

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université de Jijel  
Faculté des Sciences et de la technologie  
Département d'Automatique

جامعة جيجل  
كلية العلوم والتكنولوجيا  
قسم الآليات

*Mémoire De Fin D'études Pour L'obtention Du Diplôme  
DE MASTER*

**Spécialité : Automatique et Systèmes**

**Thème**

***Commande des machines  
à induction***

❖ Présenté par :  
Amira Khadidja  
Becheket Karima

❖ Présenté devant le jury :  
Boumar Naâman  
Boubertakh Hamid

❖ Encadrées par :  
Boukroune Abdesselam  
Labdai Sami

*Année Universitaire : 2018- 2019*

# Remerciement

*Nous remercions «Allah »  
qui a donné du courage et de la Volonté  
D'avoir réussi dans notre étude.*

*Nous remercions nos encadreur **Boulkroune Abdesselem** et  
**Labdaï Sami** qui ont proposé ce sujet de recherche, et qui*

*L'ont encadrées et surtout pour leurs conseils, leur  
compréhension, leur gentillesse, leur encouragement.*

*Nous remercions nos familles **Amira et Becheket** et en  
particulier nos parents qui nous encouragent par tous les  
moyens, matériels et morales notamment par leur  
supplication.*

*Nous voulons remercier aussi toute personne  
qui a contribué de loin ou de près à la réalisation  
de ce mémoire, et tous les enseignants de l'automatique de  
l'université de Jijel.*

*Enfin, notre respect aux membres de jury d'avoir accepté  
d'honorer ce jury pour examiner notre mémoire.*

## Merci

Dédicace

*Je dédie ce travail*

*À toute ma famille*

*À tous mes amis fidèles*

*À tous mes enseignants*

*À tous ceux qui me sont chers*

*Karima*

Dédicace

*Je dédie ce travail*

*À toute ma famille*

*À tous mes amis fidèles*

*À tous mes enseignants*

*À tous ceux qui me sont chers*

*Khadija*

# Table des matières

---

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

## Chapitre I

I.1. Introduction .....	3
I.2. Types de machines électriques à courant alternatif .....	3
I.2.1. Machine synchrone .....	3
I.2.2. Machine asynchrone.....	6
I.3. Historique .....	6
I.4. Constitution de la machine asynchrone .....	7
I.5. Principe de fonctionnement d'une machine asynchrone .....	9
I.6. Glissement d'une machine asynchrone : .....	10
I.7. Utilisation .....	11
I.8. Avantages et inconvénients de la machine synchrone.....	11
I.9. Conclusion .....	11

## Chapitre II

II.1. Introduction .....	13
II.2. Modélisation de la machine asynchrone.....	13
II.2.1. Hypothèse simplificatrice .....	13
II.2.2. Équation de la machine asynchrone .....	14
II.3. Équations de la machine dans le repère dq .....	18
II.3.1. Transformation de Park .....	18
II.4. Représentation d'état de la MAS:.....	20
II.5. Simulation de dynamique de la MAS .....	22
II.5.1. Interprétation des résultats .....	26
II.6. Conclusion:.....	26

# Table des matières

---

## Chapitr III

III.1.	Introduction .....	27
III.2.	Commande linéarisante par retour d'état.....	27
III.2.1.	Commandes de la vitesse et du flux rotorique .....	28
III.2.2.	Commandes des courants statoriques.....	29
III.2.3.	Stabilité du système en boucle fermé .....	30
III.3.	Simulation.....	31
III.4.	Conclusion .....	34

## Chapitre IV

IV.1.	Introduction :.....	35
IV.2.	Réseaux de neurones .....	35
IV.2.1.	Neurone biologique .....	35
IV.2.2.	Neurone formel.....	36
IV.2.3.	Avantages et Inconvénients des RNA .....	38
IV.2.4.	Réseaux de neurones artificiels .....	39
IV.2.5.	Type de réseaux de neurones artificiels.....	40
IV.2.6.	Apprentissage des réseaux de neurones.....	42
IV.2.7.	Algorithme de rétro-propagation à base du gradient (pour les RN type MLP) .....	43
IV.2.8.	Théorème d'approximation universelle .....	45
IV.3.	Observateurs .....	45
IV.3.1.	Définition .....	45
IV.3.2.	Observabilité des systèmes linéaires . .....	46
IV.3.3.	Observabilité des systèmes non linéaires .....	47
IV.3.4.	Principe des observateurs .....	48
IV.3.5.	Observateur pour les systèmes non linéaires .....	49
IV.3.6.	Conception d'un observateur à mode de glissant.....	50
IV.4.	Conclusion .....	51

# Table des matières

---

## Chapitre V

V.1. Introduction .....	52
V.2. Observateur non linéaire adaptatif augmenté par un RN de type RBF :.....	52
V.3. Analyse de la stabilité .....	55
V.4. Simulation .....	56
V.5. Conclusions .....	59
Conclusion générale .....	60

## Notations

MAS	: Machine asynchrone.
MI	: Machine à induction.
RN	: Réseaux de neurones.
RNA	: Réseaux de neurones artificiels.
RBF	: Radial basis function.
MLP	: Multi Layer perceptron.
$s, r$	: Indices respectifs du stator et du rotor.
$a, b, c$	: Indices respectifs des axes a, b et c du repère triphasé.
$\alpha, \beta$	: Indices respectifs des axes $\alpha, \beta$ du repère lié au stator.
$d, q$	: Indices respectifs des axes d, q du repère de Park.
$i_s$	: Courant statorique.
$i_r$	: Courant rotorique.
$V_s, V_r$	: Tension statorique et rotorique.
$\Omega$	: Vitesse mécanique.
$\theta$	: Angle électrique.
$V_{sa}, V_{sb}, V_{sc}$	: Tension d'alimentation des phases $S_a, S_b, S_c$ .
$V_{ra}, V_{rb}, V_{rc}$	: Tension aux bornes des phases $R_a, R_b, R_c$ .
$i_{sa}, i_{sb}, i_{sc}$	: Courant statorique des phase $S_a, S_b, S_c$ .
$i_{ra}, i_{rb}, i_{rc}$	: Courant rotorique des phase $R_a, R_b, R_c$ .
$C_e$	: Couple électromagnétique.
$C_r$	: Couple résistant.



## Paramètres

- $P$  : Nombres de paires de pôles.
- $R_s, L_s$  : Résistances et inductances propre d'une phase statorique.
- $R_r, L_r$  : Résistances et inductances propre d'une phase rotorique.
- $M$  : Coefficient de mutuelle inductance entre deux phases de stator.
- $J$  : inertie de l'ensemble tournant.
- $f$  : Coefficient de frottement visqueux.
- $\sigma$  : Coefficient de fuites totales.

## Introduction générale

Dans les grands pays, plus de la moitié de l'énergie électrique totale produite est convertie en énergie mécanique dans les machines électriques. Parmi plusieurs types de machines électriques, les moteurs asynchrones triphasés occupent une place importante. En effet, au moins 90% des systèmes de commande industriels utilisent des machines asynchrones [1,2], qui ont, petit à petit, pris la place des machines à courant continu à cause de leurs simplicité, robustesse, faible coût, fiabilité et bonnes performances. En revanche, la commande des machines asynchrones peut devenir très complexe. Cette complexité est due particulièrement à leur modèle qui est incertain, non linéaire, multi-variable et fortement couplé. La nécessité de prendre en compte des variations paramétriques dans le temps a poussé les automaticiens à trouver des algorithmes de commande modernes et robustes pour résoudre ses problèmes.

Plusieurs techniques pour commander les machines électriques asynchrones ont été développées. Parmi celles-ci, la commande scalaire [3,4], la commande par retour d'état [5], la commande DTC [6], la commande vectorielle (FOC) [7,8], la commande non linéaire [9] la commande adaptative [10,11] et adaptative floue [12]. Ces commandes permettent d'améliorer Les performances de la machine asynchrone en boucle fermée.

L'objectif de notre travail est de concevoir une commande vectorielle linéarisante par retour d'état avec et sans observateur de vitesse, pour la machine asynchrone. Des réseaux de neurones adaptatifs sont incorporés, dans l'observateur, pour estimer en ligne le couple de charge.

Ce mémoire est organisé comme suit :

*Dans le premier chapitre*, on va représenter une brève introduction sur les machines électriques et l'accent est particulièrement mis sur les machines asynchrones. En fait, la construction de ces machines et leurs avantages et inconvénients par rapport aux autres machines vont être aussi discutés.

*Le deuxième chapitre* est consacré à la modélisation de la machine asynchrone dans les différents repères. Des résultats de simulations seront exposés pour valider le modèle de la machine.

*Le troisième chapitre* va mettre en relief l'application de la commande vectorielle basée sur la commande linéarisante par retour d'état. Des simulations numériques sont effectuées pour valider la commande proposée.

*Le quatrième chapitre* peut être considéré comme le noyau de notre travail qui servira de base au développement de notre commande dans le chapitre 5. La théorie des observateurs et des réseaux de neurones seront présentés.

## **Machine asynchrone**

### **I.1. Introduction**

Les machines à courant alternatif sont les machines les plus employées dans l'industrie [1]. Les forces d'attraction ou de répulsion au sein des machines électriques sont dues à l'interaction de deux champs magnétiques, créés respectivement par l'enroulement du stator et celui du rotor. La différence entre les types des machines venant de la façon dont sont créés ces champs magnétiques et de la manière dont on les fait agir l'un sur l'autre. Pour les machines synchrones et asynchrones, un champ magnétique tournant dans l'espace du stator est créé.

Une machine asynchrone est une machine dont la rotation de l'arbre est différente de la vitesse de rotation du champ tournant [13].

Il existe plusieurs types de machines asynchrones : parmi eux on peut citer la machine à induction qui est une machine asynchrone dont le circuit magnétique est associé à deux ou plus de deux circuits électriques se déplaçant l'un par rapport à l'autre et dans lequel l'énergie est transférée de la partie fixe à la partie mobile, ou inversement, par induction électromagnétique.

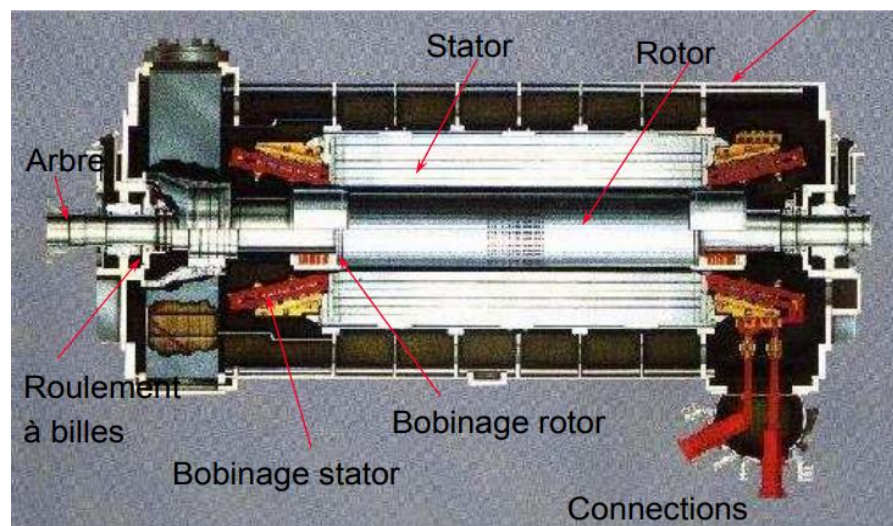
Puisque cette machine à induction est d'une importance pratique, elle sera l'objet de ce mémoire de fin d'étude.

### **I.2. Types de machines électriques à courant alternatif**

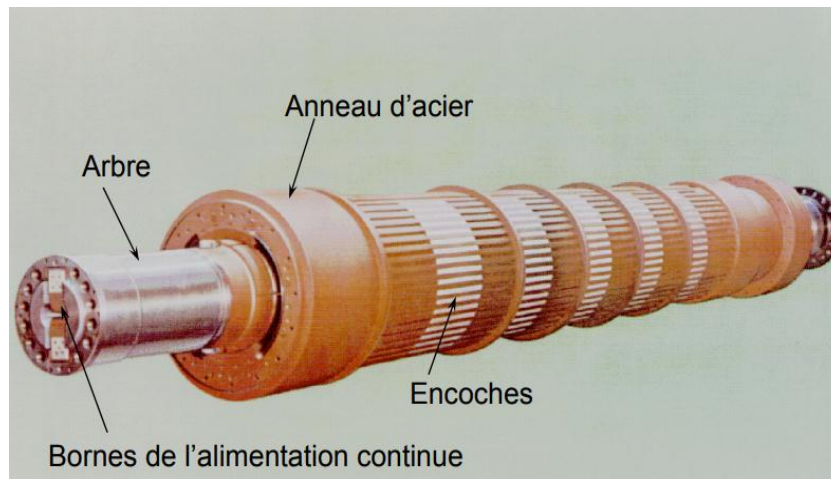
#### **I.2.1. Machine synchrone**

Dans le processus de conversion de l'énergie mécanique en énergie électrique, la plupart de l'énergie électrique est produite par des machines synchrones. Comme son nom l'indique, une machine synchrone doit tourner à la vitesse de synchronisme [5]. Elle donne des caractéristiques semblables à celles d'une machine à courant continu, mais avec des performances supérieures. Le stator d'une machine synchrone est identique à celui d'une machine asynchrone, cependant le rotor est constitué soit par un aimant permanent, soit par un

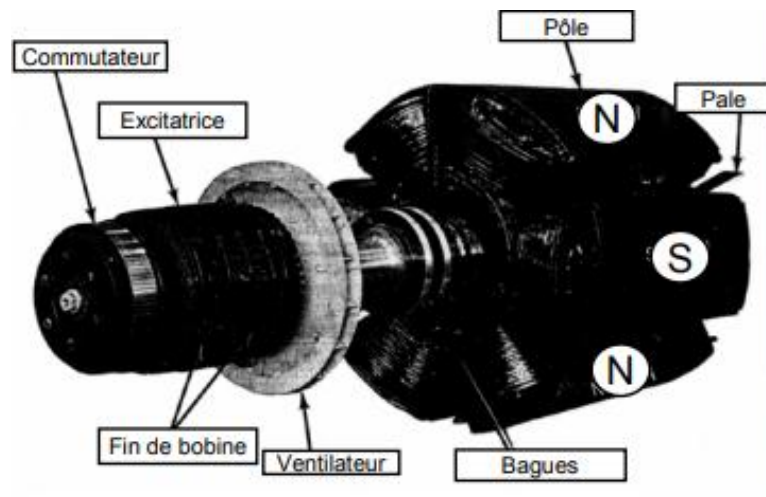
enroulement d'excitation alimenté par une source de tension continue constituant ainsi un électro-aimant. En plus de l'enroulement d'excitation, le rotor comprend trois enroulements court-circuités sur eux-mêmes comme dans le cas d'une machine asynchrone, disposés à  $120^\circ$  entre eux et appelés enroulements amortisseurs. Pour accrocher une machine synchrone, on l'entraîne jusqu'à la vitesse de synchronisme puis on établit le courant dans l'enroulement d'excitation si le rotor ne possède pas d'enroulements amortisseurs. Dans le cas contraire, on la démarre sans l'entraîner, de la même façon que la machine asynchrone (démarrage en asynchrone) et lorsque la machine est près de sa vitesse de synchronisme on établit le courant dans l'enroulement du flux. Le mécanisme de production du couple dans la machine synchrone est identique à celui de la machine asynchrone. Comme le rotor tourne toujours à la vitesse de synchronisme en régime établi (c.-à-d. à glissement nul), il n'y a pas d'induction dans le rotor, et la force magnétomotrice au rotor est produite exclusivement par l'enroulement d'excitation. Les machines synchrones peuvent être divisées en deux classes. La première classe comprend les machines à rotor cylindrique ayant un entrefer constant qui sont dites *machines synchrones à pôles lisses*; elles sont principalement utilisées en grandes vitesses comme turbo-alternateurs. La seconde classe, la plus fréquente, comprend les machines dont l'entrefer non uniforme comporte des saillances, elles sont appelées machines synchrones à pôles saillants, elles sont utilisées à basses vitesses dans les centrales hydrauliques.



**Figure I.1** : Composant d'une machine synchrone



**Figure I.2:** Machine synchrone à pôles lisses



**Figure I.3 :** Machine synchrone à pôles saillants

### I.2.1.1. Avantages et inconvénients d'un machine synchrone

#### ➤ Avantages

- Tourner à vitesse constante (pour les moteurs).
- Pouvoir fournir des tensions triphasées équilibrées de fréquence stable (en alternateur connecté au réseau).
- Pouvoir fournir du réactif (toute comme une capacité (moteur en compensateur synchrone)).

#### ➤ Inconvénients

- L'inconvénient principal de la machine synchrone est que son démarrage n'est pas autonome.
- Elle est également plus coûteuse à réaliser.

### **I.2.2. Machine asynchrone**

Les machines asynchrones sont les plus utilisées pour convertir l'énergie électrique en énergie mécanique, les machines asynchrones peuvent fonctionner aussi bien en moteur qu'en générateur. Dans le domaine des entraînements à vitesse variable, ces machines sont fréquemment utilisées dans les applications de grandes puissances [4]. La machine asynchrone est constituée d'un stator et d'un rotor comprenant des enroulements triphasés. Dans le cas de la machine asynchrone à rotor bobiné, les enroulements rotoriques sont accessibles pour y connecter des convertisseurs statiques. Tandis que dans le cas des machines asynchrones à rotor à cage, les enroulements rotoriques sont court-circuités sur eux-mêmes. La machine asynchrone à cage est la plus utilisée dans le domaine des entraînements. Lorsque le rotor de la machine asynchrone est stationnaire, l'alimentation des enroulements statoriques par des sources de tensions triphasées équilibrées induit des courants dans les enroulements rotoriques à la même fréquence. L'interaction entre le flux produit dans l'entrefer et la force magnétomotrice créée au rotor, donne naissance au couple dans la machine. À la vitesse de synchronisme (c.-à-d. à glissement nul), le rotor ne peut avoir aucune induction, et par conséquent aucun couple n'est produit. En charge, la vitesse de la machine est différente de la vitesse de synchronisme, le flux d'entrefer tourne à la fréquence du glissement par rapport au rotor, ce qui contribue à induire des courants dans ce dernier et produit un couple électromagnétique pour compenser le couple imposé par la charge.

### **I.3. Historique**

La paternité de la machine asynchrone est controversée. Elle pourrait être attribuée à trois inventeurs : en 1887, Nikola Tesla dépose un brevet sur la machine asynchrone [1], puis en Mai de l'année suivante cinq autres brevets. Pendant la même période, Galileo Ferraris publie des traités sur les machines tournantes, avec une expérimentation en 1885, puis une théorie sur le moteur asynchrone en avril 1888 [2].

