sec) a vitesse de référence $w_{ref}=10$ rad/sec	95
<b>Figure IV.20</b> La réponse de la résistance statorique à vitesse de référence $w_{ref}=10$ rad/s	95

## Liste des tableaux

Tableau Base de règle 3 ensembles	31
Le tableau d'inférence à cinq ensembles	80
Tableau de comparaison	96

## Bibliographie

- [1]- HORCH MOHAMED, « Contribution à l'observation et la commande non linéaire d'actionneur électrique asynchrone sans capteur mécanique » Thèse Docteur Université Aboubakr Belkaïd– Tlemcen, le 08/05/2018.
- [2]- 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.
- [3]- 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.
- [4]- 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 .
- [5]- Sio-long Ao Len Gelman, «Advances in Electrical Engineering and Computational Science Lecture Notes in Electrical Engineering» -Volume 39- Springer Science+ Business Media B.V. 2009.
- [6]- Kun-Chu Liu, «Model-Based Failure Detection in Induction Motors Using Non Linear Filtering» Thesis, August 1995.
- [7]- AKHENAK. A « Conception d'observateurs non linéaires par approche multimodele : application au diagnostic », Thèse, l'Institut National Polytechnique de Lorraine, 16 décembre 2004.
- [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 (LREED) , 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 'a commutation par filtrage multi-modèle » Thèse , l'Institut National Polytechnique de Lorraine , 08 décembre 2006.
- [12]- A. Merabet «Commande non linéaire à modèle prédictif pour une machine asynchrone » , Thèse, l'université du québec à chicoutimi , Mai 2007.
- [13]- G. Balasubbarayudu , S. Rehana Begum «Sensor Less Speed Control of Three Phase Induction Motor by using MRAC» IJERT Vol. 4 Issue 09, September-2015
- [14]- Mateusz Korzonek, Grzegorz Tarchala, Teresa Orłowska-Kowalska, A review on MRAS-type speed estimators for reliable and efficient induction motor drives 0019-0578/© 2019 ISA. Published by Elsevier Ltd. All rights reserved.

- [15]- KOUZI Katia « Contribution des Techniques de la Logique Floue pour la Commande d'une Machine à Induction sans transducteur Rotatif ». Thèse préparée aux Laboratoires : LSP-IE -Labo. des systèmes Propulsion- Induction Electromagnétiques, Univ. Batna et Labo.de Recherche sur les Matériaux, Univ. de Laghouat 2008.
- [16]- Ján Vittek, Peter Briš, « Chattering Free Sliding Mode Control Law for Position Control of the Drive employing Induction Motor» University of Žilina, Faculty of Electrical Engineering Univerzita 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic 2008 Australasian Universities Power Engineering Conference (AUPEC'08).
- [17]- Horch M., Boumédiène A., Baghli L., Sensorless high-order sliding modes vector control for induction motor drive with a new adaptive speed observer using super-twisting strategy, Int. J. Computer Applications in Technology, Vol. 60, No. 2, 2019, Copyright © 2019 Inderscience Enterprises Ltd, pp 144-153.
- [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]- Kais JAMOUSSE, Mohamed OUALI and Hassen CHARRADI « A Sliding Mode Speed Control of an Induction Motor» American Journal of Applied Sciences 4(12): 987-994, 2007
- [20]- Varuneet Varun , G. Bhargavi, Suneet Nayak « Speed Control Of Induction Motor using Fuzzy Logic Approach » Department of Electrical Engineering National Institute of Technology, Rourkela-769008, Odisha © 2011 – 2012.
- [20]- M. Lee, L.Chen, «Observer-based speed estimation method for sensorless vector control of induction motors» , IEE Proc -Control Theory Appl, Vol 145, No 3, May 1998.
- [21]- Pragyanshree parida, «a sliding mode controller for induction motor drives». National institute of technology rourkela-769008, orissa may, 2009.
- [22]- A. Mezouar M. K. Fellah S. Hadjeri «Robust sliding mode control and flux observer for induction motor using singular perturbation» Electrical Engineering (2007).
- [23]- Mr MIHOUB Youcef , Commande Floue Adaptative de la Machine Asynchrone Université des sciences et de technologie d'Oran MOHAMED BOUDIAF 2012.
- [24]- Chaari Abdelkader , Soltani Moez , Gossa Moncef « Comparative study between the conventional regulators and fuzzy logic controller: application on the induction machine» IJ-STA, Volume 1, N° 2, December 2007
- [25]- R. Alvares Salas, « Développement de Lois de Commandes Avec Observateurs pour Machine Asynchrone » ,Thèse, Laboratoire D'Automatique de Grenoble, 14 Janvier 2002.
- [26]- Zoheir Tir , « Commande d'un Moteur Asynchrone par Logique Floue » , Thesis June 2014.
- [27]- Mr.BENHENICHE Abdelhak , Etude comparée des différentes techniques de commande de la machine asynchrone Doctorat en sciences Année 2016.
- [28]- 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.