En 1889, Michail Doliwo-Dobrowolski, électricien allemand d'origine russe, invente le premier moteur asynchrone à courant triphasé à cage d'écureuil qui sera construit industriellement à partir de 1891 [3].

Du fait de sa simplicité de construction, d'utilisation et d'entretien, de sa robustesse et son faible prix de revient, la machine asynchrone est aujourd'hui très couramment utilisée comme moteur dans une gamme de puissance allant de quelques centaines de watts à plusieurs milliers de kilowatts.

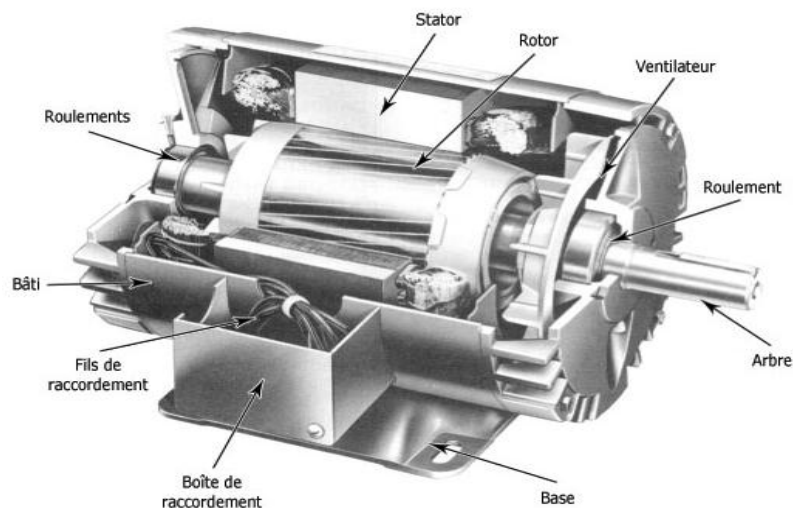
Quand la machine asynchrone est alimentée par un réseau à fréquence fixe, il est difficile de faire varier sa vitesse. En outre, au démarrage, le couple est faible et le courant appelé est très élevé. Deux solutions historiques ont été proposées pour résoudre ce dernier problème, via l'utilisation : soit d'un rotor à encoches profondes et soit d'un rotor à double cage. Grâce aux progrès de l'électronique de puissance, l'alimentation par un onduleur à fréquence variable permet maintenant de démarrer la machine convenablement et de la faire fonctionner avec une vitesse réglable dans une large plage. C'est pourquoi il est utilisé pour la motorisation des derniers TGV ainsi que des nouveaux métros parisiens.

#### I.4. Constitution de la machine asynchrone

La machine asynchrone, souvent appelée moteur à induction, comprend un stator et un rotor, constituée de tôles d'acier au silicium et comportant des encoches dans lesquelles on place les enroulements. Le stator est fixe ; on y trouve les enroulements reliés à la source.

Le rotor est monté sur un axe de rotation. Selon que les enroulements du rotor sont accessibles de l'extérieur ou sont fermés sur eux-mêmes en permanence, on définit deux types de rotors : bobiné ou à cage d'écureuil. Toutefois, nous admettrons que sa structure est électriquement équivalente à celle d'un rotor bobiné dont les enroulements sont en court-circuit.

L'organisation d'une machine asynchrone triphasée est montrée sur la figure (I.3), elle est constituée d'une partie fixe (stator) et d'une partie tournante (rotor) magnétiquement couplées.



**Figure I.4:** Composants d'une machine asynchrone.

### I.4.1.1. Stator

Le stator contient un bobinage triphasé constitué de trois enroulements identiques correctement disposés le long d'un entrefer de telle sorte que leurs axes forment des angles de  $120^\circ$  entre eux



**Figure I.5 :** Stator d'une machine asynchrone triphasée.

### I.4.1.2. Rotor

Le circuit magnétique du rotor est constitué d'un assemblage de tôles ferromagnétiques rainurées. Dans les petits moteurs, les tôles sont découpées dans une seule pièce et assemblées sur un arbre. Dans les plus gros moteurs, chaque lamination est constituée de plusieurs sections montées sur un noyau. On trouve deux types de rotors : bobiné ou à cage d'écureuil.



**Figure I.6 :** photo du rotor d'une machine asynchrone

### I.4.1.3. Rotor à cage

La grande majorité des moteurs sont à cages. Dans chaque encoche rotorique est placée une barre. Ces barres sont en cuivre pour les moteurs de forte puissance, et en alliage d'aluminium pour les machines de faible et moyenne puissance. Elles sont réunies à chaque extrémité du rotor par des anneaux réalisant le court-circuit. L'enroulement rotorique ainsi réalisé n'est pas accessible à partir du stator.





**Figure I.7:** Machine asynchrone à moteur à cage

#### I.4.1.4. Rotor bobiné

Les enroulements rotoriques sont localisés dans les encoches situées à la périphérie du rotor. Ces enroulements sont bobinés de manière à obtenir un enroulement triphasé à «  $p$  » paires de pôles. Les bobinages rotoriques sont toujours couplés en étoile, et les trois bornes accessibles sont reliées à la carcasse du stator à l'aide d'un système constitué de trois bagues tournantes et de trois balais fixes.



**Figure I.8:** Machine asynchrone à rotor bobiné.

### I.5. Principe de fonctionnement d'une machine asynchrone

Les courants statoriques créent un champ magnétique tournant dans le stator. La fréquence de rotation de ce champ est imposée par la fréquence des courants statoriques, c'est-à-dire que sa vitesse de rotation est proportionnelle à la fréquence de l'alimentation électrique, la vitesse de ce champ tournant est appelée vitesse de synchronisme. L'enroulement au rotor est donc soumis à des variations de flux (du champ magnétique) [4]. Une force électromotrice induite apparaît en créant des courants rotoriques. Ces courants sont responsables de l'apparition d'un

couple qui tend à mettre le rotor en mouvement afin de s'opposer à la variation de flux : loi de Lenz.

Le rotor se met donc à tourner pour tenter de suivre le champ statorique [2]. Sur les moteurs asynchrones triphasés, le champ tournant est produit par trois bobinages fixes géométriquement décalés de 120°, et parcouru par des courants alternatifs présentant le même décalage électrique, les trois champs alternatifs qu'ils produisent se composent pour former un champ tournant d'amplitude constante [5].

La machine est dite asynchrone, car elle est dans l'impossibilité, sans la présence d'un entraînement extérieur, d'atteindre la même vitesse que le champ statorique. En effet, dans ce cas, les courants s'annulent de même que le couple qu'ils produisent et la machine ne sont plus entraînés.

La différence de vitesse entre le rotor et le champ statorique est appelée vitesse de glissement lorsqu'il est entraîné au-delà de la vitesse de synchronisme, la machine fonctionne en générateur alternatif, mais son stator doit être forcément relié au réseau, car lui seul peut créer le champ magnétique nécessaire pour faire apparaître les courants rotoriques, un fonctionnement en générateur alternatif autonome est toutefois possible à l'aide de condensateurs connectés sur le stator, à condition qu'il existe un champ magnétique rémanent.

## I.6. Glissement d'une machine asynchrone

Le glissement est une grandeur qui rend compte de l'écart de vitesse de rotation d'une machine asynchrone par rapport à la vitesse de rotation de son champ statorique.

- On désigne par  $\Omega_s$  la vitesse de synchronisme, c.-à-d. la fréquence de rotation du champ statorique dans la machine.
- On désigne par  $\Omega_m$  la fréquence de rotation de la machine.

La fréquence de synchronisme est toujours un sous-multiple entier de la fréquence de l'alimentation électrique :

- En 50 Hz c'est un sous-multiple de 3 000 tr/min, soit : 3000 ; 1500 ; 1000 ; 750, etc.
- En 60 Hz c'est un sous-multiple de 3 600 tr/min, soit : 3600 ; 1800 ; 1200 ; 900, etc.

Soit  $p$  le nombre de paires de pôles de la machine et  $f$  la fréquence de l'alimentation. On a :

$$\Omega_s = 60f / p \quad (\text{tr/min}) \quad (\text{I.1})$$

Le glissement correspond à la différence de vitesse entre le rotor et le champ statorique exprimée sous la forme d'un pourcentage de la fréquence de rotation.

$$g = (\Omega_s - \Omega_m) / \Omega_s \quad (\text{I.2})$$

Le glissement est toujours faible, de l'ordre de quelques pourcents : de 2 % pour les machines les plus grosses, de 6 à 7 % pour les petites machines triphasées, il peut même atteindre 10 % pour les petites machines monophasées.

### **I.7. Utilisation**

Le moteur asynchrone est le moteur industriel par excellence, les moteurs asynchrones ont, pour leur grande majorité, un rotor à cage.

Les progrès accomplis ces dernières années dans l'alimentation et la commande des machines n'ont fait que réduire la part des moteurs asynchrones à rotor bobiné par rapport à leurs homologues à cage d'écureuil

### **I.8. Avantages et inconvénients de la machine synchrone**

#### ➤ **Avantages [13]:**

- Robuste, facile à construire et faible coût d'entretien.
- Bonne standardisation entre les fabricants.
- Son rendement est proche de 99%.
- Structure simple .
- Relié directement aux réseaux industriels.
- Pouvoir tourner à une vitesse variable différente de la vitesse de synchronisme.

#### ➤ **Inconvénients [13]:**

- Pour les moteurs de moyenne et grande puissance, le temps de démarrage est long.
- Si le couple résistant dépasse une certaine limite, le moteur décroche et s'arrête.
- Il faut une excitation, c'est-à-dire une deuxième source d'énergie.
- Demande d'un fort couple lors du démarrage.
- Le couple de démarrage très élevé que le couple nominale.
- La vitesse dépend de la charge.
- Variation de vitesse (nécessité d'un variateur de vitesse).
- Contrairement à la machine à courant continu (CC), son modèle dynamique est fortement non linéaire et avec un fort couplage entre les variables.

### **I.9. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons fait une brève introduction sur les machines électriques à courant alternatif, l'accent est particulièrement mise sur la machine asynchrone. Nous avons rappelé son principe de fonctionnement, sa construction aussi bien que ses avantages et ses

inconvenients. Finalmente, il est important à souligner de nouveau que le moteur asynchrone est le plus utilisé dans le domaine des entraînements à vitesse de rotation variable et il est souvent employé dans l'industrie.

## Modélisation de la machine asynchrone

### II.1. Introduction

La machine ou le moteur asynchrone est largement répandu pour ses qualités bien connues. Toutefois, contrairement aux autres types de machines électriques, sa commande est plus difficile à réaliser à cause de son modèle complexe, non linéaire et fortement couplé.

La modélisation de la machine asynchrone est une phase essentielle pour l'élaboration de sa commande; son modèle pratique et simplifié peut être obtenu via l'utilisation de la transformation dite de Park [14,15].

### II.2. Modélisation de la machine asynchrone

Avant de commencer la modélisation de la machine asynchrone, nous rappelons les hypothèses simplificatrices généralement utilisées pour déterminer un modèle plus au moins simplifié pour cette machine en question.

#### II.2.1. Hypothèse simplificatrice

La modélisation de la machine asynchrone s'appuie sur un certain nombre d'hypothèses simplificatrices, qui sont [13,14,15]:

- Les circuits magnétiques sont symétriques.
- La répartition de l'induction dans l'entrefer est sinusoïdale.
- L'entrefer est constant.
- On néglige les phénomènes de saturation, ce qui permet de considérer le flux magnétique comme fonction linéaire des courants.
- L'effet de l'encoche est négligeable.
- L'influence de l'effet de peau et de l'échauffement sur les caractéristiques n'est pas prise en compte.

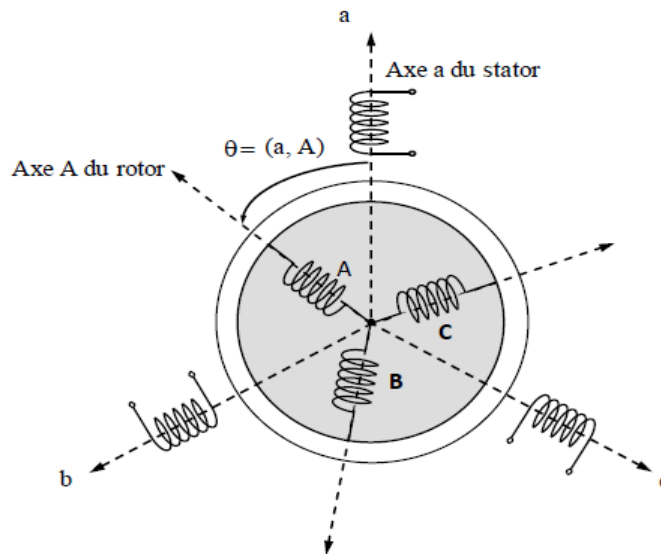
Il est important aussi de rappeler quelques conséquences directes et importantes de ces hypothèses sur la modélisation, à savoir :

- L'additivité du flux.
- La constance des inductances propres.

- La loi de variation sinusoïdale des inductances mutuelles entre les enroulements statoriques et rotoriques en fonction de l'angle électrique entre leurs axes magnétiques.

## II.2.2. Équation de la machine asynchrone:

Soit une machine asynchrone triphasée représentée schématiquement par la Figure (II.1). L'angle électrique  $\theta$  étant variable en fonction du temps définit la position relative instantanée entre les axes magnétiques des phases Sa et Ra choisis comme axes de référence [15,16].



**Figure II.1** : Représentation des enroulements de la machine asynchrone triphasée.

### II.2.2.1. Équation électrique :

Les équations de tension des trois phases rotoriques et statoriques sont données, respectivement par :

$$\begin{cases} V_{ra} = R_r i_{ra} + \frac{d}{dt} \phi_{ra} \\ V_{rb} = R_r i_{rb} + \frac{d}{dt} \phi_{rb} \\ V_{rc} = R_r i_{rc} + \frac{d}{dt} \phi_{rc} \end{cases} \quad (\text{II.1})$$

$$\begin{cases} V_{sa} = R_s i_{sa} + \frac{d}{dt} \phi_{sa} \\ V_{sb} = R_s i_{sb} + \frac{d}{dt} \phi_{sb} \\ V_{sc} = R_s i_{sc} + \frac{d}{dt} \phi_{sc} \end{cases} \quad (\text{II.2})$$

En désignant par :

$V_{sa}, V_{sb}, V_{sc}$  : Tensions appliquées aux trois phases statoriques.

$i_{sa}, i_{sb}, i_{sc}$  : Courants qui traversent les trois phases statoriques.

$\phi_{sa}, \phi_{sb}, \phi_{sc}$  : Flux totaux à travers ces enroulements.

$V_{ra}, V_{rb}, V_{rc}$  : Tensions rotoriques.

$i_{ra}, i_{rb}, i_{rc}$  : Courants rotoriques.

$\phi_{ra}, \phi_{rb}, \phi_{rc}$  : Flux rotoriques.

$R_s$  : Résistance d'une phase statorique.

$R_r$  : Résistance d'une phase rotorique.

Les équations (II.1) et (II.2) peuvent être écrites respectivement sous la forme matricielle suivante :

$$\begin{bmatrix} V_{ra} \\ V_{rb} \\ V_{rc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \phi_{ra} \\ \phi_{rb} \\ \phi_{rc} \end{bmatrix} \quad (\text{II.3})$$

$$\begin{bmatrix} V_{sa} \\ V_{sb} \\ V_{sc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{sb} \\ i_{sc} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \phi_{sa} \\ \phi_{sb} \\ \phi_{sc} \end{bmatrix} \quad (\text{II.4})$$

ou encore sous la forme condensée, respectivement :

$$\begin{bmatrix} V_{r(abc)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{r(abc)} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \phi_{r(abc)} \end{bmatrix} \quad (\text{II.5})$$

$$\begin{bmatrix} V_{s(abc)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{s(abc)} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \phi_{s(abc)} \end{bmatrix} \quad (\text{II.6})$$

## II.2.2.2. Équations magnétiques

Les hypothèses simplificatrices citées antérieurement conduisent à des relations linéaires entre les flux et les courants de la machine asynchrone, ces relations s'écrivent matriciellement comme suit :

Pour le rotor :

$$\begin{bmatrix} \phi_{ra} \\ \phi_{rb} \\ \phi_{rc} \end{bmatrix} = [L_r] \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix} + [M_{rs}] \begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{sb} \\ i_{sc} \end{bmatrix} \quad (\text{II.7})$$

Pour le stator :

$$\begin{bmatrix} \phi_{sa} \\ \phi_{sb} \\ \phi_{sc} \end{bmatrix} = [L_s] \begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{sb} \\ i_{sc} \end{bmatrix} + [M_{sr}] \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix} \quad (\text{II.8})$$

tel que  $[M_{sr}] = [M_{rs}]^T$

On désigne par:

$[L_s]$  : Matrice des inductances statoriques.

$[L_r]$  : Matrice des inductances rotoriques.

$[M_{sr}]$  : Matrice des inductances mutuelles statoriques.

$[M_{rs}]$  : Matrice des inductances mutuelles rotoriques.

où

$$[L_s] = \begin{bmatrix} l_s & M_s & M_s \\ M_s & l_s & M_s \\ M_s & M_s & l_s \end{bmatrix} \quad (\text{II.9})$$

$$[L_r] = \begin{bmatrix} l_r & M_r & M_r \\ M_r & l_r & M_r \\ M_r & M_r & l_r \end{bmatrix} \quad (\text{II.10})$$



$$[M_{sr}] = [M_{rs}]^T = M_0 \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (\text{II.11})$$

avec

$l_s$ : Inductance propre d'une phase statorique.

$l_r$ : Inductance propre d'une phase rotorique.

$M_s$ : Inductance mutuelle entre phases statoriques.

$M_r$ : Inductance mutuelle entre phases rotoriques.

$\theta$ : Angle électrique définit la position relative instantanée entre les axes statoriques et les axes rotoriques qui sont choisis comme axes des références.

$M_0$ : Maximum de l'inductance mutuelle entre phases du stator et la phase Correspondent du rotor.

Finalement, les équations (II.1) et (II.2) deviennent :

$$[V_s] = [R_s][i_{s(abc)}] + \frac{d}{dt} \left\{ [L_s][i_{s(abc)}] + [M_{sr}][i_{r(abc)}] \right\} \quad (\text{II.12})$$

$$[V_r] = [R_r][i_{r(abc)}] + \frac{d}{dt} \left\{ [L_r][i_{r(abc)}] + [M_{sr}]^T[i_{s(abc)}] \right\} \quad (\text{II.13})$$

### II.2.2.3. Équation mécanique

Le couple électromagnétique est donné par [15] :

$$C_e = P [i_{s(abc)}]^T \frac{d}{d\theta} [M_{sr}] [i_{r(abc)}] \quad (\text{II.14})$$

L'équation mécanique s'écrit

$$J \frac{d}{dt} \Omega_r = C_e - C_r - f \Omega_r \quad (\text{II.15})$$

avec :

$J$ : Moment d'inertie des masses tournantes.

$C_r$ : Couple résistant imposé à l'arbre de la machine.

$\Omega_r$ : Vitesse rotorique.

$C_e$ : Couple électromagnétique.

$f$ : Coefficient de frottement visqueux.

Les équations électriques (II.12) et (II.13) et l'équation mécanique (II.15) obtenues sont à coefficients variables et donc le modèle de la machine formé par ces équations est complexe. Cela conduira à l'usage de la transformation de Park qui permettra de rendre constant ces paramètres (ainsi un modèle non linéaire, mais simplifié).

### II.3. Équations de la machine dans le repère dq

#### II.3.1. Transformation de Park

Le système d'équations du modèle de la machine asynchrone est fort complexe et non linéaire. On utilise donc des transformations mathématiques qui permettent de décrire le comportement de la machine à l'aide d'équations différentielles à coefficient constant. Les transformations employées doivent conserver la puissance instantanée et la réciprocité des inductances mutuelles.

On définit une matrice de transformation qui assure l'invariance de la puissance instantanée, sous la forme suivante:

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

Cette dernière permet de transformer le système triphasé initial  $(a,b,c)$  vers un système biphasé  $(d,q)$ . On désigne par "d" l'axe direct et par "q" l'axe en quadrature.

Et son inverse est défini par:

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

Cette dernière permet, le retour du système biphasé  $(d,q)$  vers le système triphasé initial  $(a,b,c)$ . Deux transformations sont définies à partir de la matrice de Park dans laquelle l'angle  $\theta$  est remplacé par  $\theta_s$  pour le stator ( $\theta_r$  pour le rotor) ; on les note respectivement  $[P(\theta_s)]$  et  $[P(\theta_r)]$ , où

$\theta_s$  : L'angle électrique  $(\vec{S}_a, \vec{d})$ .

$\theta_r$  : L'angle électrique  $(\vec{R}_a, \vec{d})$ .

On remarque sur la figure (II.2) que  $\theta_s$  et  $\theta_r$  sont naturellement liées par la relation suivante :

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

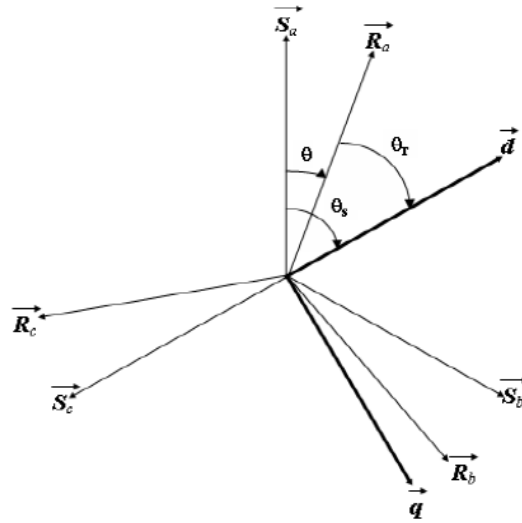
Et par suite :

$$\frac{d\theta}{dt} = \frac{d\theta_s}{dt} - \frac{d\theta_r}{dt} \quad (\text{II.19})$$

Ou encore

$$\omega_s - \omega_r = \frac{d\theta}{dt} = \omega = P\Omega \quad (\text{II.20})$$

avec  $\omega_s = \frac{d\theta_s}{dt}$  est la vitesse angulaire des axes  $(d,q)$  dans le repère statorique et  $\omega_r = \frac{d\theta_r}{dt}$  est la vitesse angulaire des axes  $(d,q)$  dans le repère rotorique.



**Figure II.2:** Repérage angulaire des axes fictifs de la machine asynchrone

La transformation des grandeurs statoriques et rotoriques est donnée respectivement par :

$$\begin{cases} [V_{dq}] = [P(\theta_s)][V_{abc}] \\ [i_{dq}] = [P(\theta_s)][i_{abc}] \\ [\phi_{dq}] = [P(\theta_s)][\phi_{abc}] \end{cases} \quad (\text{II.21})$$

$$\begin{cases} [V_{dq}] = [P(\theta_r)][V_{abc}] \\ [i_{dq}] = [P(\theta_r)][i_{abc}] \\ [\phi_{dq}] = [P(\theta_r)][\phi_{abc}] \end{cases} \quad (\text{II.22})$$

Notons que l'avantage d'utiliser ce référentiel est d'avoir des grandeurs constantes en régimes permanent, il est alors plus aisé d'en faire la régulation.

#### II.4. Représentation d'état de la MAS:

En appliquant la transformation de Park dans le repère lié au champ tournant aux équations électriques (II.1) , (II.2) et aux équations magnétiques (II.7) et (II.8), on trouve :

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d}{dt} \phi_{ds} - \omega_s \phi_{qs} \\ V_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d}{dt} \phi_{qs} + \omega_s \phi_{ds} \\ 0 = R_r i_{dr} + \frac{d}{dt} \phi_{dr} - (\omega_s - \omega) \phi_{qr} \\ 0 = R_r i_{qr} + \frac{d}{dt} \phi_{qr} + (\omega_s - \omega) \phi_{dr} \end{cases} \quad (\text{II.23})$$

$$\begin{bmatrix} \phi_{ds} \\ \phi_{qs} \\ \phi_{dr} \\ \phi_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_s & 0 & M & 0 \\ 0 & L_s & 0 & M \\ M & 0 & L_r & 0 \\ 0 & M & 0 & L_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} \quad (\text{II.24})$$

Notons par  $\sigma = 1 - \frac{M^2}{L_s L_r}$  le coefficient de dispersion.

On peut écrire (II.24) comme suit :

$$\begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 & \frac{-M}{\sigma L_s L_r} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} & 0 & \frac{-M}{\sigma L_s L_r} \\ \frac{-M}{\sigma L_s L_r} & 0 & \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{-M}{\sigma L_s L_r} & 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{ds} \\ \phi_{qs} \\ \phi_{dr} \\ \phi_{qr} \end{bmatrix} \quad (\text{II.25})$$

En remplaçant (II.24) dans les équations de tensions (II.23), on obtient le modèle d'état de la MAS dans le repère d'axe  $(d, q)$  :

$$\left\{ \begin{aligned} \frac{d}{dt} i_{sd} &= \frac{1}{\sigma L_s} \left[ -\left( R_s + \frac{M^2}{L_r T_r} \right) i_{sd} + \sigma \omega_s L_s i_{sq} + \frac{M}{L_r T_r} \phi_{rd} + \frac{M}{L_r} \omega_r \phi_{rq} + V_{sd} \right] \\ \frac{d}{dt} i_{sq} &= \frac{1}{\sigma L_s} \left[ -\omega_s \sigma L_s i_{sd} - \left( R_s + \frac{M^2}{L_r T_r} \right) i_{sq} + \frac{M}{L_r T_r} \phi_{rd} - \frac{M}{L_r} \omega_r \phi_{rd} + V_{sq} \right] \\ \frac{d}{dt} \phi_{rd} &= \frac{M}{L_s} i_{sd} - \frac{1}{T_r} \phi_{rd} + (\omega_s - \omega_r) \phi_{rq} \\ \frac{d}{dt} i_{sd} &= \frac{pM}{L_s J} (i_{sq} \phi_{rd} - i_{sd} \phi_{rq}) i_{sd} + \frac{f}{J} \phi_{rd} - \frac{p}{J} \tau \end{aligned} \right. \quad (\text{II.26})$$

On suppose que le flux  $\phi_{rq} = 0$  donc d'après l'équation (1.26) la représentation d'état de la MAS s'écrit sous la forme suivante :

$$\dot{x} = f(x) + gu \quad (\text{II.27})$$

$$\text{avec : } x = [i_{sd}, i_{sq}, \phi_{rd}, \Omega]^T \text{ et : } u = [u_{sd}, u_{sq}]^T, \quad g = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} & 0 & 0 \end{bmatrix}^T$$

$$\text{tel que : } f(x) = \begin{bmatrix} -\gamma i_{sd} + \frac{k}{T_r} \phi_{rd} - W_s i_{sd} \\ -\gamma i_{sq} + Kp\Omega \phi_{rd} + W_s i_{sd} \\ \frac{1}{T_r} i_{sd} + \frac{M}{T_r} \phi_{rd} \\ \frac{pM}{L_s J} i_{sd} - \frac{f}{J} \Omega - \frac{\tau}{J} \end{bmatrix} \quad (\text{II.28})$$

Où

$$\sigma = 1 - \frac{M^2}{L_r L_s}, \quad M = \frac{2}{3} M_{sr}, \quad T_r = \frac{L_r}{R_r} \text{ et } \gamma = \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{R_r M^2}{\sigma L_s L_r^2}$$

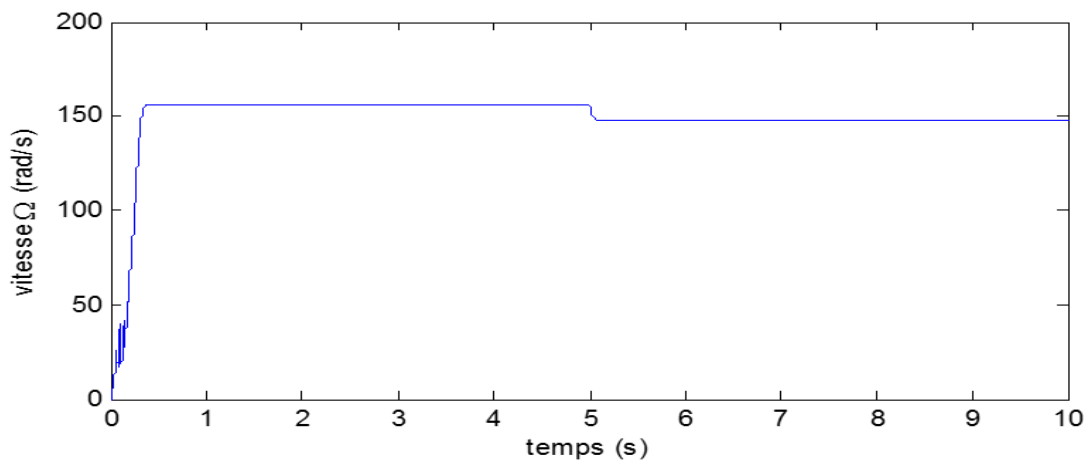
## II.5. Simulation de la dynamique de la MAS

Le but de cette simulation est de voir le comportement dynamique de cette machine. La machine asynchrone est normalement alimentée directement à partir du réseau industriel par

un système de tensions triphasées équilibrées. Dans certaines applications pour lesquelles la variation de la vitesse est nécessaire, le moteur sera alimenté par un système de tensions triphasées ou par un système de courants triphasés (injectés) dans les enroulements du stator, via un convertisseur électronique de puissance placé entre le moteur et le réseau. Les valeurs des paramètres de la machine utilisée pendant toutes les simulation effectuées dans ce mémoire sont données dans le Tableaux II.1 [16,17].

**Tableau II.1:** Valeurs des paramètres de la machine utilisée.

Paramètres	Notations	Valeur
Résistance rotorique	$R_r$	3.805Ω
Résistance statorique	$R_s$	4.85Ω
Inductance mutuelle	$M$	0.258 H
Inductance statorique	$L_s$	0.247H
Inductance rotorique	$L_r$	0.247H
Moment d'Inertie	$J_m$	0.031 kg/m <sup>3</sup>
Paires de pôles	$p$	2
Coefficient visqueux de frottement	$f_m$	0.0008 N.m.s/rd
Puissance nominale	$P_n$	1.5 kw
Tension statorique	$V_s$	220 V
Courant statorique	$I_s$	3.46 A
Courant nominal de rotor	$I_r$	6.31 A
Vitesse nominale	$\Omega_n$	1.500 tr/min



**Figure II.3 :** La vitesse.

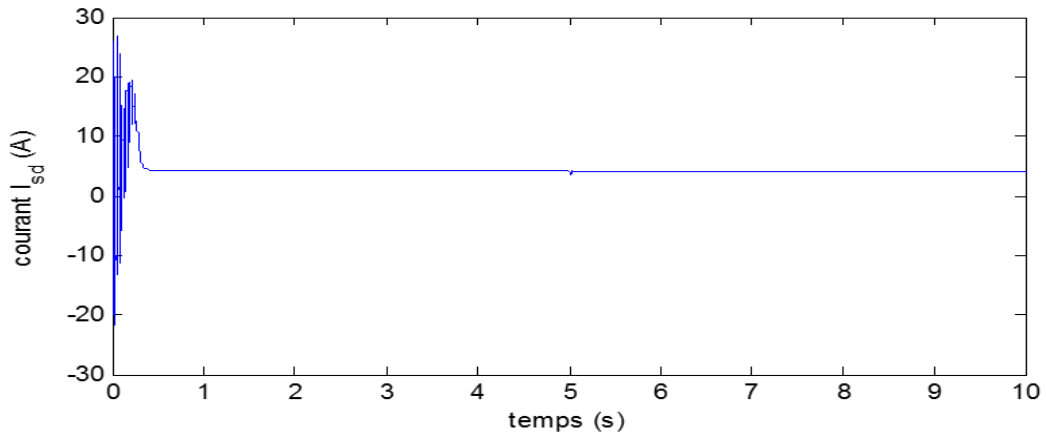


Figure II.4 :Le courant statorique selon le repère  $d$ .

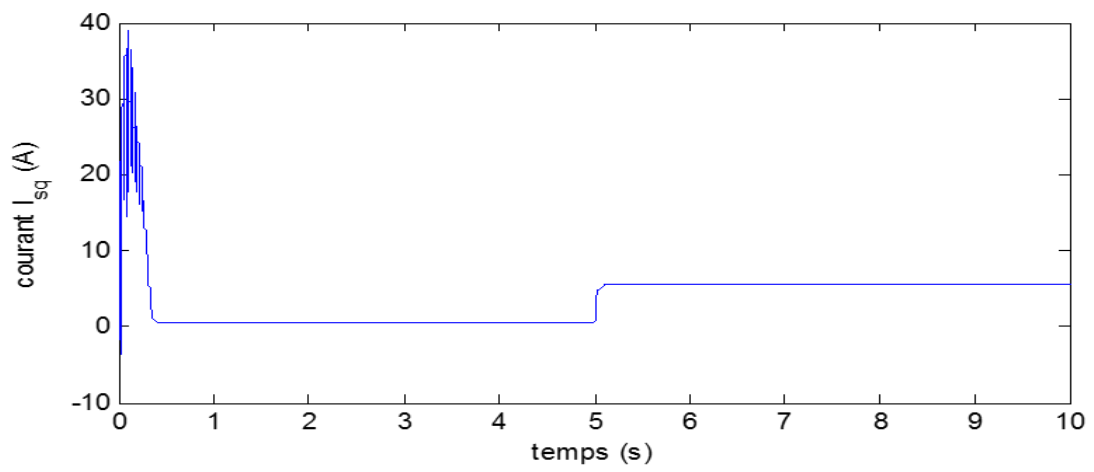


Figure II.5 :le courant statorique selon le repère  $q$

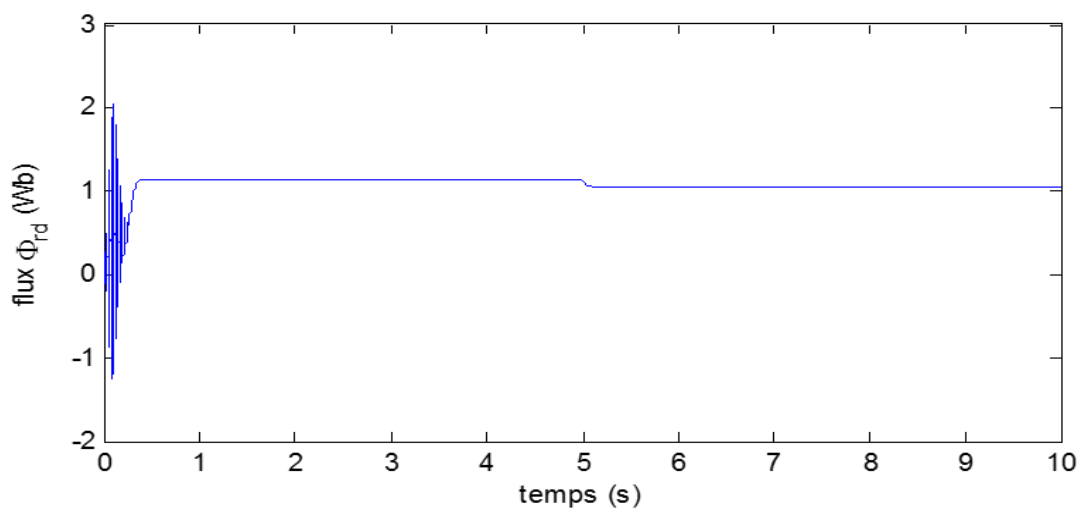


Figure II.6 :Le flux rotorique selon repère  $d$



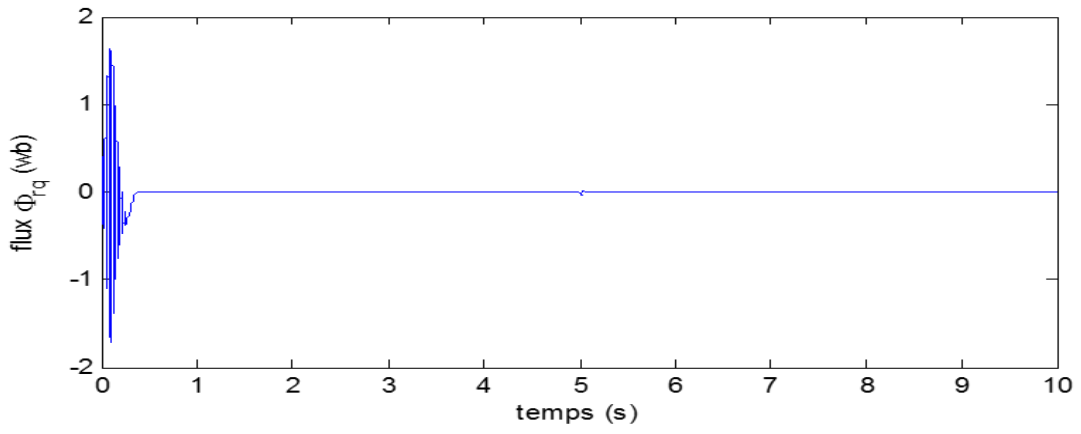


Figure II.7 :Le flux rotorique selon repère  $q$

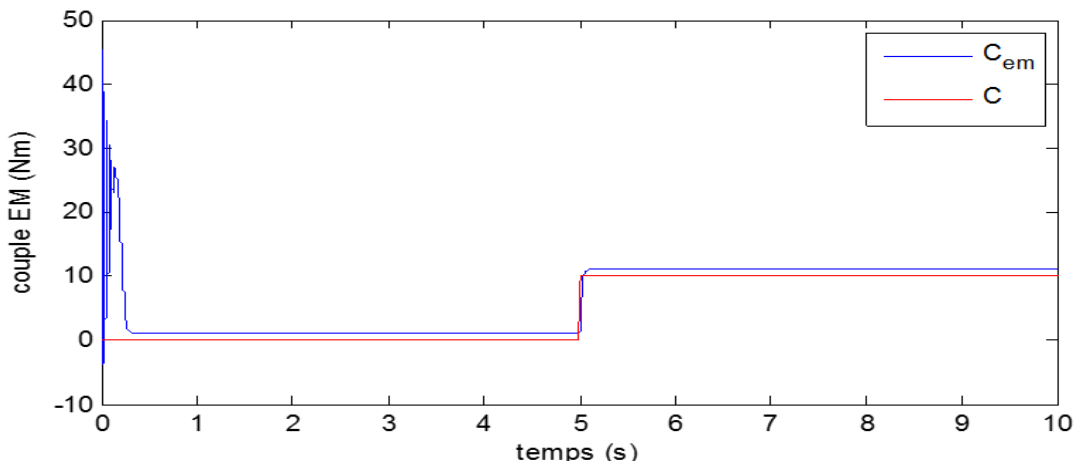


Figure II.8 :Le couple électromagnétique et le couple de charge appliqué.