- [29]- 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
- [30]- Veran Vasic , Slobodan Vukosavic , « Robust MRAS-Based Algorithm for Stator Resistance and Rotor Speed Identification », IEEE Power Engineering Review, November 2001.
- [31]- 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.
- [32]- Khalaf Gaeid, Ali saghafinia , Sliding Mode Control of Induction Motor with Vector Control in Field Weakening Article in Modern Applied Science • November 2015.
- [33]- 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.
- [34]- H. Kubota, Member, ZEEE, Kouki Matsuse, Senior Member, ZEEE, and Takayoshi Nakmo, « DSP-Based Speed Adaptive Flux Observer of Induction Motor »,IEEE 1993.
- [35]- 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.
- [36]- Nadia Salvatore, Member, IEEE, Andrea Caponio, Student Member, IEEE, Ferrante Neri, Member, IEEE « Optimization of Delayed-State Kalman-Filter-Based Algorithm via Differential Evolution for Sensorless Control of Induction Motors » iee transactions on industrial electronics, vol. 57, no. 1, january 2010
- [37]- Fengxiang Wang, S. Alireza Davari, Davood A. Khaburi, Ralph Kennel, Senior Member IEEE Sensorless Model Predictive Torque Control for Induction Machine by using the Sliding Mode Full-Order Observer 978-1-4577-1854-0/11/\$26.00 ©2011 IEEE.
- [38]- Kommuri S.K., Kalyana C., Defoort V.M., Soh Y.C., «Higher- Order Sliding Mode Observer for Speed and Position Estimation in PMSM, Hindawi Publishing Corporation Mathematical Problems in Engineering Volume 2014, Article ID 589109, 12 pages <http://dx.doi.org/10.1155/2014/589109>.
- [39]- L. KOURICHE, Y. MESSLEM « MRAS-Super Twisting sliding Mode Observer for Speed Sensorless Vector Control of Induction Motor drive» PRZEGL D ELEKTROTECHNICZNY, ISSN 0033-2097, R. 97 NR 4/2021.
- [40]- 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.
- [41]- M. Hinkkanen, « Flux Estimators For Speed-Sensorless Induction Motor Drives » , Thesis, Helsinki University of Technology Institute of Intelligent Power Electronics Publications, September, 2004.

- [42]- L. Harnefors and H.Peter Nee, «Adaptive Sensorless Control of Induction Motors for Improved Low-Speed Performance », IEEE 1996.
- [43]-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
- [44]- Verica Radisavljevic-Gajic, Member, IEEE « Linear Observers Design and Implementation » Proceedings of 2014 Zone 1 Conference of the American Society for Engineering Education (ASEE Zone 1)
- [45]- Wang Y., Deng X., Wu C., A New Method for PI Parameter Adjustment of Induction Motor Based on MRAS, 2019 IEEE 4th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC 2019), 978-1-7281-1907-6/19/\$31.00 ©2019 IEEE, pp 500-504.
- [46]- 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.
- [47]- Bimal K.BOSE « Modern Power Electronics and AC Drives » the university of Tennessee, Knoxville , un Livre 2001.
- [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]- Q. Zhang, A. Xu , « Global Adaptive Observer for a Class of Nonlinear Systems », Rapport de recherche n.4246. Septembre 2001.
- [51]- 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
- [52]- 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.
- [53]- A. Khoudir «Techniques de Commande Avancées Appliquées aux Machines de Type Asynchrone» Thèse de Doctorat Université Mentouri de Constantine 22/10/2010.
- [54]- Ahmed A. Zaki Diab Abo-Hashima M. Al-Sayed Hossam Hefnawy Abbas Mohammed ,Yehia Sayed Mohammed , Development of Adaptive Speed Observers for Induction Machine System Stabilization SpringerBriefs in Electrical and Computer Engineering 2020.

بالنظر إلى مزايا آلة الحث التي تتمتع بها على الأنواع الأخرى من الآلات الكهربائية ، والتي يمكننا أن نذكر من بينها: المتانة ، والصيانة الأقل تكراراً والتكلفة المنخفضة ، فإن آلة الحث هي الأكثر استخداماً في التطبيقات التي تتطلب تغيير السرعة. ، فإن نموذجهم الرياضي غير خطي (يقدم اقتران) مما يجعل التحكم فيه معقداً. وبما أن التحكم في القوة الموجهة يتطلب مستشعر سرعة (وهو مكلف وهش ويتطلب أسلاك إضافية) فإن الهدف من هذه الأطروحة هو استبدال جهاز الاستشعار بمراقب (MRAS ، مراقب الترتيب الكامل) وآخر عشوائي (مرشح كالمان) و المراقب عن طريق وضع الانزلاق الكلاسيكي

### MRAS-Super Twisting

: المحرك الامتزازي , الملاحظ , المتنبئ ملاحظ الترتيب الكامل , مرشح كالمن , و المراقب عن طريق وضع , مغير السرعة الغير مباشر , MRAS-Super Twisting الانزلاق الكلاسيكي و

## 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 (MRAS, L'observateur d'ordre complet) et un autre stochastique (filtre Kalman) et l'observateur par *mode glissant classique* et *MRAS-Super Twisting sliding mode observer* on utilisant le régulateur flou.

**Mot clés :** la machine à induction, observateur, estimateur, MRAS, L'observateur d'ordre complet, filtre de Kalman, commande vectorielle indirect, *mode glissant classique* et *MRAS-Super Twisting sliding mode observer*, le régulateur flou

## Abstract

Considering the advantages of the induction machine that it has over other types of electrical machines, among which we can cite: robustness, less frequent maintenance and low cost, the induction machine is by far the most used in applications requiring the speed variation. However, their mathematical model is nonlinear (presents a coupling) making its control complicated. And since vector control requires a speed sensor (which is expensive, fragile, and requires additional wiring) the goal of this thesis is to replace the sensor with a deterministic observer (MRAS, The Complete Order Observer) and another stochastic (Kalman filter) and the classic sliding mode observer and MRAS-Super Twisting sliding mode observer using the fuzzy regulator.

**Key words:** induction machine, observer, estimator, MRAS, The Complete Order Observer,, Kalman filter, indirect vector control, sliding mode observer and MRAS-Super Twisting sliding mode observer, fuzzy regulator