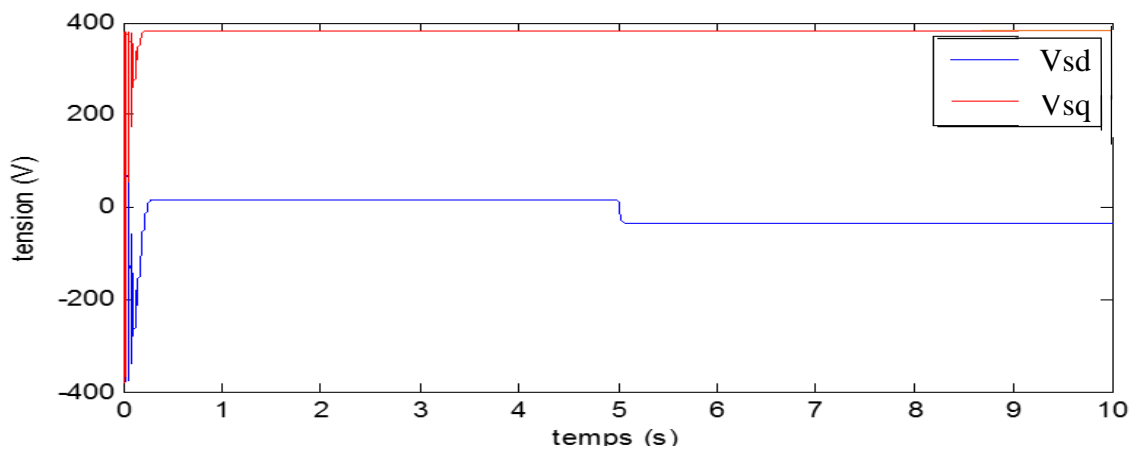


Figure II.9 :Les tensions  $V_{sd}$  et  $V_{sq}$

### II.5.1. Interprétation des résultats

La simulation est effectuée lors d'un démarrage en pleine tension de la machine avec et sans application d'un couple de charge. En fait, une fois le régime permanent est établi, un couple de charge,  $C_r = 10 \text{ N.m}$ , est appliqué à  $t=5\text{s}$  sur l'arbre de la machine.

Les résultats de simulation obtenus sont représentés dans les Figures (II.3)-(II.9). La vitesse est illustrée dans la Figure (II.3). D'après cette figure, on constate que la vitesse atteint sa valeur nominale  $\Omega_n = 157(\text{rad/s})$  dans un temps  $t=0.5 \text{ s}$ . Les courants statoriques et les flux rotoriques selon l'axe  $d$  et  $q$  sont représentés respectivement sur les Figures (II.4)-(II.7). Les figures (II.8) et (II.9) illustrent respectivement l'évolution du couple électromagnétique avec celui de charge et les tensions  $V_d$  et  $V_q$ .

Avant d'appliquer la charge, et lorsque la vitesse est stabilisée, le couple électromagnétique tend vers zéro, à cause de leur couplage avec le flux rotorique. Également, une fois la charge est appliquée, on constate la chute de la vitesse.

Il est aussi important de souligner que la variation du couple suit celle des flux, ce qui montre le couplage direct entre le flux et le couple.

### II.6. Conclusion:

Ce chapitre a présenté la modélisation de la machine asynchrone triphasée dans un référentiel biphasé à l'aide de la transformation de Park pour avoir un modèle simplifié et qui sera utilisé par la suite dans les chapitres 3 et 5 pour concevoir les commandes et l'observateur. Également, une simulation en boucle ouverte a été effectuée sur cette machine afin de relever ses performances.

## Commande vectorielle linéarisante par retour d'état

### III.1. Introduction

Les problèmes de poursuite dans le cas des systèmes non linéaires sont difficiles, car la sortie dépend de l'entrée de façon souvent très complexe. Il n'est pas aussi facile qu'en linéaire de calculer l'entrée permettant d'obtenir la sortie désirée. L'idée donc consiste, si c'est possible, à simplifier la relation entrée-sortie. C'est la philosophie de la linéarisation entrée/sortie ou bien entrée/état [17,18].

L'objectif de ce chapitre est de concevoir une commande vectorielle linéarisante par retour d'état par la machine asynchrone. Les états du modèle de la machine (II.27) sont supposés tous mesurables.

### III.2. Commande linéarisante par retour d'état

**Principe :** La démarche consiste à établir une relation (linéaire) liant la sortie du système à l'entrée  $u$  et donc, à travers la loi de commande, à l'entrée  $v$ . Pour cela, on dérive par rapport au temps la sortie  $y$  du système et en utilisant l'équation d'état on fait apparaître les termes d'entrée. Si l'entrée n'apparaît pas après dérivation, on réitère le processus jusqu'à obtenir la relation désirée [18].

Supposons que  $h(x)$  est la sortie du système. En utilisant la relation (II.26), la dérivée de Lie de cette fonction est :

$$\dot{x} = f(x) + gu \quad (\text{III.1})$$

$$\dot{h}(x) = \frac{\partial h}{\partial x} \dot{x} \quad (\text{III.2})$$

$$= \sum_1^n \frac{\partial h}{\partial x} f_i(x) + \sum_1^n \frac{\partial h}{\partial x} g_i u \quad (\text{III.3})$$

$$= L_f h + L_g h u \quad (\text{III.4})$$

où les dérivées de la sortie au long des champs de vecteur  $f(x)$  et  $g$  sont défini comme:

$$\begin{aligned} L_f h(x) &= L_f^{i-1} h \\ L_g h(x) &= L_g^{i-1} h \end{aligned} \quad (\text{III.5})$$

### III.2.1. Commandes de la vitesse et du flux rotorique

Rappelons que les variables d'état du système (II.27) à commander sont  $i_{sd}$ ,  $i_{sq}$ ,  $\Omega$ , et  $\phi_{rd}$

Les erreurs de poursuite sont définies comme [17] :

$$\begin{aligned} e_1 &= \phi_{rd} - \phi_{rdr} \\ e_2 &= \Omega - \Omega_r \\ e_3 &= i_{sd} - i_{sdr} \\ e_4 &= i_{sq} - i_{sqr} \end{aligned} \quad (\text{III.6})$$

où  $i_{sdr}$ ,  $i_{sqr}$ ,  $\Omega_r$ , et  $\phi_{rdr}$  sont les références .

Pour commander la vitesse et le flux de rotor, les équations d'état suivantes sont employées :

$$f(x) = \begin{bmatrix} -\frac{1}{T_r} \phi_{rd} \\ -\frac{f}{J} \Omega - \frac{\tau_d}{J} \end{bmatrix} \quad (\text{III.7})$$

La matrice d'entrée de commande est définie par :

$$g(x) = \begin{bmatrix} \frac{M}{T_r} & 0 \\ 0 & \frac{pM}{L_s J_m} \phi_{rd} \end{bmatrix} \quad (\text{III.8})$$

Le vecteur de sortie est choisi comme :

$$h(x) = \begin{bmatrix} h_1(x) \\ h_2(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{rd} - \phi_{rdr} \\ \Omega - \Omega_r \end{bmatrix} \quad (\text{III.9})$$

Le vecteur de commandes virtuelles est :

$$u = \begin{bmatrix} h_{3r}(x) \\ h_{4r}(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_{sdr} \\ i_{sqr} \end{bmatrix} \quad (\text{III.10})$$

Les commandes virtuelles qui sont les références des courants statoriques sont calculées en dérivant une fois par rapport au temps la sortie (II.8) :

$$\begin{bmatrix} \dot{h}_1(x) \\ \dot{h}_2(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{f_1}h_1(x) + L_{g_1}h_1(x) h_{r_3}(x) \\ L_{f_2}h_2(x) + L_{g_2}h_2(x) h_{r_4}(x) \end{bmatrix} \quad (\text{III.11})$$

Les références des courants statoriques sont déterminées comme suit

$$\begin{bmatrix} h_{r_3}(x) \\ h_{r_4}(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{g_1}h_1(x) & 0 \\ 0 & L_{g_2}h_2(x) \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} V_1 - L_{f_1}h_1(x) \\ V_2 - L_{f_2}h_2(x) \end{bmatrix} \quad (\text{III.12})$$

où

$$L_{f_1}h_1(x) = -\frac{1}{T_r}\phi_{rd}$$

$$L_{f_2}h_2(x) = -\frac{f_m}{J_m}\Omega - \frac{\tau_d}{J_m}$$

$$L_{g_1}h_1(x) = \frac{M}{T_r}$$

$$L_{g_2}h_2(x) = \frac{pM}{L_s J_m}\phi_{rd}$$

Et les expressions des commandes linaires  $V_1$  et  $V_2$  sont données par:

$$\begin{aligned} V_1 &= \dot{\phi}_{rd} - k_{p1}e_1 \\ V_2 &= \dot{\Omega}_r - k_{p2}e_2 \end{aligned} \quad (\text{III.13})$$

où  $k_{p1}$  et  $k_{p2}$  sont des constantes strictement positives de conception.

### III.2.2. Commandes des courants statoriques

D'après les équations dynamiques des courants dans le modèle (II.27), on a [17]:

$$f(x) = \begin{bmatrix} -\gamma i_{sd} + \frac{K}{T_r}\phi_{rd} - \omega_s i_{sd} \\ -\gamma i_{sq} + \omega_s i_{sd} + Kp\Omega\phi_{rd} \end{bmatrix} \quad (\text{III.14})$$

Et la matrice d'entrée de commande est:

$$g(x) = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \end{bmatrix} \quad (\text{III.15})$$

Pour ce sous-système, le vecteur de sorties est défini comme suit:

$$h(x) = \begin{bmatrix} h_3(x) \\ h_4(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_3 \\ e_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_{sd} - i_{sdr} \\ i_{sq} - i_{sqr} \end{bmatrix} \quad (\text{III.16})$$

Pour déterminer les commandes réelles du système (II.26),  $u_{sd}$  et  $u_{sq}$ , on calcule la dérivée par rapport au temps de l'équation (III.15) comme suit :

$$\begin{bmatrix} \dot{h}_3(x) \\ \dot{h}_4(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{f1}h_3(x) + L_{g1}h_3(x) u_{sd} \\ L_{f2}h_4(x) + L_{g2}h_4(x) u_{sq} \end{bmatrix} \quad (\text{III.17})$$

Les références des courants statoriques sont déterminées comme suit

$$\begin{bmatrix} u_{sd} \\ u_{sq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{g1}h_3(x) & 0 \\ 0 & L_{g2}h_4(x) \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} V_3 - L_{f1}h_3(x) \\ V_4 - L_{f2}h_4(x) \end{bmatrix} \quad (\text{III.18})$$

où

$$L_{f1}h_3(x) = -\gamma i_{sd} + \frac{K}{T_r} \phi_{rd} - \omega_s i_{sd}$$

$$L_{f2}h_4(x) = -\gamma i_{sq} + \omega_s i_{sd} + Kp\Omega\phi_{rd}$$

$$L_{g1}h_3(x) = L_{g2}h_4(x) = \frac{1}{\sigma L_s}$$

Et les expressions des commandes linaires  $u_3$  et  $u_4$  sont données par:

$$\begin{aligned} V_3 &= \dot{i}_{sdrf} - k_{p3}e_3 = \dot{h}_{r3}(x) - k_{p3}e_3 \\ V_4 &= \dot{i}_{sqrf} - k_{p4}e_4 = \dot{h}_{r4}(x) - k_{p4}e_4 \end{aligned} \quad (\text{III.19})$$

où  $k_{p3}$  et  $k_{p4}$  sont des constantes strictement positives de conception.

### III.2.3. Stabilité du système en boucle fermé

En appliquant les commandes (III.17) et (III.11), on obtient la dynamique suivante :

$$\begin{bmatrix} \dot{e}_1 \\ \dot{e}_2 \\ \dot{e}_3 \\ \dot{e}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -k_{p1}e_1 \\ -k_{p2}e_2 \\ -k_{p3}e_3 \\ -k_{p4}e_4 \end{bmatrix} \quad (\text{III.20})$$

Pour étudier la stabilité de ce système d'erreurs, on choisit une fonction d'énergie (c.-à-d. une fonction de Lyapunov candidate) :

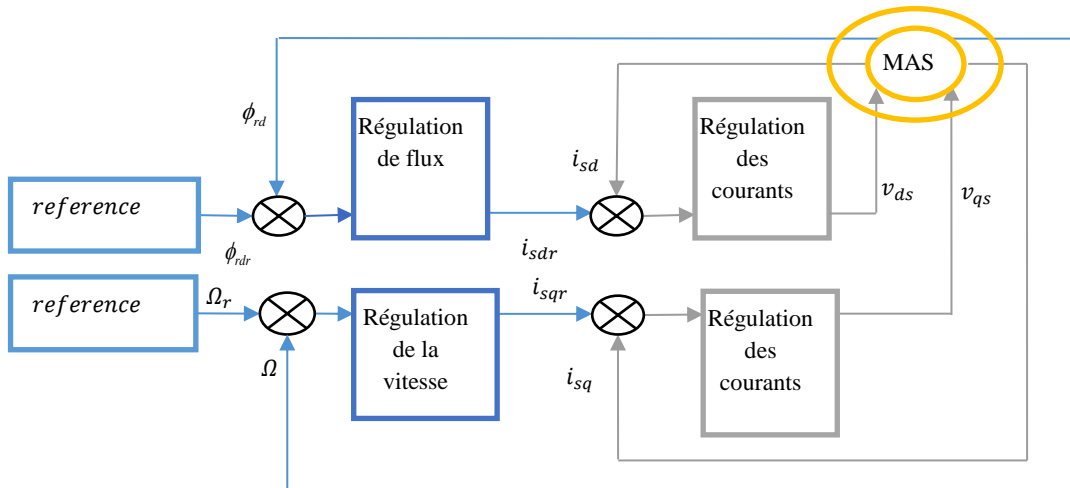
$$L_1 = \frac{e_1^2}{2} + \frac{e_2^2}{2} + \frac{e_3^2}{2} + \frac{e_4^2}{2} \quad (III.21)$$

Sa dérivée par rapport au temps est :

$$\dot{L}_1 = -k_{p1}e_1^2 - k_{p2}e_2^2 - k_{p3}e_3^2 - k_{p4}e_4^2 \quad (III.22)$$

Donc, d'après équations (III.21), toutes les erreurs de poursuite sont globalement exponentiellement stables [19].

Le schéma bloc de la commande vectorielle linéarisante par retour d'état est donné sur la figure (III.1). Cette stratégie de commande est similaire à une commande cascade (ou bien par backstepping).



**Figure III.1** Schéma bloc de la commande vectorielle linéarisante par retour d'état.

### III.3. Simulation

Les valeurs utilisées des paramètres de la machine dans cette simulation sont données dans le Tableaux II.1. Les paramètres de conception de la commande sont choisis comme suit :

$$k_{p1} = k_{p2} = k_{p3} = k_{p4} = 10.$$

Les résultats de simulation sont donnés dans les figures (III.2)-(III.7). Les figures (III.2)-(III.3) montrent la bonne poursuite des courants statoriques selon les deux axes. La vitesse suit bien sa référence comme le montre la Figure (III.4). Les trajectoires réelles et de

référence du flux rotorique selon l'axe  $d$  sont représentées sur les (III.5). Aussi, il est clair d'après cette figure que ce flux suit parfaitement sa référence correspondante. Les figures (III.6) et (III.7) illustrent respectivement le couple électromagnétique avec le couple résistant, et les commandes appliquées au modèle (II.27).

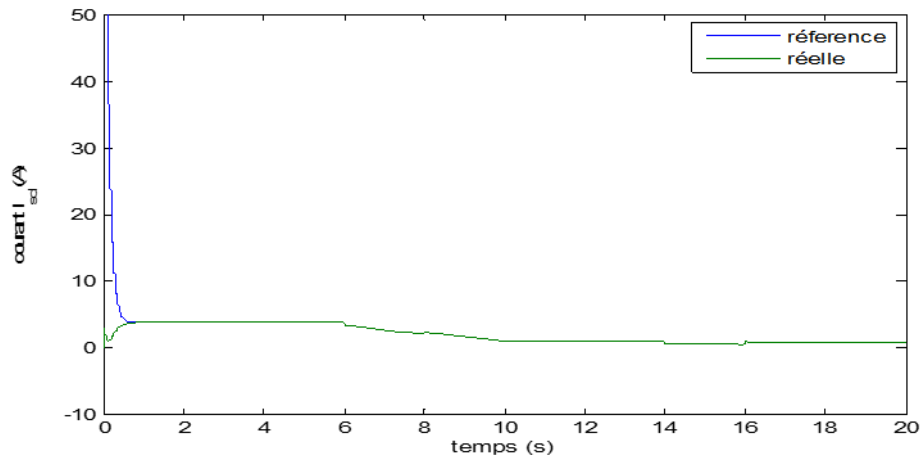


Figure III.2 : Poursuite du courant statorique selon l'axe  $d$ .

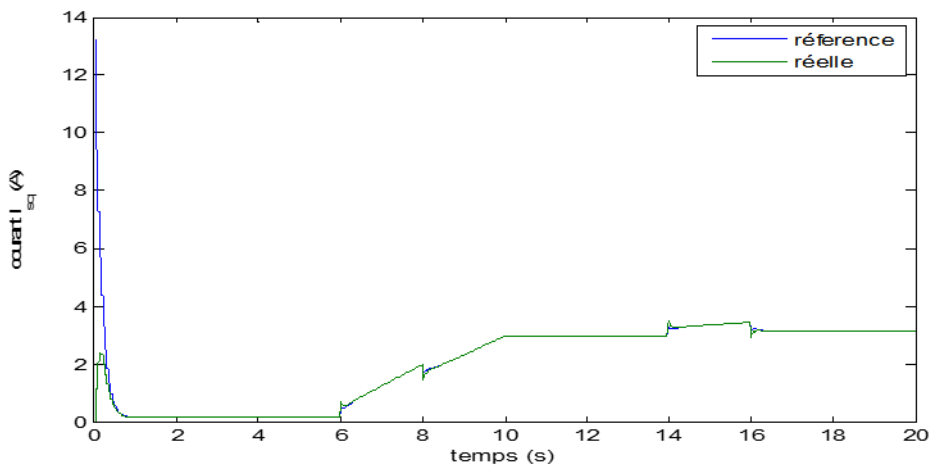


Figure III.3 : Poursuite du courant statorique selon l'axe  $q$ .



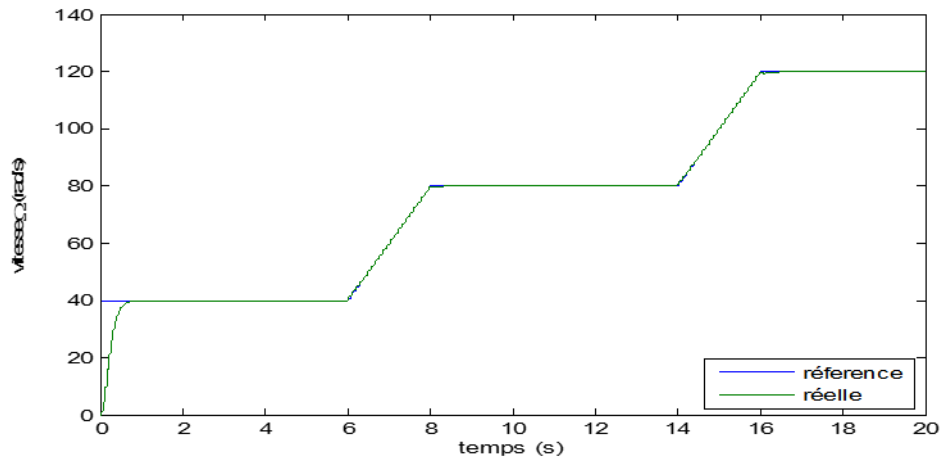


Figure III.4 : Poursuite de la vitesse de rotation

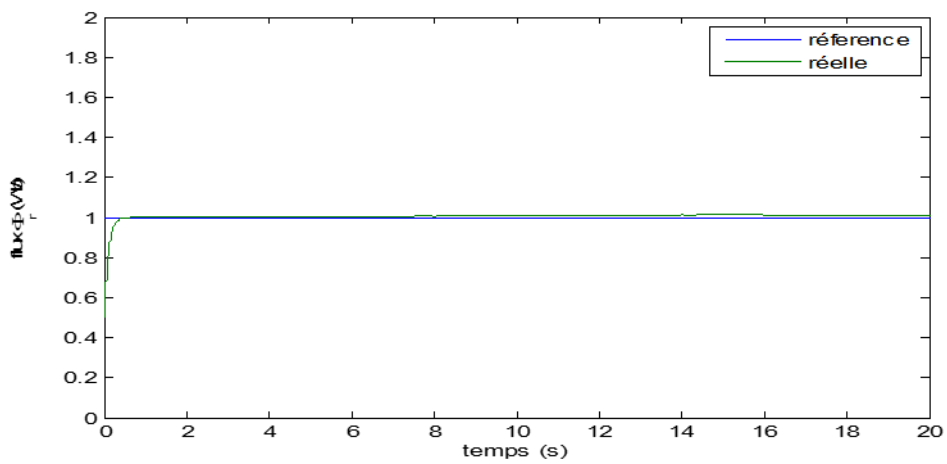


Figure III.5 : Poursuite du flux rotorique selon l'axe  $d$ .

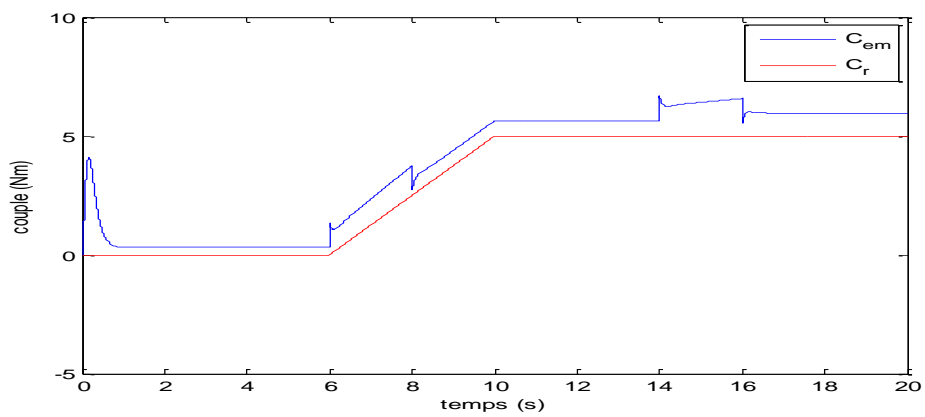
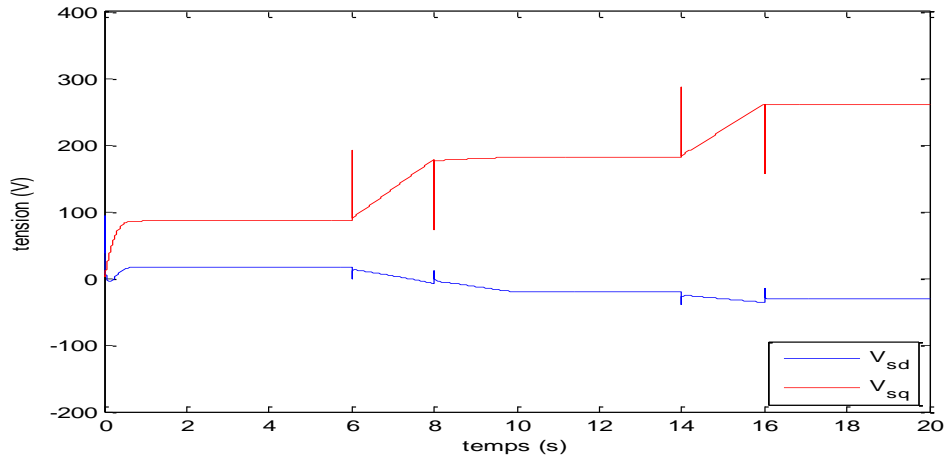


Figure III.6 : Couple électromagnétique et résistant.



**Figure III.7 :** Commandes appliquées  $V_{sd}$  et  $V_{sq}$ .

### III.4. Conclusion

Dans ce chapitre, on a étudié et simulé une commande vectorielle linéarisante par retour d'état. La commande proposée peut être vue comme une commande en cascade ou bien une commande par backstepping. Les simulations effectuées en utilisant cette commande et le modèle de la MAS (II.27) ont donné des résultats satisfaisants.

La commande conçue dans cette section souffre de deux inconvénients majeurs, à savoir :

- Le vecteur d'état est supposé mesurable. Si la mesurabilité des courants est réaliste et la mesurabilité de la vitesse et des flux est loin d'être acceptable en pratique. Donc, il est important de concevoir un observateur pour les estimer dans le chapitre 5.
- La perturbation externe (ou la charge) est supposée aussi connue. Cette supposition est non acceptée en général. Donc, pour surmonter ce problème, on fait appel aux réseaux de neurones dans le chapitre 5 pour l'approximer en ligne.

## Approximateurs neuronaux et observateurs

### IV.1. Introduction

La mise en œuvre d'une loi de commande exige souvent la disponibilité de toutes les variables d'états. Cependant, en pratique, il est généralement impossible de vérifier cette condition pour plusieurs raisons techniques et économiques. Pour cela, il s'avère nécessaire de concevoir un système auxiliaire dit « *observateur* », qui s'occupe de l'estimation en ligne des états non mesurables, tout en exploitant les informations disponibles (à savoir le modèle du système, ses sorties mesurées et éventuellement ses entrées).

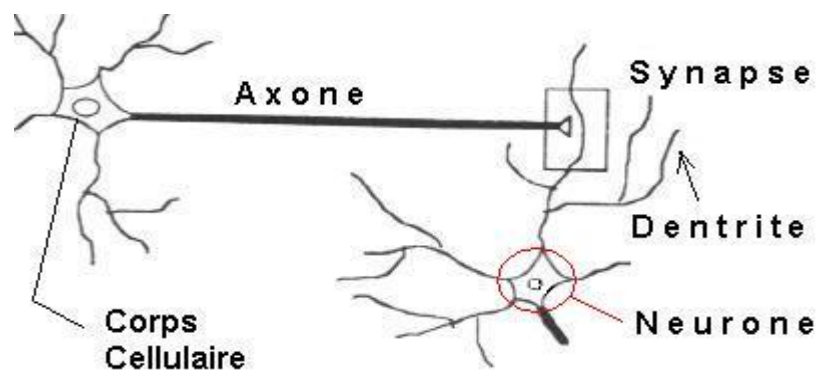
La théorie de l'observateur d'état a tout d'abord été introduite par Kalman et Bucy pour les systèmes linéaires stochastiques (filtre de Kalman-Bucy,) puis Luenberger a fait une théorie générale sur les observateurs des systèmes linéaires déterministes.

D'autre part, les réseaux de neurones artificiels ont trouvé une large utilisation dans le domaine de la commande des systèmes non linéaires. Ceci est dû à leur propriété d'approximation universelle qui les rend capables d'approcher n'importe quelle fonction non linéaire continue définie sur un ensemble compact. Les réseaux à base de perceptrons multicouches et les fonctions à base radiales sont les plus utilisés. Les réseaux de neurones sont généralement utilisés soit pour approcher directement la loi de commande (commande adaptative neuronale directe), soit pour approcher les non-linéarités du système ou bien les perturbations externes (commande adaptative neuronale indirecte).

### IV.2. Réseaux de neurones

#### IV.2.1. Neurone biologique

Le cerveau humain est composé d'un réseau de neurones très compliqués, dont il contient plus que 100 milliards de cellules nerveuses connectées entre elles. La cellule nerveuse ou le neurone biologique est composé d'un corps cellulaire (ou bien soma), d'un axone et de plusieurs dendrites comme il est présenté par la Figure (IV.1) :



**Figure IV.1** : Neurone biologique

Le principe de transmission des signaux entre la cellule nerveuse est très simple. Les **dendrites** transmettent les signaux de l'extérieur vers le **corps cellulaire** de neurone. Ce dernier est responsable sur la sommation et le seuillage des signaux. C'est -à-dire, si la somme résultante dépasse certain seuil, le neurone envoie un signal par son **axone** vers un autre neurone. Dans le cas contraire, la somme sera détruite rapidement et aucune action ne sera prête.

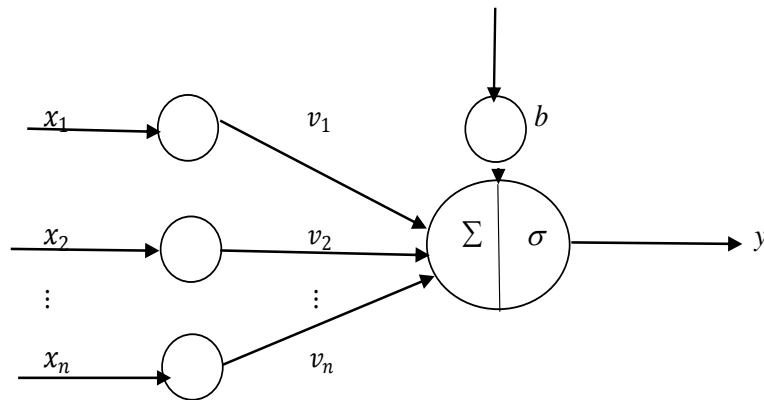
L'espace intercellulaire entre l'axone et les dendrites s'appelle **synapse**. Elle est de nature chimique ayant un effet électrique qu'on peut le mesurer. L'importance de ses synapses réside dans la capacité de changement lorsque le cerveau est en phase d'apprentissage.

En se basant sur les notions : dendrites, corps cellulaire, axone, synapse, et le principe de transmission des signaux, les chercheurs ont créés un modèle approximatif à la cellule nerveuse, c'est le neurone formel [20].

#### IV.2.2. Neurone formel

Le premier neurone formel est proposé par Mc Culloch et W. pistten 1943, c'est une approximation très grossière de l'opération du neurone biologique. Le neurone formel donc est un modèle mathématique qui imitent le principe de fonctionnement du neurone biologique.

En général, un neurone formel (artificiel) est un processus élémentaire (automate) à  $n$  entrées et une seule sortie. Chaque entrée est associée à un poids synaptique  $v$  qui représente la force de la connexion (voire la **Figure IV.2**).



**Figure IV.2 :** Neurone formel.

Le neurone formel est composé de trois parties comme suite :

➤ **Poids**

Coefficients  $v_i$  sont les poids à chaque entrée  $x_i$ . Chaque entrée est multipliée par le poids qui lui correspond est le résultat sera  $(V^T X)$  avec :

$$\begin{aligned} V &= [v_1 \dots v_n]^T \\ X &= [x_1 \dots x_n]^T \end{aligned} \quad (\text{IV.1})$$

➤ **Seuil**

Le biais  $b$  présente le seuil de neurone formel, ce paramètre additionnel est considéré comme le poids de l'entrée unité.

➤ **Fonction d'activation**

La fonction d'activation calcule l'état du neurone, cette valeur sera transmise aux neurones aval. Il existe de nombreuses formes possibles de la fonction d'activation, les plus courantes sont présentées dans le Tableau (IV.1).

Tableau IV.1 : Fonctions d'activation.

Fonction d'activation	Modèle mathématique
Fonction signe	$\sigma(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x > 0 \\ -1 & \text{si } x \leq 0 \end{cases}$
Fonction seuil	$\sigma(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x > s \\ 0 & \text{si } x \leq s \end{cases}$
Fonction linéaire	$\sigma(x) = x$
Fonction sigmoïde	$\sigma(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$
Fonction gaussienne	$\sigma(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$
Fonction tangente hyperbolique	$\sigma(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$

Comme conclusion, le résultat de cet automate s'exprime par un simple produit scalaire entre le vecteur d'entrée ( $X$ ) et le vecteur des poids ( $V$ ), ensuite le seuillage par un biais  $b$  et la fonction d'activation  $\sigma$  sont appliqués au résultat obtenu et la sortie finale du neurone sera :

$$y = \sigma(V^T X + b) \quad (\text{IV.2})$$

Il est à noter que le neurone biologique a une sortie de nature binaire, c'est-à-dire le neurone peut prendre deux états seulement (active ou désactivé), par contre l'utilisation des fonctions d'activation continues ci-dessous permet d'avoir une infinité de valeurs possibles pour la sortie de neurone formel [20, 21].

### IV.2.3. Avantages et Inconvénients des RNA

#### IV.2.3.1. Avantages des RNA

**-La non-linéarité :** Les réseaux de neurones présentent l'intérêt de pouvoir prendre en compte la non-linéarité (les fonctions d'activation sont non linéaires en général).

-*La résistance au bruit* : Même quand les entrées sont bruitées, les réseaux de neurones donnent de bons résultats.

- *La dégradation progressive* : Par leur nature continue, les performances des réseaux de neurones ont tendance à diminuer progressivement en cas de problème (entrée inconnue, panne, bruit). Cette propriété est très recherchée, car les systèmes cognitifs vivants montrent une telle faculté [20].

#### IV.2.3.2. Inconvénients des RNA

Malgré ces avantages, les réseaux de neurones présentent aussi des inconvénients, dont les plus importants sont [20]:

-*Les réseaux de neurones sont des boîtes noires* : les poids de connexions d'un réseau n'ont en général pas de signification évidente. Il est donc presque impossible d'expliquer le résultat produit par un réseau.

- *Le processus d'apprentissage* peut être assez long et coûteux. Les poids du réseau sont adaptés progressivement en petites différences. En pratique, un bon apprentissage dépend aussi de l'utilisation d'ensembles d'exemples de bonne qualité, ce qui demande beaucoup de travail.

#### IV.2.4. Réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones artificiel (RNA) est un ensemble de neurones formel associé en couches et fonctionnant en parallèle. Chaque couche fait un traitement indépendant des autres et transmet le résultat de son analyse à la couche suivante. L'information donnée au réseau va donc se propager couche par couche, de la couche d'entrée à la couche de sortie, en passant soit par aucune ou plusieurs couches intermédiaires (dites couche cachée). Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante:

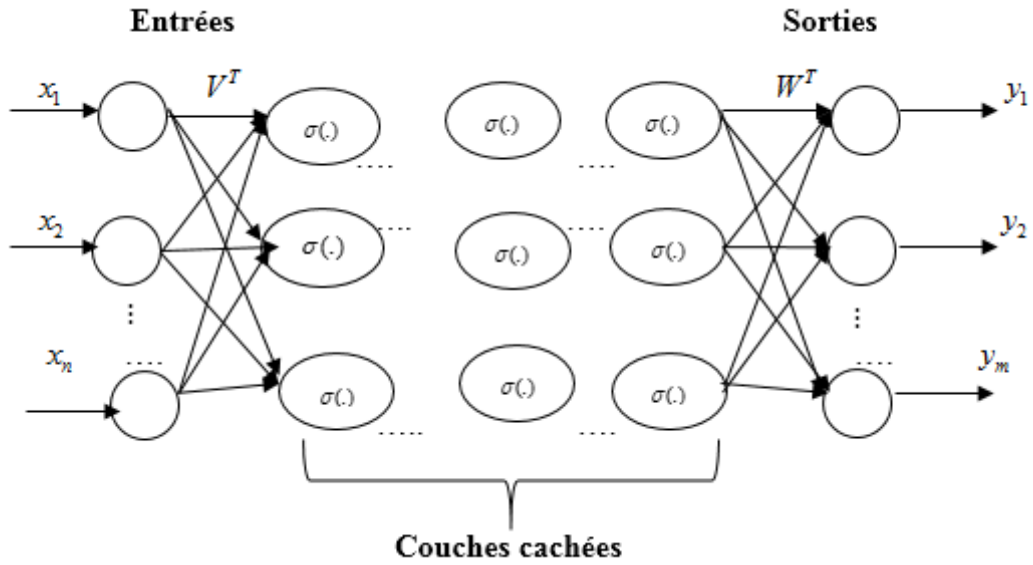


Figure IV .3 : Représentation d'un réseau de neurones artificiel.

La sortie du réseau est la suivante :

$$y_i = \sum_{j=1}^l \left( w_{ij} \sigma \left[ \sum_{k=1}^n v_{jk} x_k \right] \right); \quad (IV.3)$$

$$i = 1, \dots, m$$

- $X \in \mathbb{R}^n$  : vecteur d'entrée avec  $X = [X_1, X_2, \dots, X_n]$ .
- $Y \in \mathbb{R}^m$  : vecteur de sortie avec  $Y = [Y_1, Y_2, \dots, Y_m]$ .
- $L$  : nombre de neurones de la couche cachée.
- $V^T \in \mathbb{R}^{l \times n}$  : matrice des poids (entrée/couche cachée).
- $W^T \in \mathbb{R}^{m \times l}$  : matrice des poids (couche cachée/sortie).
- $\sigma(\cdot)$  : Fonction d'activation.

Finalement, l'équation (IV.2) peut être écrite sous la forme matricielle suivante :

$$Y = W^T \sigma(V^T X) \quad (IV.4)$$

#### IV.2.5. Type de réseaux de neurones artificiels

Deux grandes familles de **RNA** sont présentées dans la littérature, à savoir les réseaux à fonction de bas radiales (Radial basis function (**RBF**)) et les réseaux à perceptron multicouches (Multi layer perceptron (**MLP**)) [20].



### IV.2.5.1. Réseau perceptron multicouche (MLP)

Le MLP a une longue histoire, et il est de loin le réseau le plus appliqué dans le domaine du contrôle. Ce dernier est composé d'une couche d'entrée, d'une couche de sortie et d'une/ou plusieurs couches cachées, comme il est illustré sur figure (IV.4). Ce réseau est capable de traiter tous les problèmes linéairement séparables ou non. Pour les problèmes non linéaires, il est nécessaire d'intégrer plusieurs neurones sous forme d'un réseau à topologie spécifique.

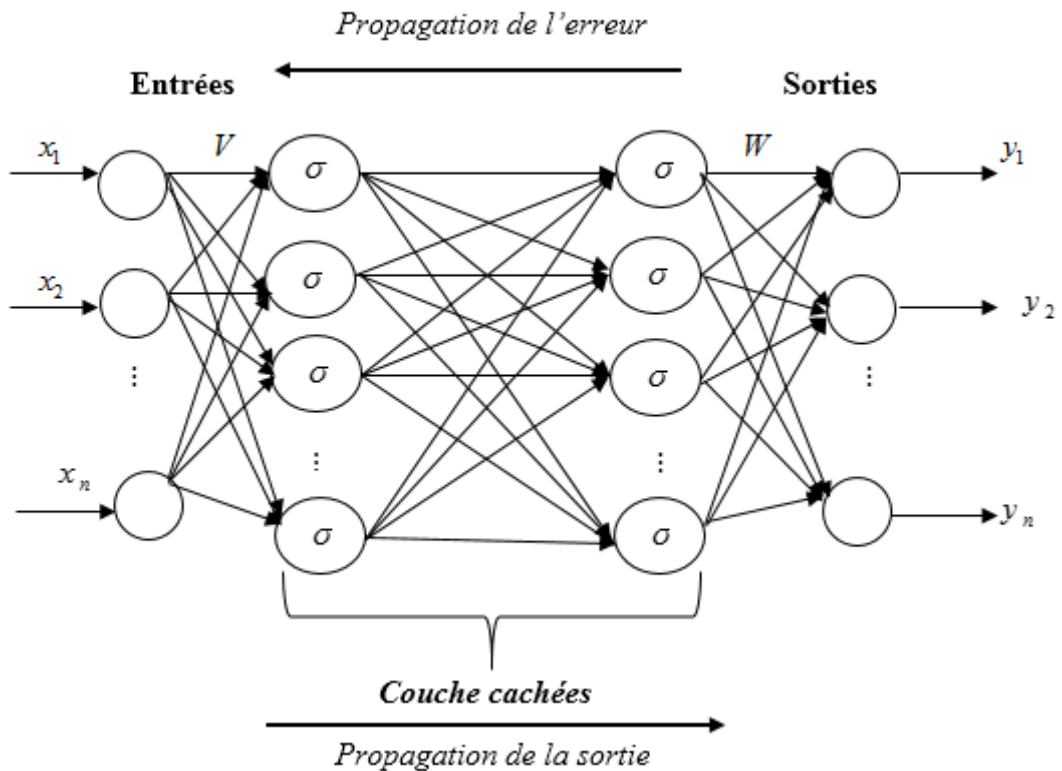


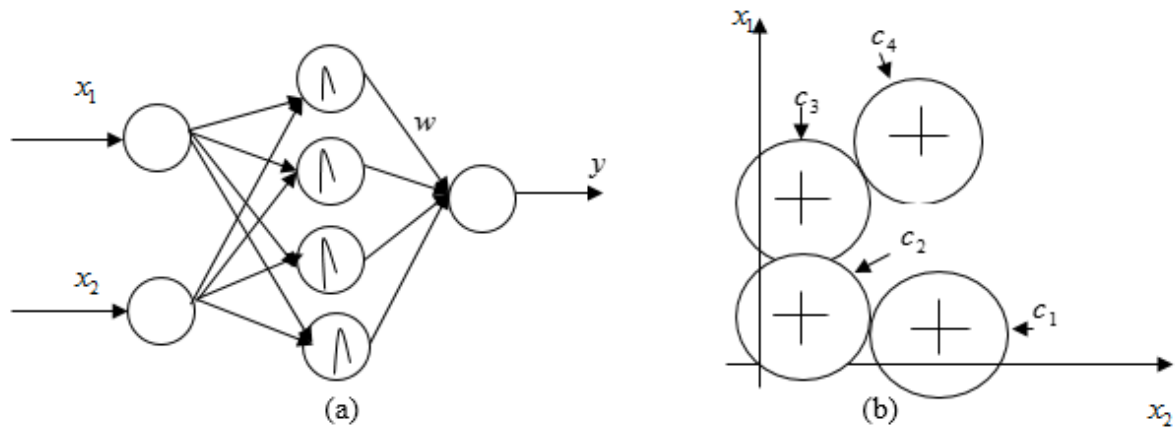
Figure IV.4 : Perceptron multicouche.

Le perceptron multicouche est un réseau à propagation avant (feed-forward), dont l'information se propage dans un sens unique, de la couche d'entrée vers la couche de sortie. Son apprentissage est de type supervisé, par correction de erreurs. Dans ce cas, uniquement le signal d'erreur est (rétropropagé) vers les entrées pour mettre à jour les poids des neurones. La fonction d'activation  $\sigma$  est située dans les couches cachées

### IV.2.5.2. Réseaux de neurones à fonction de base radiale (RBF)

L'emploi d'une fonction d'activation sigmoïdale une large utilisation des RNA. Cependant, les fonctions sigmoïdes ne sont pas adoptées pour tous les domaines à titre d'exemple le traitement de signaux. Pour cette raison d'autre type de réseaux ont été développés, à savoir

entre autres : les réseaux RBF. Comme les perceptrons multicouches, les réseaux de neurones à fonction de base radiale sont des réseaux à propagation avant avec une fonction d'activation de type gaussienne (voir tableau IV.1). La figure (IV.5) montre, un réseau RBF à deux entrées et avec quatre neurones dans la couche cachée.



**Figure IV.5 :** Réseau RBF. (a): Structure du réseau RBF, (b) : Distribution des centres.

Contrairement aux réseaux de neurones multicouches, les neurones cachés d'un réseau de neurones RBF sont activés au voisinage des centres des fonctions gaussiennes seulement. De plus, les connexions provenant des neurones d'entrée ne sont pas pondérées.

Il existe deux types de ce réseau, le premier est à centres fixes, mais, l'inconvénient majeur de ce type est la nécessité d'utiliser un nombre très important de neurones cachés pour palier tout l'espace d'état. Le deuxième type est les RBFs à centres variables. Avec ce type, on minimise le nombre de neurones des couches cachées. L'apprentissage des RBFs consiste, dans ce cas ; à ajuster les poids de la couche de sortie et les centres des fonctions gaussiennes via un algorithme approprié [20].

#### IV.2.6. Apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage d'un réseau de neurones est un problème qui consiste à trouver les poids synaptiques qui minimisent une certaine fonction de coût (d'erreur). Il existe plusieurs types d'apprentissages. Les trois méthodes les plus utilisées sont [20]:

- **Apprentissage supervisé**

Pour lequel on dispose de la sortie désirée et qui consiste à ajuster les poids synaptiques de telle sorte à minimiser l'écart entre la sortie désirée et la sortie du réseau.

- **Apprentissage non supervisé**

Pour lequel le réseau de neurones organise lui-même les entrées qui lui sont présentées de façon à optimiser un critère de performances interne

- **Apprentissage par renforcement**

Pour lequel le réseau de neurones est informé d'une manière indirecte sur l'effet de son action choisie. Cette action est renforcée si elle conduit à une amélioration des performances.

Une autre classification est possible selon la nature d'apprentissage, à savoir :

- ✓ **Apprentissage hors ligne**

Le mode de fonctionnement hors-ligne sépare les phases d'apprentissage et d'utilisation. Dans un premier temps, le système est entraîné d'une manière statique ou incrémentale à partir d'un ensemble d'entraînement. Ensuite, dans un deuxième temps, le système préalablement appris, est utilisé.

- ✓ **Apprentissage en ligne**

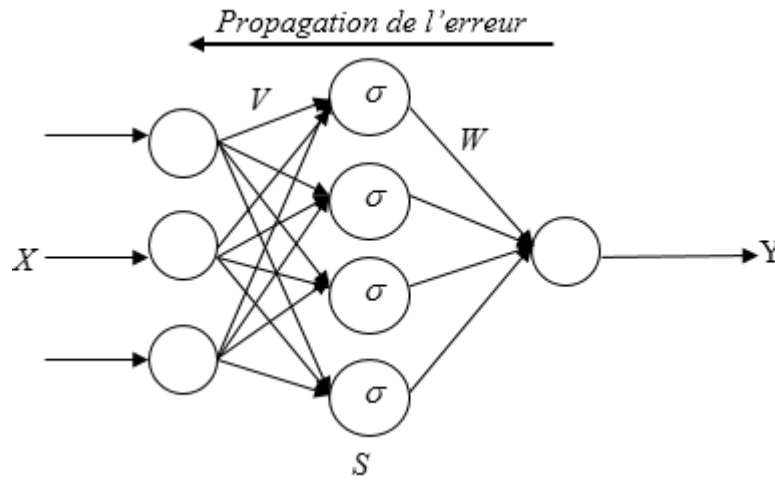
Le mode de fonctionnement en ligne ne sépare pas l'apprentissage et l'utilisation du système, les deux tâches sont effectuées de manière conjointe. Tout au long de son utilisation, le système continue d'apprendre dès qu'une nouvelle donnée est disponible afin d'améliorer ses performances.

L'avantage des systèmes en ligne par rapport aux systèmes hors ligne est qu'ils vont pouvoir s'ajuster très précisément à l'utilisateur final, en continuant à apprendre tout au long de leur utilisation. L'ensemble d'apprentissage initial n'a plus besoin d'être aussi conséquent et diversifié puisque le système s'adaptera pendant son utilisation.

#### **IV.2.7. Algorithme de rétro-propagation à base du gradient (pour les RN type MLP)**

L'algorithme de rétropropagation (backpropagation) est basé sur la méthode du gradient descendant, cet apprentissage est de type supervisé. L'ajustement des poids se fait dans le sens inverse de la couche de sortie vers la couche d'entrée d'où l'appellation rétro-propagation (backpropagation). Au début, la sortie du réseau est calculée et comparée avec la sortie désirée, ensuite l'erreur résultant est utilisée pour l'apprentissage des poids de la couche de sortie et de la dernière couche cachée. De la même manière, l'erreur du réseau se propage pour l'ajustement des poids des autres couches cachées jusqu'à la couche d'entrée [21].

L'algorithme de rétro-propagation d'un réseau de neurone MLP à une seule couche cachée est représenté sur la figure (IV.6).



**Figure IV.6** : Réseau de neurone MLP avec une seule couche cachée.

La sortie du réseau de neurones à deux couches ci-dessus est donnée par l'équation suivant :

$$Y = W\sigma(V.X) \quad (\text{IV.5})$$

Dans le reste de ce chapitre, c'est la fonction d'activation de type sigmoïdale (i.e.  $\sigma(z) = \frac{1}{1 + \exp(-z)}$ ) qui sera utilisée dans le chapitre 5.

L'algorithme du gradient est basé sur la minimisation d'une fonction coût, pour l'apprentissage de ce réseau MLP, cette fonction est donnée par :

$$J = \frac{1}{2} e^2 = \frac{1}{2} (y_d - Y)^2 \quad (\text{IV.6})$$

avec  $e = y_d - Y$  est l'erreur du neurone de sortie,  $y_d$  est la sortie désirée du neurone de sortie, et  $Y$  est la sortie réelle du neurone de sortie.

Les lois de la mise à jour des poids estimés sont obtenues par différentiation de (IV.6) par rapport à ces poids. L'application de l'algorithme du gradient pour la recherche d'un minimum local de (IV.6) donne :

$$\begin{cases} \dot{W} = -\Gamma_w \frac{\partial J}{\partial W} = -\Gamma_w e \frac{\partial e}{\partial W} \\ \dot{V} = -\Gamma_v \frac{\partial J}{\partial V} = -\Gamma_v e \frac{\partial e}{\partial V} \end{cases} \quad (\text{IV.7})$$

Avec  $\Gamma_w = \delta_w \cdot I > 0$  et  $\Gamma_v = \delta_v \cdot I > 0$  Sont des taux d'apprentissage positifs et  $e$  est l'erreur d'approximation.

En utilisant (IV.5) et (IV.6) et la règle des chainages, on obtient l'algorithme de la rétro-propagation pour la mise à jour des poids [21] :

$$\dot{W} = -\Gamma_w (e \cdot \sigma(V^T \cdot X)) \quad (IV.8)$$

$$\dot{V} = -\Gamma_v (e \cdot X \cdot W^T \cdot \sigma'(V^T \cdot X)) \quad (IV.9)$$

où  $\sigma'(V^T \cdot X) = \text{diag}\{\sigma'_1, \sigma'_2, \dots, \sigma'_l\}$  et  $\sigma'_i = \left. \frac{d[\sigma(X)]}{dX} \right|_{x=a_i}$ ,  $V^T \cdot X = [a_1, a_2, \dots, a_l]^T$ .

### IV.2.8. Théorème d'approximation universelle

Il a été démontré dans la littérature que les réseaux de neurone sont des approximateurs universels, c'est-à-dire pour toute fonction non linéaire et continue  $f(x)$  définie sur un ensemble compact  $\Omega$ , et pour toute constante positive  $\varepsilon$ , il existe un RN d'ordre supérieur, avec  $k$  neurones dans la couche cachée, telle que [21]:

$$\sup_{x \in \Omega} |f(x) - \hat{f}(x)| \leq \varepsilon \quad (IV.10)$$

avec  $\hat{f}(x)$  est l'approximation neuronale de  $f(x)$ , et  $\varepsilon$  est une petite constante positive définie la borne supérieure de l'erreur d'approximation neuronale.

## IV.3. Observateurs

### IV.3.1. Définition

Un observateur est un système dynamique que l'on peut appeler capteur informatique, puisqu'il est souvent implanté sur ordinateur afin de reconstituer ou d'estimer en temps réel l'état courant d'un système, en utilisant les mesures disponibles (généralement les informations entrée-sortie) [22]. Le structure de l'observateur est basé principalement sur la connaissance à priori du modèle mathématique du système à commander, dont un terme de correction est implémenté pour construire l'état inconnu.

Les motivations du besoin d'information sur les états internes du système sont :

- La commande du procédé exige la connaissance de ses états internes.

- La surveillance et le diagnostic du procédé généralement se font via l'utilisation de l'écart entre le comportement de l'observateur et celui du procédé.
- L'identification du procédé via l'estimation des grandeurs constantes qui paramètrent le modèle.

### IV.3.2. Observabilité des systèmes linéaires

Avant de passer au cas non linéaire, une description générale des observateurs linéaires est présentée dans cette partie pour mieux illustrer le principe d'un observateur. Considérons le système linéaire suivant [22]:

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax(t) + Bu(t) \\ y = Cx(t) \end{cases} \quad (\text{IV.11})$$

où  $x \in \mathfrak{R}^n$  représente le vecteur d'état,  $u \in \mathfrak{R}^m$  est le vecteur d'entrée,  $y \in \mathfrak{R}^p$  dénote le vecteur de sortie et les matrices  $A, B$  et  $C$  sont des matrices constantes de dimensions appropriées.

La propriété d'observabilité du système linéaire peut être formalisée de la façon suivante :

#### IV.3.2.1. Définition 1 : Observabilité

Le système (IV.11) est observable si, étant donné l'instant  $t_0$ , il existe un instant fini  $t_1$  tel que la connaissance de  $y(t_0, t_1)$  et  $u(t_0, t_1)$  permet de déterminer de manière unique l'état  $x(t_0) = x_0$  quel que soit l'entrée du système [23].

#### IV.3.2.2. Définition 2 : Condition du rang

L'observabilité du système (IV.11) est garantie si le rang de la matrice d'observabilité est égal à  $n$ . On dit alors que le système est observable [23].

$$\text{rang}(O) = \text{rang} \begin{pmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{n-1} \end{pmatrix} = n \quad (\text{IV.12})$$

Une fois l'observabilité du système linéaire (IV.11) est garantie par l'application de la condition du rang, il est possible de lui construire un observateur.

### IV.3.3. Observabilité des systèmes non linéaires

Les processus physiques sont très souvent représentés par des modèles non linéaires décrits sous la forme suivante [23] :

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x(t), u(t)) \\ y = h(x(t)) \end{cases} \quad (\text{IV.13})$$

L'observabilité du système non linéaire (IV.13) est caractérisée par le fait qu'à partir de la sortie mesurée, il faut être capable de discerner les différents états initiaux. L'observabilité est donc définie à partir de la notion d'indiscernabilité dont voici la définition [24].

#### IV.3.3.1. Définition3 : Indiscernabilité

Deux états initiaux  $x(t_0) = x_1$  et  $x(t_0) = x_2$  du système non linéaire (IV.13) sont dit indistinguables sur l'intervalle de temps  $[t_0, t_1]$  si, pour toute entrée  $u(t)$ , ses sorties respectives  $y_1(t)$  et  $y_2(t)$  sont identiques sur cet intervalle. Autrement dit [6] :

$$\forall x_1, x_2 \in \mathfrak{R}^n, x_1 \neq x_2 \Rightarrow \exists u \in U, y(x_1, u) = y(x_2, u)$$

Cette notion d'indiscernabilité de deux états initiaux nous permet de donner la définition suivante de l'observabilité

#### IV.3.3.2. Définition4 : Observabilité

Le système (IV.13) est dit observable, s'il n'existe pas de couple d'état initiaux distincts  $\{x_0(t) = x_1, x_0(t) = x_2\}$  indistinguables. Autrement dit :

$$\forall x_1, x_2 \in \mathfrak{R}^n, x_1 \neq x_2 \Rightarrow \exists u \in U, y(x_1, u) \neq y(x_2, u)$$

### IV.3.4. Principe des observateurs

Un observateur est un modèle mathématique qui permet de reconstituer les états internes d'un système à partir uniquement des données accessibles, d'entrée-sortie, c'est en quelque sorte un « *capteur logiciel* ». Le but d'un observateur est précisément de fournir une estimation de la valeur courante de l'état inconnu  $x(t)$  en fonction des grandeurs connues.

L'observation se fait en deux phase, la première est une étape d'estimation et la seconde est une étape de correction. L'estimation se fait par le calcul des grandeurs d'état à l'aide de

modèle proche du système, et la correction se fait par l'addition d'un terme de correction qui régit la dynamique et la robustesse de l'observateur [23].

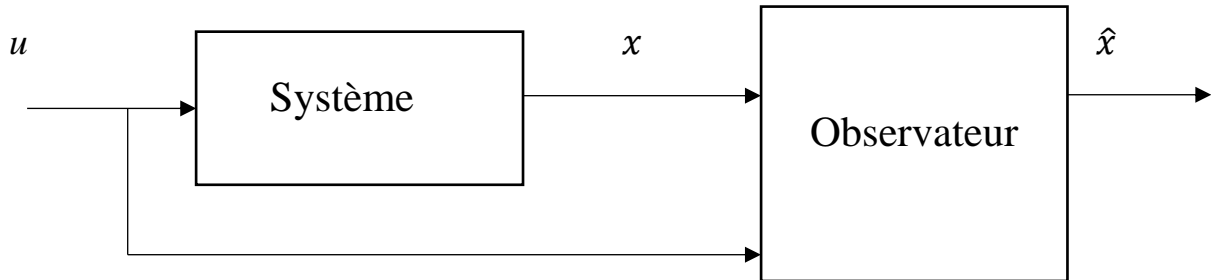


Figure IV.7 : Principe d'observateur.

#### IV.3.4.1. Observateur pour des systèmes linéaires

Une solution simple au problème d'estimation de vecteur d'état des systèmes linéaires a été proposée par Luenberger dans le cadre déterministe, et par Kalman dans le cadre stochastique.

##### IV.3.4.1.1. Observateur de Luenberger

La théorie de l'observation de Luenberger repose essentiellement sur des techniques de placement de pôles. L'observateur de Luenberger pour le système (IV.11) a la forme suivante :

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

La dynamique de l'erreur d'estimation  $e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$  est donnée par :

$$\dot{e}(t) = A_{obs}e(t) = (A - KC)e(t) \quad (\text{IV.15})$$

Dans ce cas, le gain d'observateur  $K$  est choisi tel que la matrice  $A_{obs}$  a des valeurs propres à partie réelle négative.

##### IV.3.4.1.2. Filtre de Kalman

Le filtre de Kalman a la même expression dans (IV.14), dont le gain d'observateur est formalisé afin de minimiser la covariance de l'erreur d'estimation  $P = E[e(t)e(t)^T]$  comme suit [23] :

$$k = PC^T R^{-1} \quad (\text{IV.16})$$



avec  $P$  la solution de l'équation de Riccati suivante :

$$AP + PA - PC^T R^{-1} CP + LQL^T = 0 \quad (\text{IV.17})$$

Avec  $R$  et  $Q$  sont les covariances des bruits sur la sortie et sur le vecteur d'état respectivement.

### IV.3.5. Observateur pour les systèmes non linéaires

La synthèse d'un observateur pour les systèmes non linéaires est une tâche délicate. En effet, il n'existe pas une méthode universelle ou systématique pour la synthèse d'observateurs pour ces systèmes. La plupart des approches non linéaires supposent que le modèle est parfaitement connu, hypothèse peu réaliste.

De façon générale, le principe d'observateur pour le système non linéaire de la La forme (IV.13) est donnée par :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = f(\hat{x}(t), u(t)) + G(y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{y} = h(\hat{x}(t)) \end{cases} \quad (\text{IV.18})$$

avec  $G(y(t) - \hat{y}(t))$  est le terme de correction.

La fonction non linéaire du système (IV.13) vérifie en général la condition de Lipschitz par rapport à  $x$ , i.e.

$$\|f(x_1) - f(x_2)\| \leq k \|x_1 - x_2\|$$

Avec cette condition, l'écart entre  $x(t)$  et  $\hat{x}(t)$ , i.e. l'erreur d'estimation  $\|e(t)\| = \|x(t) - \hat{x}(t)\|$ , peut converge asymptotiquement vers zéro.

Dans la littérature, plusieurs approches d'observation ont été proposés qui se diffère principalement entre eux dans le terme de correction. Citons à titre d'exemple l'observateur à grand gain et l'observateur par mode de glissement .

#### IV.3.5.1. Observateur à grand-gain

L'appellation « *grand-gain* » provient de la structure de l'observateur lorsque la fonction non linéaire possède une grande constante de Lipchitz, la moindre erreur entre l'état réel et

l'état estimé va se répercuter. Par conséquent le gain  $G$  de l'observateur doit être important pour compenser cette amplification de l'erreur [24].

Les observateurs à grand gain sont très répondus dans la littérature. Ils possèdent en général la structure suivante :

$$\dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}(t), u(t)) + k(y(t) - \hat{y}(t)) \quad (\text{IV.19})$$

avec  $k$  est le gain d'observation.

#### IV.3.5.2. Observateur par mode de glissement

L'observateur à mode glissant est un observateur qui comporte une fonction non linéaire *Signe* dans son terme de correction. Son principe consiste à contraindre, les dynamiques d'un système d'ordre  $n$  à converger vers une variété  $s$  dite surface de glissement. L'attractivité de cette surface est assurée par une condition **dite de glissement**. Si une telle condition est vérifiée, le système converge vers cette surface de glissement [25,22].

#### IV.3.6. Conception d'un observateur à mode de glissant

Dans le cas d'observateur à mode glissement, la surface de glissement n'est rien que l'erreur d'estimation entre les deux sorties, réelle et estimée.

La convergence au point d'équilibre est réalisée en deux phases :

- **Première phase**, la trajectoire des erreurs d'observation évolue vers la surface de glissement sur laquelle les erreurs entre la sortie de l'observateur et la sortie du système réel (les mesures)  $s = y - \hat{y}$  sont nulles. Cette étape qui est généralement très dynamique est appelée mode d'atteinte.
- **Seconde phase**, la trajectoire des erreurs d'observation glisse sur la surface de glissement avec des dynamiques imposées de manière à annuler toutes les erreurs d'observation. Ce dernier mode est appelé mode de glissement.

L'observateur par mode de glissement candidat pour le système non linéaire (IV.13) est défini par :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = f(\hat{x}, u) - k \text{sign}(s) \\ \hat{y} = h(\hat{x}) \end{cases} \quad (\text{IV.20})$$

avec  $k$  est le gain d'observation.

On remarque que l'observateur obtenu est une copie du modèle du système plus un terme correcteur qui établit la convergence de  $\hat{x}$  vers  $x$ .

Le terme de correction utilisé est proportionnel à la fonction discontinue signe appliquée à l'erreur de sortie ou la fonction signe ( $x$ ) est définie par :

$$\text{sign}(s) = \begin{cases} 1 & \text{si } s > 0 \\ 0 & \text{si } s = 0 \\ -1 & \text{si } s < 0 \end{cases} \quad (\text{IV.21})$$

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

- La première condition concerne le mode d'atteinte et garantit l'attractivité de la surface de glissement  $s = 0$ . La surface de glissement est attractive si la fonction de Lyapunov  $V = s^T s$  vérifie la condition :  $\dot{V}(x) < 0$  si  $s \neq 0$ .
- La deuxième condition concerne le mode glissant, durant cette étape, le gain d'observation  $k$  agit de manière à satisfaire la condition d'invariance suivante :  $\begin{cases} \dot{s} = 0 \\ s = 0 \end{cases}$ .

#### IV.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné un bref rappel sur les réseaux de neurones artificiels et les observateurs linéaires et non linéaires.

L'architecture des réseaux de neurones a été détaillée et leur propriété d'approximation universelle a été aussi discutée. Ces réseaux de neurones seront utilisés par la suite pour l'approximation des perturbations externes inconnues.

On a aussi mentionné que la structure générale d'un observateur (linéaire ou non linéaire, à grand gain ou mode glissant) est composée d'une copie du modèle du système et d'un terme de correction qui garantit la convergence de l'état estimé vers l'état réelle. Dans le chapitre qui suit, les observateurs seront employés pour estimer les états.

## Commande linéarisante par retour d'état basée sur un observateur neuronal

### V.1. Introduction

La contribution de ce chapitre consiste à concevoir une commande vectorielle linéarisante par retour d'état augmentée par un observateur d'état pour estimer conjointement le flux rotorique et la vitesse. Dans cet observateur, un approximateur neuronal de fonctions est incorporé pour approximer les perturbations externes inconnues (la charge à titre d'exemple). L'observateur proposé est adaptatif comme les paramètres des réseaux de neurones sont estimés en ligne. Cette commande est ensuite testée via des simulations numériques sur le modèle simplifié de la machine asynchrone donné par le modèle (II.27).

### V.2. Observateur non linéaire adaptatif augmenté par un RN de type RBF

Considérons le système non linéaire suivant avec la structure:

$$\begin{aligned}\dot{x} &= Ax + B_1 u + f(x, y, u) + B_2 \tau \\ y &= Cx\end{aligned}\tag{V.1}$$

où  $A \in \mathfrak{R}^{n \times n}$  est une matrice connue,  $B_1 \in \mathfrak{R}^{n \times m_1}$  est une matrice de commande connue et  $u \in \mathfrak{R}^{m_1}$  est le vecteur des entrées étant supposé connue et  $B_2 \in \mathfrak{R}^n$  est un vecteur connu d'entrée, tandis que le  $C \in \mathfrak{R}^{p \times n}$  est la matrice de sortie,  $f(x, y, u): \mathfrak{R}^n \times \mathfrak{R}^1 \rightarrow \mathfrak{R}^n$  est une fonction partiellement inconnue, le  $\tau \in L_\infty$  représente les dynamiques non modélisées ou les perturbations externes inconnues.

Avant de concevoir notre observateur pour la MAS, nous faisons les suppositions suivantes [17]:

- **Supposition 1** : La paire  $(A, C)$  est observable.
- **Supposition 2** : La perturbation inconnue externe est estimée en ligne via le RN de type RBF suivant :  $\hat{\tau}(t) = W^T \delta(\bar{x})$ ,

- **Supposition 3** : Le vecteur des paramètres (ou bien le vecteur des poids)  $W$  est et supposé borné et  $\dot{W} = 0$
- **Supposition 4**: Les signaux  $y$  (*les sorties mesurées pour notre machine sont les courants statoriques*) et  $u$  sont des signaux mesurables. Celle-ci est une hypothèse classique dans la littérature consacrée aux observateurs.

Sous les hypothèses précédentes, on propose un observateur non linéaire adaptatif augmenté par un réseau de neurones de type RBF. L'observateur permet d'estimer les états non mesurés à savoir la vitesse et le flux. Cependant, les RN de type RBF c'est pour estimer en ligne le couple mécanique de charge. Cet observateur a la forme suivante :

$$\begin{aligned}\dot{\hat{x}} &= A\hat{x} + B_1u + f(\hat{x}, u, y) + B_2\hat{\tau} + L(y - C\hat{x}) \\ \hat{\tau} &= W^T \delta(\bar{x}) \\ \dot{\hat{W}} &= \gamma \delta(\bar{x}) Fe\end{aligned}\tag{V.2}$$

où  $\hat{x}$  représente les estimées du vecteur d'état,  $\delta(\bar{x}) = \exp\left(-\frac{\|\bar{x} - c\|}{2b^2}\right)$  est la fonction d'activation des RN., avec  $b$  est un scalaire positive et  $c$  est un vecteur des centres des RBF ayant la même dimension que le vecteur  $\bar{x}$ . Le vecteur  $\hat{W}$  est estimé des poids des RBF.

$\gamma$  est le gain d'adaptation ou d'apprentissage.  $L$  est la matrice des gains d'observateur.

Maintenant notons  $A_o = A - LC$ ; et par  $P$  et  $Q$  les matrices symétriques et définies positives étant solutions de l'équation matricielle de Lyapunov :

$$A_o^T P + P A_o = -Q\tag{V.3}$$

Le gain  $F$  est obtenu utilisant la relation suivante [17] :

$$P B_2 = C^T F^T\tag{V.4}$$

- **Estimation de la vitesse mécanique et du couple de charge :**

Comme le couple de charge est inconnu, on devrait le mesurer via des capteurs afin de le compenser. Puisque ce type de capteur est trop cher ; donc il convient d'intégrer dans le contrôleur un observateur de perturbations ou un approximateur de fonctions en ligne (e.g. les systèmes flous ou les RN) pour l'estimer. Donc, une bonne solution a pu être l'utilisation de l'observateur de couple de charge.

La partie concernée par la conception d'observateur dans le modèle dq (II.27) est

$$\begin{aligned} \dot{i}_{sq} &= -\gamma i_{sq} + \hat{\omega}_s i_{sd} + Kp\Omega \hat{\phi}_{rd} + \frac{1}{\sigma L_s} V_{sq} \\ \dot{\Omega} &= \frac{pM}{L_s J_m} \hat{\phi}_{rd} i_{sq} - \frac{f_m}{J_m} \Omega - \frac{\tau_d}{J_m} \end{aligned} \quad (\text{V.5})$$

La pulsation statorique et le flux rotorique sont estimés via l'utilisation des équations d'état suivantes :

$$\dot{\hat{\theta}}_s = \hat{\omega}_s = \frac{M \hat{i}_{sq}}{T_r \hat{\phi}_{rd}} + p\Omega \quad (\text{V.6})$$

$$\dot{\hat{\phi}}_{rd} = \frac{M}{T_r} \hat{i}_{sd} - \frac{\hat{\phi}_{rd}}{T_r} \quad (\text{V.7})$$

Les points clés suivants sont utilisés pour construire l'observateur :

- Le courant statorique  $i_{sq}$  est supposé mesurable,
- Les entrées de l'observateur sont  $u = [i_{sd}, \hat{\omega}_s, \hat{\phi}_{rd}, V_{sq}]$ ,
- Le couple de charge  $\tau$  est considéré comme une perturbation externe inconnue qui sera estimée en ligne en utilisant les RN de type RBF.

En utilisant l'observateur adaptatif (V.2) et le modèle réduit (V.5) de la MAS, on obtient :

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{\hat{i}}_{sq} \\ \dot{\hat{\Omega}} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} -\gamma & 1 \\ 0 & -\frac{f_m}{J_m} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{i}_{sq} \\ \hat{\Omega} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\hat{\Omega} + \hat{\omega}_s i_{sd} + Kp\Omega \hat{\phi}_{rd} \\ \frac{pM}{L_s J_m} \hat{\phi}_{rd} i_{sq} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 \end{bmatrix} V_{sq} + \\ & \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{1}{J_m} \end{bmatrix} w^T \delta(\bar{x}) + L(i_{sq} - \hat{i}_{sq}) \\ y &= i_{sq} \end{aligned} \quad (\text{V.8})$$

Selon la structure d'observateur (IV.2), les matrices  $A$ ,  $B_1$  et  $B_2$  sont donc définies par :

$$A = \begin{bmatrix} -\gamma & 1 \\ 0 & -\frac{f_m}{J_m} \end{bmatrix}, \quad B_1 = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 \end{bmatrix}, \quad B_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{1}{J_m} \end{bmatrix}. \quad (\text{V.9})$$

La fonction connue  $f(x, y, u)$  et l'estimée de la perturbation inconnue (couple de charge) sont définies par :

$$f(x, y, u) = \begin{bmatrix} -\hat{\Omega} + \hat{\omega}_s i_{sd} + Kp\hat{\Omega}\hat{\phi}_{rd} \\ \frac{pM}{L_s J_m} \hat{\phi}_{rd} i_{sq} \end{bmatrix}; \quad \hat{\tau} = w^T \sigma(\bar{x}) \quad (\text{V.10})$$

$L = [L_1 \quad L_2]^T$  est le gain de l'observateur qui doit être choisi d'une manière appropriée (et surtout assez grand pour assurer une convergence rapide des états estimés vers les états réels).

### V.3. Analyse de la stabilité

Dans cette section, la stabilité du système en boucle fermée (MAS + observateur + contrôleur) sera démontrée.

Considérons la fonction candidate de Lyapunov suivante :

$$L = L_1 + L_2 \quad (\text{V.11})$$

où  $L_1$  et  $L_2$  sont deux fonctions de Lyapunov candidates associées respectivement aux erreurs de poursuite (au contrôleur) et aux erreurs d'observation et d'estimation paramétriques (observateur adaptatif neuronal proposé) :

$$L_1 = \frac{e_1^2}{2} + \frac{e_2^2}{2} + \frac{e_3^2}{2} + \frac{e_4^2}{2} \quad (\text{V.12})$$

$$L_2 = \frac{e_o^T P e_o}{2} + \frac{\tilde{W}^T \tilde{W}}{2\gamma}$$

avec  $e_i$ , pour  $i=1,2,3,4$  étant les erreurs de poursuite,  $e_o = x - \hat{x}$  l'erreur d'observation,  $\tilde{W} = W - \hat{W}$  l'erreur d'estimation paramétrique.

En dérivant par rapport au temps l'expression (V.12), on obtient :

$$\dot{L} = \dot{L}_1 + \dot{L}_2 \quad (\text{V.13})$$

où

$$\dot{L} = \dot{e}_1 e_1 + \dot{e}_2 e_2 + \dot{e}_3 e_3 + \dot{e}_4 e_4 + \frac{\dot{e}_o^T P e_o}{2} + \frac{e_o^T P \dot{e}_o}{2} + \dot{\tilde{W}}^T \gamma^{-1} \tilde{W} + \tilde{W}^T \gamma^{-1} \dot{\tilde{W}} \quad (\text{V.14})$$

L'erreur d'observation est déterminée à partir de (V.2) comme suit:

$$\begin{aligned}\dot{e}_o &= A_o e_o + B_2 \tilde{W}^T \delta(\bar{x}) \\ \dot{e}_o^T &= e_o^T A_o^T + \delta(\bar{x})^T \tilde{W} B_2^T\end{aligned}\quad (\text{V.15})$$

La substitution de l'expression (III.21) dans (V.14) donne :

$$\dot{L} = -k_{p1}e_1^2 - k_{p2}e_2^2 - k_{p3}e_3^2 - k_{p4}e_4^2 + \frac{\dot{e}_o^T P e_o}{2} + \frac{e_o^T P \dot{e}_o}{2} + \dot{\tilde{W}}^T \gamma^{-1} \tilde{W} + \tilde{W}^T \gamma^{-1} \dot{\tilde{W}} \quad (\text{V.16})$$

La substitution de l'erreur d'observation (V.15) et de la loi d'adaptation (V.2) dans l'expression (V.16), on obtient :

$$\begin{aligned}\dot{L} = & -k_{p1}e_1^2 - k_{p2}e_2^2 - k_{p3}e_3^2 - k_{p4}e_4^2 + \frac{(e_o^T A_o^T + \delta(e)^T \tilde{W} B^T) P e_o}{2} + \frac{e_o^T P (A_o e_o + B \tilde{W}^T \delta(e))}{2} - \\ & \frac{\tilde{W}^T \gamma^{-1} (\gamma \delta(e) F e)}{2} - \frac{(\gamma \delta(e) F e)^T \gamma^{-1} \tilde{W}}{2}\end{aligned}\quad (\text{V.17})$$

L'expression précédente peut être simplifiée comme suit :

$$\dot{L} = -k_{p1}e_1^2 - k_{p2}e_2^2 - k_{p3}e_3^2 - k_{p4}e_4^2 - e_o^T Q e_o \quad (\text{V.18})$$

Par conséquent, toutes les erreurs sont stables au sens de Lyponouv [19].

#### V.4. Simulation

Les valeurs utilisées des paramètres de la machine dans cette simulation sont données dans le Tableaux II.1. Les paramètres des gains des contrôleurs sont choisis comme suit :

$$k_{p1} = k_{p2} = 10, k_{p3} = k_{p4} = 10$$

Les paramètres de reseau de neurons et observateur sont:

$$\gamma=5, L=[60, 100]$$

Les résultats de simulation sont donnés dans les Figures (V.1)-(V.7). D'après ces figures, on remarque que l'observateur d'ordre réduit a estimé correctement la vitesse et que l'estimateur neuronal a adéquatement approximé le couple de charge. Le contrôleur a bousté les états à suivre leurs références imposées. Les commandes générées sont bornées et restent dans la plage nominale.



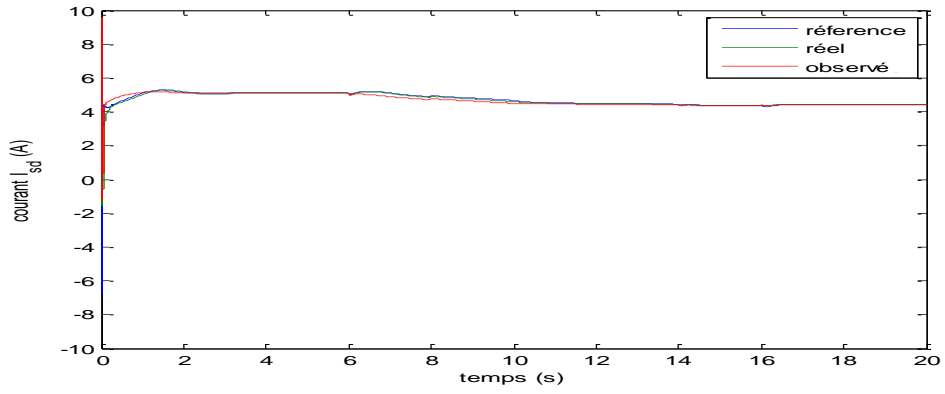


Figure V.1 : Comparaison entre le courant statorique (selon l'axe  $d$ ) de référence, réel et observé

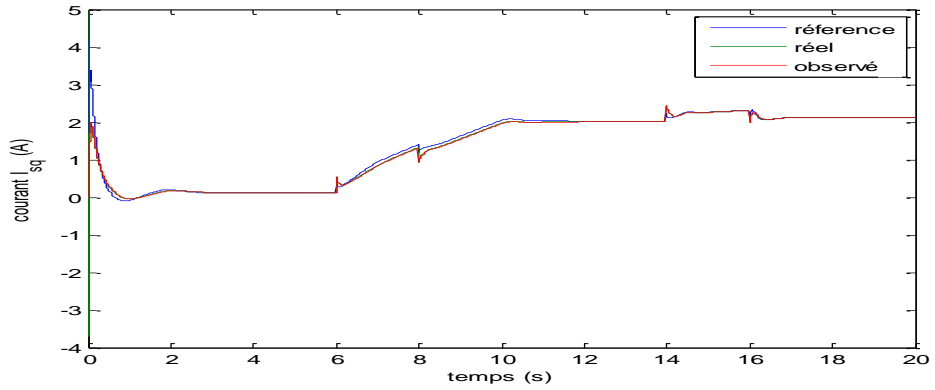


Figure V.2 : Comparaison entre le courant statorique (selon l'axe  $q$ ) de Référence, réel et observé.

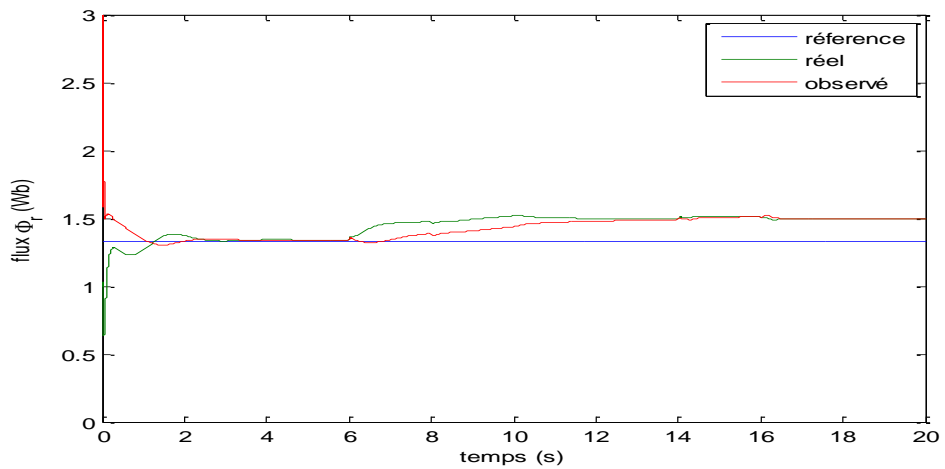


Figure V.3 : Comparaison entre le flux rotorique de référence, réel et observé.

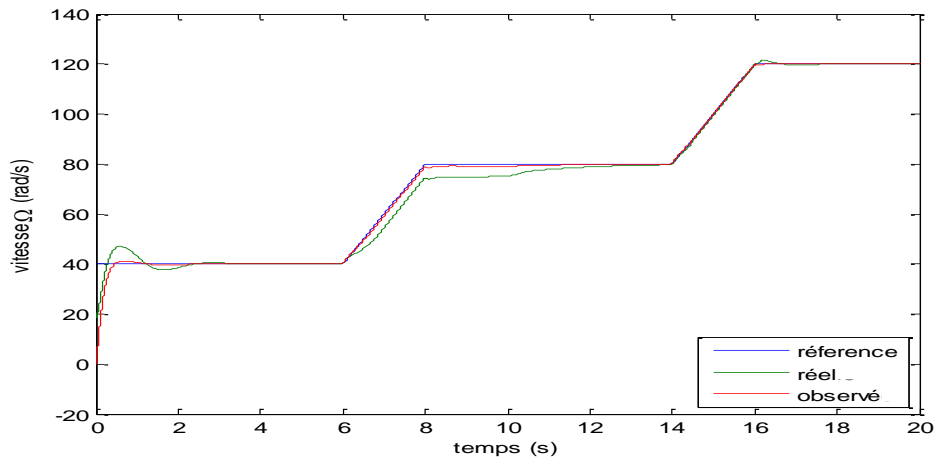


Figure V.4 : Comparaison entre la vitesse de référence, réel et observé.

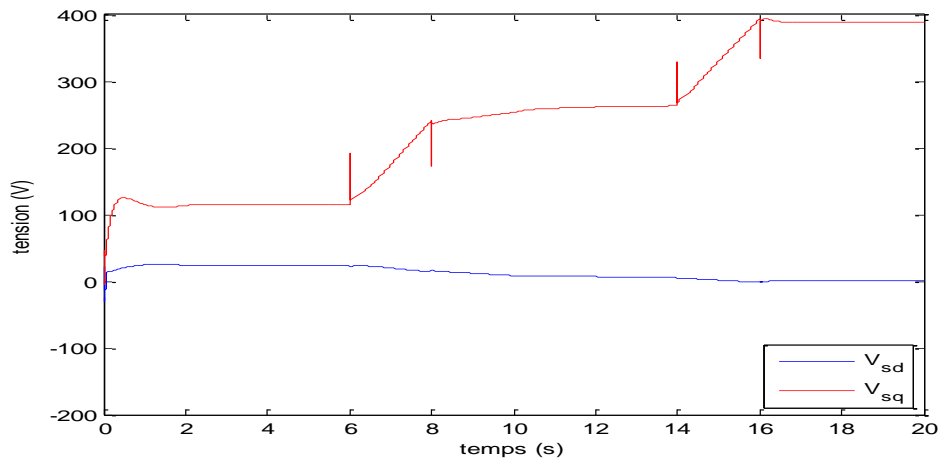


Figure V.5 : Commandes  $V_{sd}$  et  $V_{sq}$ .

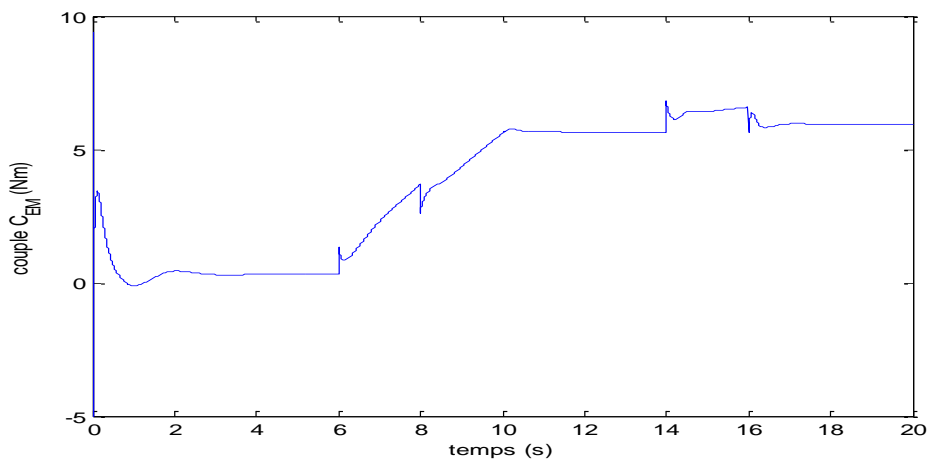
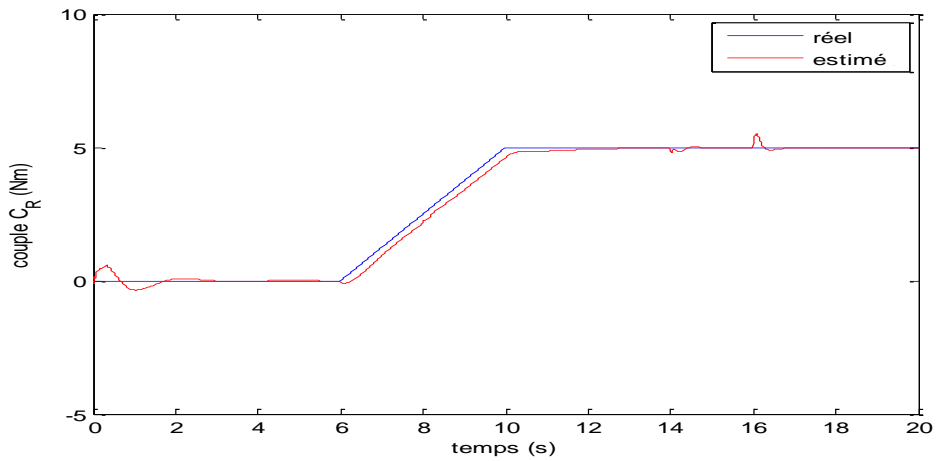


Figure V.6 : Couple électromagnétique.



**Figure V.7 :** Comparaison entre le couple résistant réel et estimé.

## V.5. Conclusions

Dans ce chapitre, on a conçu une commande vectorielle linéarisante par retour d'état. Cette commande a été associée à un observateur pour estimer la vitesse et le flux rotorique. Pour estimer en ligne les couples de charge, un RN adaptatif a été incorporé dans cet observateur.

Cette commande a été ensuite appliquée à la MAS dans un cadre de simulation numérique et les résultats obtenus sont très encourageants.

## Conclusion générale

Le travail présenté dans ce mémoire concerne la conception d'une commande vectorielle linéarisante par retour d'état avec et sans observateur pour les machines asynchrones.

Dans les chapitres 1 et 2, on a fait une courte introduction sur les machines électriques et l'accent est particulièrement mis sur la modélisation et la construction de la machine asynchrone.

Dans le chapitre 3, on a appliqué une commande vectorielle linéarisante (par retour d'état) mais sans observateur sur la MAS. Sous une supposition forte (qui concerne la mesurabilité complète des états et la connaissance parfaite du couple de charge), les simulations effectuées en utilisant cette commande ont donné des résultats satisfaisants.

Dans le chapitre 4, on a présenté un aperçu sur les réseaux de neurone et les observateurs d'état linéaires et non linéaires. A partir de ces théories, on a élaboré une commande vectorielle linéarisante (par retour d'état) avec observateur pour la MAS dans le chapitre 5.

Dans le chapitre 5, qui constitue le cœur de notre travail, on a appliqué à la machine asynchrone une commande vectorielle linéarisant par retour d'état avec observateur. Les résultats de simulation obtenus ont montré que cette commande est robuste vis-à-vis le couple de charge.

En enfin et en termes de perspective, nous proposons d'améliorer les résultats par l'utilisation d'autres techniques d'intelligences artificielles (systèmes flous, algorithmes d'optimisation stochastiques, ...) et d'autres types d'observateurs (comme les observateurs à modes glissants).

---

## Bibliographie

---

- [1] M. Kostenko et L. piotrovski, **“Machines électriques”**, Tomes I et II, édition de Moscou (Mir), **1969**, (réédité en 1979).
- [2] M.Poloujadoff, **“Machine asynchrone -Régimes quelconques”**, Encyclopédie de techniques de l'ingénieur, **2000**.
- [3] J. Caron **“Modélisation et commande de la machine asynchrone”**, vol.7, TECHNIP, coll. ‘Méthodes et pratique’, **1995**.
- [4] H.Chekireb. **“Investigation sur les modèles de commande non linéaire de la machine asynchrone”**. thèse de doctorat, ENP, **2003**.
- [5] M. PINARD **“Commande électronique des moteurs électrique”** Edition DUNOD, année **2004**.
- [6] C. Canudas de Wit, **“modélisation control vectoriel et DTC ”**, commande des moteurs asynchrone volume 1, **2001**.
- [7] G.Buche **“Commande vectorielle de machine asynchrone en environnement temps réel Matlab/Simulink”** mémoire d'ingénieur, C.N.A.M Grenoble **2001**.
- [8] Khenifar, Boudab.’ **“Modélisation de la machine à induction triphasé en vue de sa commande vectorielle”**. Mémoire d'ingénieur, université de Jijel.**2007**
- [9] S. Zaidi. **“Command non linéaire du moteur à induction ”**mémoire de magister, université de Batna, 2006.
- [10] A.Djahber : **“sur l'application de commandes adaptatives à une machine asynchrone alimentée avec pilotage vectoriel”** mémoire de magister ENP Alger. Nov. **1998**.
- [11] T.Von Raumer. **“Commande adaptative non linéaire de la machine asynchrone”**. These de doctorat,INP Grenoble,**1994**.
- [12] E. merabet **“Commande floue Adaptative d'une Machine Asynchrone double Etoile”**, Mémoire de Magister en Electrotechnique Université de Batna **2008**.
- [13] N. Boudermine et M. Chaibdour. **“Régulation Automatique D'une machine asynchrone par un convertisseur statique”**. PFE. Université de Jijel, **2016**.
- [14] J.-P. Caron, J.-P. Hautier. **“Modélisation et commande de la machine asynchrone”**,Edition technip, **2002**.
- [15] S. Alia et S. Guedda. **“commande vectorielle d'une machine à induction”**. Université EchahidHamma Lakhdar d'El-Oued, **2018**.
- [16] A. Zibra. **“Commande par mode glissement d'un machine asynchrone”**. Mémoire

---

## Bibliographie

---

- fin d'étude, année **2005**.
- [17] M. Boufadene et M. Belkheiri. **“Adaptive nonlinear observer augmented by radial basis neural network for a nonlinear sensorless control of an induction machine”**. University amar telidji of laghouat. vol.12, No.1.**2018**.
- [18] J.J.E. Slotine, W.Li. **“Applied nonlinear control”**. Printence Hall,**1991**.
- [19] H.K. Khalil and J. W. Grizzle **“Nonlinear systems”** Prentice-Hall, New Jersey, **2002**.
- [20] C. Bouchocha et A. Sabti. **“Commande adaptative neuronale d'un robot mobile non\_Holonome”**. PFE. Université de Jijel. Année **2016**.
- [21] M. Hassoun, **“Fundamentals of Artificial Neural Networks”**, MIT Press, **1995**.
- [22] S. Draa et N. Belal. **“commande adaptative avec observateur d'un Quadrotor”**. Mémoire de master. université de jijel .**2017**.
- [23] T. Ourth, N. Phuoc V.T Pietrzak -David M. et de fomel b. **“sensorlees speed control of induction motor drives Using observer based vector control “In proceeding of the conference ICEM.92 Manchester, 1992**.
- [24] R. Alvarez Salas. **“Développement de lois de commandes avec observateurs pour machine asynchrone”**. Thèse de doctorat, INP Grenoble,**2002**.
- [25] A. Aibech, **“Commande vectorielle robuste de la machine asynchrone avec estimation du flux rotorique en temps réel ”**. Thèse de Magister. Université M'hamed Bougara- Boumerdes. Faculté des hydrocarbures et de la Chimie .**2009**.